

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE MINAS  
GERAIS – *CAMPUS* SÃO JOÃO EVANGELISTA  
BACHARELADO EM ENGENHARIA FLORESTAL

Rafael Gomes Leão

**ESTRATÉGIAS PARA O CÁLCULO DE LIMITES DE CONFIANÇA EM  
INVENTÁRIOS FLORESTAIS**

São João Evangelista

2026

RAFAEL GOMES LEÃO

**ESTRATÉGIAS PARA O CÁLCULO DE LIMITES DE CONFIANÇA EM  
INVENTÁRIOS FLORESTAIS**

Trabalho de conclusão de curso, apresentado ao Curso Bacharelado em Engenharia Florestal do Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia de Minas Gerais – *Campus* São João Evangelista para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Florestal.

Orientador: Dr. Bruno Oliveira Lafetá

São João Evangelista

2026

---

L437e Leão, Rafael Gomes.  
Estratégias para o cálculo de limites de confiança em inventários florestais/ Rafael Gomes Leão – 2025.  
24f.: il.

Orientador: Dr. Bruno Oliveira Lafetá.  
Trabalho de Conclusão de Curso (bacharelado em Engenharia Florestal) – Instituto Federal Minas Gerais. *Campus* São João Evangelista, 2025.

1. Log-normal. 2. Intervalo de confiança. 3. Normal. 4. Reamostragem. I. Leão, Rafael Gomes. II. Instituto Federal de Minas Gerais *Campus* SJE. III. Título.

CDD 634.92

---

Catálogo: Esther Soares Cunha - CRB-6/4333


Rafael Gomes Leão

## ESTRATÉGIAS PARA O CÁLCULO DE LIMITES DE CONFIANÇA EM INVENTÁRIOS FLORESTAIS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Engenharia Florestal do Instituto Federal de Minas Gerais – *Campus* São João Evangelista para obtenção do grau de bacharelado em Engenharia Florestal.


Aprovada em 12/01/2026

### BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente  
 BRUNO OLIVEIRA LAFETA  
Data: 26/01/2026 19:48:23-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>


---

Prof. Dr. Bruno Oliveira Lafetá (Orientador)  
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais – *campus* São João Evangelista

Documento assinado digitalmente  
 IVAN DA COSTA ILHEU FONTAN  
Data: 28/01/2026 19:24:29-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Prof. Dr. Ivan da Costa Ilhéu Fontan  
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais – *campus* São João Evangelista

Documento assinado digitalmente  
 CAROLINE JUNQUEIRA SARTORI  
Data: 29/01/2026 14:01:05-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Dr<sup>a</sup>. Caroline Junqueira Sartori  
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais – *campus* São João Evangelista

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço, primeiramente, a Deus, por me conceder força, sabedoria e perseverança ao longo desta jornada acadêmica, à minha mãe, Cristina Leão Araújo Costa, e ao meu pai, Luciano Gomes da Silva expresso minha mais profunda gratidão pelo amor incondicional, pelo apoio constante e pelos incentivos que foram essenciais para a realização deste trabalho e para minha formação pessoal e profissional. Ao meu irmão, Bruno Miguel Gomes Leão, agradeço pelo companheirismo, incentivo e apoio em todos os momentos.

Ao meu orientador, Dr. Bruno Oliveira Lafetá, agradeço pela dedicação, paciência, orientação e valiosas contribuições ao longo do desenvolvimento deste trabalho, fundamentais para o meu crescimento acadêmico, e aos demais professores que contribuíram para minha formação profissional, deixo meu sincero agradecimento pelos ensinamentos, pela inspiração e pelo comprometimento com a educação.

Aos meus amigos e colegas de turma, especialmente à turma EFL211, agradeço pela convivência, pela troca de conhecimentos, pelo apoio mútuo e pelos momentos compartilhados durante essa trajetória.

A todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a conclusão deste trabalho, minha eterna gratidão.

## RESUMO

O objetivo foi avaliar diferentes estratégias para o cálculo de limites de confiança em inventários florestais. O banco de dados foi proveniente de simulações computacionais a partir de combinações entre duas tipologias vegetais (Cerrado Típico e Floresta Estacional Semidecidual), duas distribuições amostrais (Normal e Log-normal), quatro tamanhos de amostra (5, 10, 15 e 20 ua) e quatro níveis de variabilidade volumétrica (coeficientes de variação de 5, 10, 20 e 30%). Ao todo, foram simulados 64 cenários, cada um com 200 amostras. Os limites de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ) de cada amostra foram calculados pelos métodos: (A) abordagem clássica, baseada na distribuição *t*-Student e na média como medida de tendência central; (B) Bootstrap Percentil; (C) Jackknife-*z*; e (D) abordagem similar ao Método A, mas utilizando a mediana. Os limites obtidos pelo Método A foram os mais precisos, com maior percentual de amostras em que a média populacional do volume estava contida dentro dos intervalos de confiança. Em média, esse percentual foi de 90,1% para amostras com distribuições normais e de 89,8% para amostras log-normais. Conclui-se que o método A é robusto para a estimativa dos limites de confiança em amostras com distribuição Normal ou Log-Normal, mesmo sob alta variabilidade e tamanhos reduzidos.

**Palavras-chave:** log-normal. intervalo de confiança. normal. reamostragem.

## ABSTRACT

This work aimed to evaluate different strategies for calculating confidence limits in forest inventories. Dataset was derived from computational simulations based on combinations of two vegetation types (Typical Cerrado and Seasonal Semideciduous Forest), two sample distributions (Normal and Log-normal), four sample sizes (5, 10, 15, and 20 sampling units), and four levels of volumetric variability (coefficients of variation of 5, 10, 20, and 30%). A total of 64 scenarios were simulated, each consisting of 200 samples. Confidence limits ( $1 - \alpha = 0.90$ ) for each sample were estimated using the following methods: (A) classical approach, based on the t-Student distribution and the mean as a central tendency measure; (B) Percentile Bootstrap; (C) Jackknife-z; and (D) a variation of Method A, replacing the mean with the median. Method A yielded the most precise limits, with a higher percentage of samples containing the population mean volume within confidence intervals. On average, this percentage was 90.1% for normally distributed samples and 89.8% for log-normally distributed samples. It is concluded that Method A is robust for estimating confidence limits in samples following a Normal or Log-normal distribution, even under high variability and small sample sizes.

**Keywords:** Log-normal. confidence interval. normal. resampling.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1. Distribuição dos limites de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ) representada por boxplots para inventários florestais simulados da tipologia Cerrado Típico em Minas Gerais.....15
- Figura 2. Distribuição dos limites de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ) representada por boxplots para inventários florestais simulados da tipologia Floresta Estacional Semidecidual em Minas Gerais.....17
- Figura 3. Representação gráfica da densidade relativa de resíduos percentuais entre a medida de tendência central dos métodos estatísticos e a média populacional do volume da tipologia Cerrado Típico de Minas Gerais.....20
- Figura 4. Representação gráfica da densidade relativa de resíduos percentuais entre a medida de tendência central da amostra dos métodos estatísticos e a média populacional do volume da tipologia Floresta Estacional Semidecidual de Minas Gerais.....21

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Percentual de amostras em que a média populacional do volume das tipologias vegetais estava incluída no intervalo de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ), considerando diferentes tamanhos de amostra, variabilidade e métodos estatísticos.....	18
--	----

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>10</b>
<b>2. MATERIAL E MÉTODOS.....</b>	<b>12</b>
<b>2.1 Descrição dos dados amostrais.....</b>	<b>12</b>
<b>2.2 Análises estatísticas.....</b>	<b>13</b>
<b>3. RESULTADOS.....</b>	<b>15</b>
<b>4. DISCUSSÃO .....</b>	<b>22</b>
<b>5. CONCLUSÕES .....</b>	<b>25</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>26</b>

## 1. INTRODUÇÃO

A estimativa de limites do intervalo de confiança do volume em inventários florestais é fundamental para o planejamento e a tomada de decisões assertivas no manejo sustentável e na regularização de intervenções ambientais. Esses limites fornecem informações quantitativas sobre a precisão das amostragens, permitindo identificar prováveis desvios em relação às metas de manejo e orientar ações preventivas e corretivas em diferentes contextos de produtividade.

Os limites inferior e superior de confiança são margens estatísticas calculadas a partir de uma amostra e, em conjunto, definem um intervalo dentro do qual o valor real do parâmetro populacional tem uma probabilidade predefinida de estar incluído, conhecida como nível de confiança (MOKHTAR *et al.*, 2023). Contudo, as implicações do cálculo desses limites para diferentes distribuições amostrais ainda não estão completamente elucidadas em inventários de vegetações lenhosas. A redução do esforço amostral durante a conferência de inventários não garante que a média da subamostra esteja sempre contida no intervalo calculado. Salienta-se que negligências na representatividade e na variabilidade da amostra resultam em imprecisões, particularmente diante maiores assimetrias biométricas da tipologia vegetal, já que esse intervalo é uma estimativa do parâmetro populacional e não da média da subamostra.

O processamento das informações quantitativas levantadas em inventários baseia-se tradicionalmente na distribuição *t*-Student para o cálculo dos limites de confiança (CAMPOS; LEITE, 2017). Esses limites representam o erro de amostragem absoluto (ou margem de erro), estimado pela multiplicação entre o valor crítico *t* tabelado e o erro padrão da média. Como a distribuição *t*-Student é simétrica, sob a suposição de normalidade dos dados, os limites são equidistantes em relação à média amostral (MOKHTAR *et al.*, 2023; ZALSHA; WOLTER, 2024).

Para a aplicação dessa metodologia clássica e de outras estratégias paramétricas, é essencial conhecer previamente a distribuição amostral do estimador (SEVERIANO *et al.*, 2011). No entanto, quando essa distribuição é desconhecida, assimétrica ou contém valores discrepantes (outliers), métodos baseados em reamostragem têm sido propostos como alternativas menos sensíveis à assimetria (robustez assimétrica) para a construção de limites intervalares (MAIR; WILCOX, 2020; CHEUNG *et al.*, 2023). Jackknife e Bootstrap são exemplos de procedimentos que permitem realizar inferências sobre uma população por meio da reamostragem ou subamostragem dos dados amostrais.

O Bootstrap é uma técnica de reamostragem com reposição que gera uma distribuição empírica a partir de múltiplas reamostras extraídas da amostra original, ambas de mesmo tamanho (EFRON, 1979). A metodologia Bootstrap Percentil, por sua vez, é um procedimento simples e popular para a estimativa de intervalos de confiança, utilizando os percentis da distribuição empírica simulada. Por exemplo, os percentis de 2,5% e 97,5% dessa distribuição são frequentemente empregados para definir um intervalo de confiança de 95% (CHEUNG *et al.*, 2023; MOKHTAR *et al.*, 2023; WANG *et al.*, 2022).

A abordagem Jackknife, proposta por QUENOUILLE (1949) e aprimorada por TUKEY (1958), é uma técnica de reamostragem considerada menos intensiva e mais rápida computacionalmente que o Bootstrap (SEVERIANO *et al.*, 2011). Os estimadores Jackknife são calculados com base em subamostras oriundas da exclusão sistemática de uma unidade amostral por vez, resultando em subamostras menores que a amostra original (CARO-CARRETERO *et al.*, 2024). A metodologia Jackknife- $z$  tem sido amplamente utilizada na construção de intervalos de confiança devido às dificuldades associadas ao estabelecimento dos graus de liberdade da Jackknife- $t$  (ZALSHA; WOLTER, 2024). O uso da estatística  $z$  decorre da propriedade assintótica do Jackknife, proporcionando aproximações robustas dos limites de confiança com o aumento do tamanho das amostras, mesmo em distribuições assimétricas (SEVERIANO *et al.*, 2011).

Mediante exposto, as seguintes hipóteses foram testadas: (i) o método tradicional baseado na distribuição  $t$ -Student mantém precisão na estimativa de intervalos de confiança em amostras assimétricas? (ii) técnicas de reamostragem oferecem estimativas mais robustas nesses casos? O objetivo do presente trabalho foi avaliar diferentes estratégias para o cálculo de limites de confiança em inventários florestais, especialmente para amostras que não seguem distribuição normal.

## 2. MATERIAL E MÉTODOS

### 2.1 Descrição dos dados amostrais

O banco de dados foi elaborado por meio de simulações computacionais de inventários florestais para diferentes cenários hipotéticos, organizados de acordo com um esquema de combinações  $2 \times 2 \times 4 \times 4$ . Foram analisadas duas tipologias vegetais, duas distribuições amostrais, quatro tamanhos de amostra (número de parcelas ou unidades amostrais, ua) e quatro níveis de variabilidade volumétrica do componente lenhoso. Ao todo, foram simulados 64 cenários, cada um com 200 amostras.

Adotaram-se os valores de  $30,67 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  para o Cerrado Típico e de  $83,33 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$  para a Floresta Estacional Semidecidual como referências para a média volumétrica populacional. Esses valores são convencionalmente utilizados nos casos em que o volume de madeira proveniente de desmatamento ou queimada irregular não pode ser apurado, conforme o Decreto 47.580 (MINAS GERAIS, 2018), que regulamenta a taxa florestal do estado de Minas Gerais (MG).

As distribuições amostrais simuladas seguiram os modelos de distribuição Normal e Log-normal, gerados por meio das funções “rnorm” e “rlnorm” do pacote stats do software R (R CORE TEAM, 2024), respectivamente. Essas funções foram configuradas para os tamanhos de amostra considerados de 5, 10, 15 e 20 ua, combinados com coeficientes de variação de 5, 10, 20 e 30% para representar diferentes níveis de variabilidade, definidos empiricamente.

Durante a simulação das distribuições Log-normais pela função “rlnorm”, os parâmetros necessários para a geração das amostras foram calculados a partir de médias volumétricas das tipologias vegetais ( $\mu$ ,  $\text{m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ) e dos desvios padrões ( $\sigma$ ,  $\text{m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ) correspondentes aos coeficientes de variação simulados. Os parâmetros de média logaritmizada (meanlog) e desvio padrão logaritmizados (sdlog) foram calculados em consonância com AITCHISON (1986):

$$\text{meanlog} = \ln\left(\frac{\mu^2}{\sqrt{\sigma^2 + \mu^2}}\right)$$

$$\text{sdlog} = \sqrt{\ln\left(1 + \frac{\sigma^2}{\mu^2}\right)}$$

## 2.2 Análises estatísticas

Os dados volumétricos das amostras foram submetidos à análise estatística descritiva, com cálculos do coeficiente de assimetria e curtose pelo método dos momentos. Os limites inferior (LIC, m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>) e superior de confiança (LSC, m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>) de cada uma das amostras foram calculados assumindo o processo de amostragem casual simples para população infinita. O nível de confiança foi de 90% de probabilidade ( $1 - \alpha = 0,90$ ), conforme referência para projetos de intervenção ambiental e planejamento de manejo florestal sustentável em MG (IEF, 2024). A metodologia foi aplicada utilizando quatro abordagens distintas, conforme descrito abaixo.

Método A – Abordagem clássica empregada em inventários florestais, baseada na distribuição *t*-Student e na média como medida de tendência central. Os limites de confiança das amostras foram calculados pela expressão:

$$LIC = \bar{x} - t_{(\alpha/2;n-1)} \frac{s}{\sqrt{n}}$$

$$LSC = \bar{x} + t_{(\alpha/2;n-1)} \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Onde:  $\bar{x}$  = média amostral;  $t_{(\alpha/2;n-1)}$  = valor crítico da distribuição *t*-Student com  $n - 1$  graus de liberdade;  $s$  = desvio padrão amostral;  $n$  = tamanho da amostra.

Método B – Abordagem Bootstrap Percentil, pautada em 1.000 reamostragens com reposição para a estimativa de limites de confiança; quantidade de iterações geralmente definidas em estudos que utilizam técnicas de reamostragem (WANG *et al.*, 2022). Para um intervalo de confiança ao nível de confiança de 90%, os limites inferior e superior foram determinados pelos percentis de 5% ( $\alpha/2$ ) e 95% ( $1 - \alpha/2$ ) da distribuição das médias obtidas nas reamostragens. As fórmulas dos limites de confiança foram:

$$\bar{x}^* = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B x_i$$

$$LIC = Q_{(\alpha/2)}$$

$$LSC = Q_{(1-\alpha/2)}$$

Onde:  $\bar{x}^*$  = médias das reamostragens Bootstrap;  $B$  = número de reamostragens Bootstrap;  $Q_{(\alpha/2)}$  e  $Q_{(1-\alpha/2)}$  = quantis inferiores e superiores da distribuição das médias Bootstrap.

Método C – Abordagem Jackknife-z, estruturada para 1.000 reamostragens realizadas pela remoção sucessiva de um valor da amostra a cada iteração. As fórmulas dos limites de confiança são descritas a seguir:

$$\bar{x}_J = \frac{1}{J} \sum_{i=1}^J \bar{x}_{-i}$$

$$LIC = \bar{x}_J - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{J-1}{J} \sum_{i=1}^J (\bar{x}_i - \bar{x}_J)^2}$$

$$LSC = \bar{x}_J + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{J-1}{J} \sum_{i=1}^J (\bar{x}_i - \bar{x}_J)^2}$$

Onde:  $\bar{x}_J$  = média das reamostragens Jackknife;  $\bar{x}_{-i}$  = média da amostra excluindo o i-ésimo valor;  $J$  = número de reamostragens Jackknife.  $z_{\alpha/2}$  = valor crítico da distribuição normal para o nível de confiança de 90% ( $z_{\alpha/2} = 1,6449$ ).

Método D – Abordagem similar ao Método A, com a diferença de que a mediana foi usada como medida de tendência central, em vez da média.

A análise gráfica da distribuição de limites de confiança foi realizada por meio de boxplot, além da quantificação dos percentuais de amostras em que a estimativa da média populacional estava incluída nos intervalos definidos pelos limites de confiança estimados para cada cenário das tipologias vegetais. A relação desses percentuais com o tamanho amostral e o coeficiente de variação foi avaliada pelo teste de correlação de Pearson ( $r$ ;  $p \leq 0,05$ ).

Calcularam-se os resíduos percentuais entre as estimativas das medidas de tendência central dos métodos estatísticos e a média populacional do volume de cada tipologia vegetal, representados em gráficos de densidade e correlacionados com os coeficientes de assimetria e curtose.

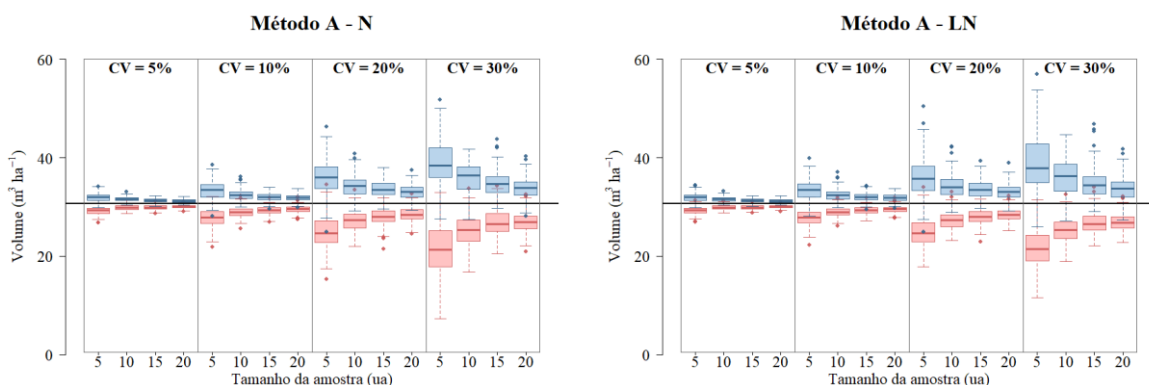
Todas as análises estatísticas foram efetuadas com auxílio do software R versão 4.3.3 (R CORE TEAM, 2024).

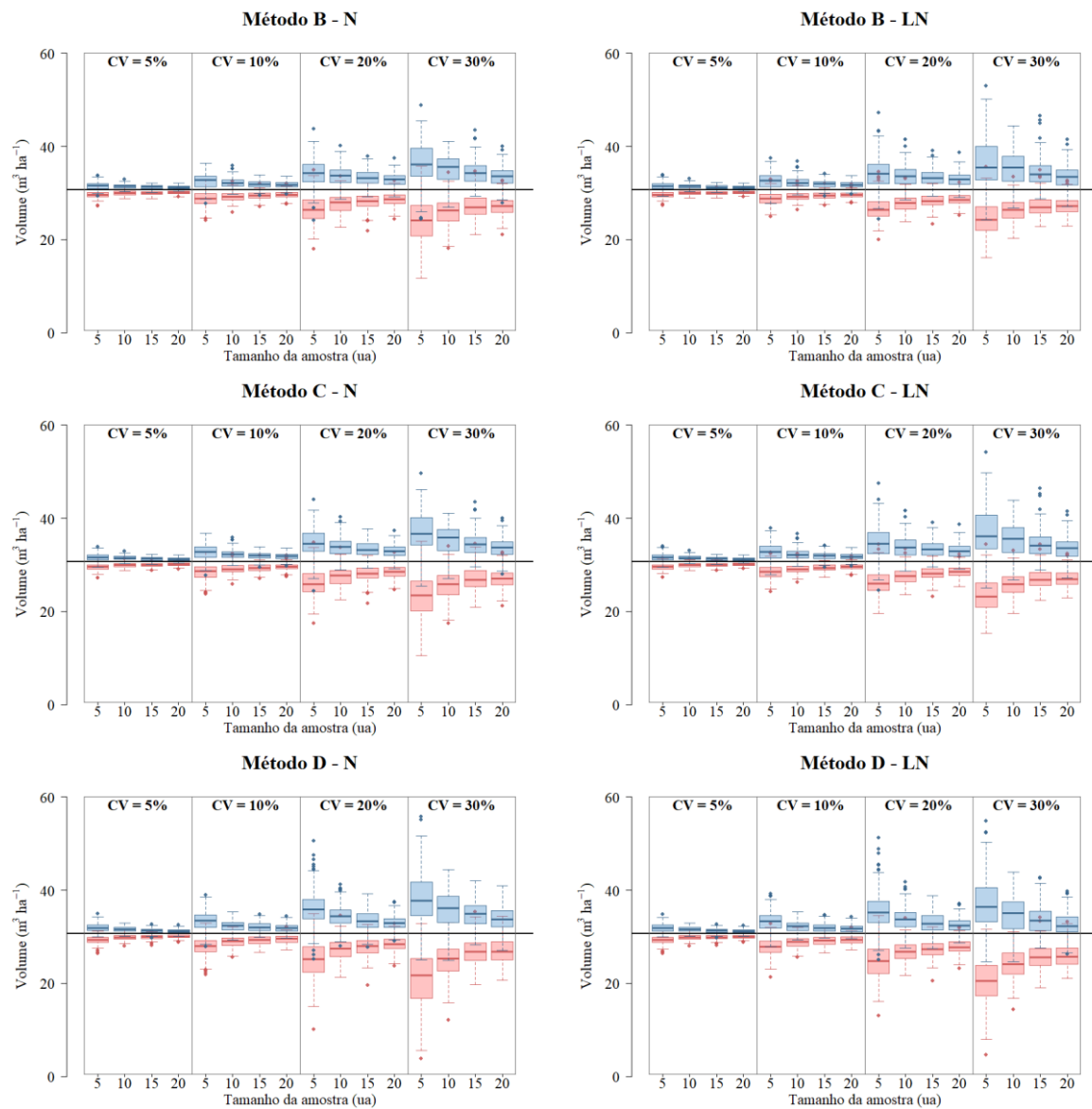
### 3. RESULTADOS

O banco de dados totalizou 12.800 inventários florestais simulados no ambiente R, dos quais 6.400 amostras foram originadas de uma população com distribuição Normal, enquanto o restante seguiu uma distribuição Log-normal. A média dos coeficientes de assimetria foi de 0,01 (curtose = -0,56) para a primeira distribuição e de 0,26 (curtose = -0,46) para a segunda. As simulações contemplaram 160.000 unidades amostrais.

A dispersão dos limites de confiança inferior e superior definidos a 90% de probabilidade se acentuou com o aumento da variabilidade entre as unidades amostrais e a redução do tamanho das amostras nas tipologias de Cerrado Típico e Floresta Estacional Semidecidual (Figuras 1 e 2). A análise gráfica da distribuição dos limites de confiança por meio de boxplots indicou que as amostras simuladas pela função “rlnorm” apresentaram maior frequência de outliers superiores em relação à “rnorm”, refletindo a assimetria positiva característica da distribuição Log-normal.

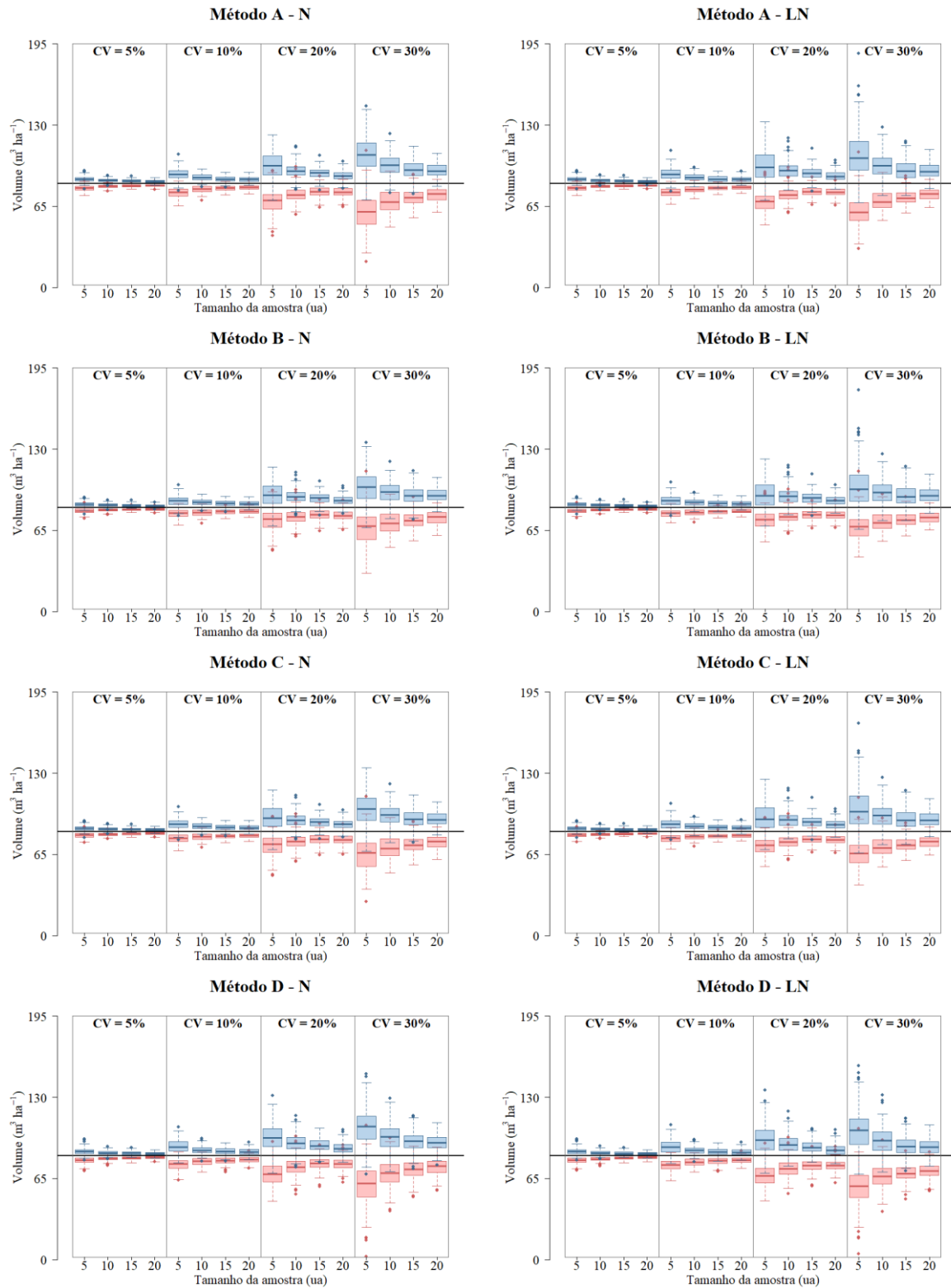
Figura 1. Distribuição dos limites de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ) representada por boxplots para inventários florestais simulados da tipologia Cerrado Típico em Minas Gerais, considerando diferentes métodos estatísticos aplicados a amostras com distribuições Normal (N) e Log-normal (LN). Azul: limites superiores de confiança. Vermelho: limites inferiores de confiança. CV: coeficiente de variação. Linha horizontal preta: média populacional do volume ( $30,67 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ) definido pelo Decreto 47.580 (MINAS GERAIS, 2018).





Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Figura 2. Distribuição dos limites de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ) representada por boxplots para inventários florestais simulados da tipologia Floresta Estacional Semidecidual em Minas Gerais, considerando diferentes métodos estatísticos aplicados a amostras com distribuições Normal (N) e Log-normal (LN). Azul: limites superiores de confiança. Vermelho: limites inferiores de confiança. CV: coeficiente de variação. Linha horizontal preta: média populacional do volume ( $83,33 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ) definido pelo Decreto 47.580 (MINAS GERAIS, 2018).



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

A média populacional do volume das tipologias vegetais se aproximou dos limites superiores de confiança nas simulações com distribuição log-normal, enquanto, nas simulações com distribuição normal, observou-se uma tendência de simetria entre a

estimativa média e os limites de confiança. As amplitudes interquartílicas dos limites inferior e superior das amostras log-normais foram, nessa ordem, menores e maiores em comparação às normais. Essas diferenças foram mais pronunciadas em amostras menores e com maior coeficiente de variação.

Verificaram-se simulações em que a média populacional do volume das tipologias vegetais não foram incluídos dentro das estimativas de intervalo de confiança, sendo esse comportamento mais frequente com a adoção de métodos baseados em reamostragem (Bootstrap Percentil e Jackknife-z) para tamanhos de amostra diminutos (5 ua), independentemente do tipo de distribuição amostral (Tabela 1). Em contrapartida, os limites de confiança calculados pelo método tradicional (Método A) foram os mais precisos, com maior percentual de amostras em que a média populacional do volume estava contida dentro dos intervalos de confiança, calculados para “ $1 - \alpha = 0,90$ ”. Em média, esse percentual foi de 90,1% para amostras com distribuições normais e de 89,8% para amostras log-normais.

Tabela 1. Percentual de amostras em que a média populacional do volume das tipologias vegetais estava incluída no intervalo de confiança ( $1 - \alpha = 0,90$ ), considerando diferentes tamanhos de amostra, variabilidade e métodos estatísticos (de A à D).

Amostra (ua)	CV (%)	Distribuição Normal				Distribuição Log-Normal			
		A	B	C	D	A	B	C	D
----- Cerrado Típico -----									
5	5	86,5	77,0	79,0	86,5	87,0	75,5	80,0	86,0
	10	88,5	80,0	84,5	86,0	88,5	78,5	81,0	86,5
	20	<b>91,5</b>	79,0	84,0	87,0	<b>91,0</b>	78,0	82,5	86,5
	30	<b>91,0</b>	79,0	83,0	89,5	<b>91,5</b>	78,0	83,5	<b>90,5</b>
10	5	<b>92,0</b>	85,5	87,0	86,5	<b>91,5</b>	85,0	87,5	87,0
	10	<b>90,0</b>	86,0	88,5	87,0	<b>90,5</b>	87,5	88,0	86,5
	20	<b>91,0</b>	87,0	89,5	84,5	89,5	84,5	86,5	86,0
	30	<b>91,0</b>	88,5	89,5	86,0	<b>92,5</b>	87,5	89,5	83,0
15	5	85,0	81,0	83,0	80,5	85,5	81,0	83,0	78,5
	10	<b>91,5</b>	87,5	89,0	82,5	<b>90,5</b>	86,5	88,0	84,5
	20	88,0	85,5	86,5	80,5	<b>90,0</b>	88,0	89,0	80,0
	30	<b>93,0</b>	89,0	<b>90,5</b>	84,5	<b>93,5</b>	<b>91,5</b>	<b>91,5</b>	80,5
20	5	<b>90,0</b>	88,0	89,5	81,5	89,0	87,0	89,0	81,0
	10	<b>90,0</b>	87,0	88,0	81,5	<b>91,0</b>	87,5	88,5	81,0
	20	<b>92,5</b>	<b>91,5</b>	<b>92,5</b>	88,0	<b>91,5</b>	<b>91,0</b>	<b>91,0</b>	83,5
	30	89,0	87,0	88,0	82,0	86,5	84,0	85,0	74,0
----- Floresta Estacional Semidecidual -----									
5	5	<b>90,0</b>	79,5	84,0	86,0	89,5	80,0	83,0	84,0
	10	<b>93,0</b>	80,5	84,0	<b>91,5</b>	<b>90,0</b>	79,5	85,0	<b>91,0</b>

	20	87,0	75,0	79,5	86,5	85,5	74,5	78,0	84,5
	30	<b>91,0</b>	79,5	85,0	87,0	88,0	80,5	83,0	85,0
10	5	<b>93,5</b>	88,5	89,0	88,0	<b>92,5</b>	88,5	89,5	88,5
	10	<b>91,0</b>	88,0	<b>90,0</b>	88,5	<b>92,0</b>	87,5	<b>90,5</b>	87,5
	20	88,0	83,5	83,5	84,5	87,5	82,0	83,5	86,0
	30	88,0	83,5	86,0	84,0	88,5	80,0	82,0	79,5
15	5	<b>92,0</b>	87,5	89,0	83,5	<b>91,5</b>	87,5	89,5	81,5
	10	<b>91,0</b>	88,0	88,0	84,0	<b>90,5</b>	89,0	88,0	81,5
	20	89,5	86,0	87,5	83,5	<b>90,5</b>	87,0	88,5	85,0
	30	<b>93,0</b>	89,0	<b>90,0</b>	86,5	<b>90,0</b>	87,5	88,5	83,0
20	5	85,5	83,0	84,0	77,0	85,5	82,0	84,0	76,0
	10	86,5	82,5	82,5	78,5	86,0	83,5	83,5	77,5
	20	<b>90,0</b>	87,5	89,0	86,0	<b>90,0</b>	87,0	87,0	78,5
	30	<b>93,0</b>	<b>90,5</b>	<b>91,5</b>	85,5	<b>95,0</b>	<b>92,0</b>	<b>93,5</b>	81,5

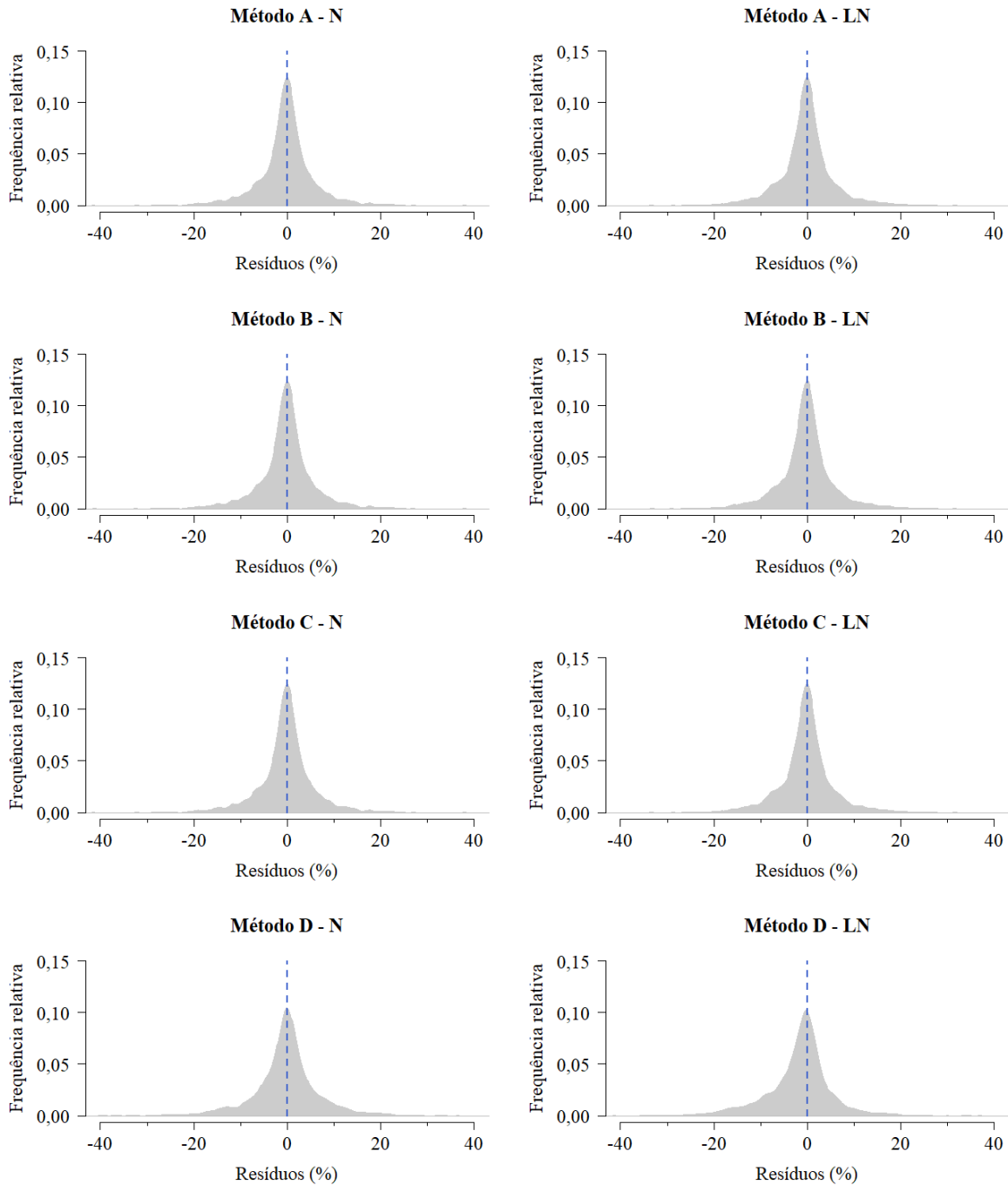
Negrito representa valores iguais ou superiores à 90%.

Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Os coeficientes de variação das amostras não se correlacionaram ( $p > 0,05$ ) com os percentuais de amostras em que a estimativa da média populacional do volume estava incluída no intervalo de confiança. Já o tamanho da amostra mostrou correlação moderada ( $p \leq 0,05$ ) com esses percentuais apenas quando foram aplicados métodos alternativos para o cálculo dos limites de confiança (Métodos B, C e D). Para amostras com distribuição Normal, as correlações foram de  $0,69^*$  para o Método B, de  $0,53^*$  para o Método C e de  $-0,64^*$  para o Método D. Na distribuição Log-normal, esses valores foram, respectivamente,  $0,68^*$ ,  $0,56^*$  e  $-0,75^*$ .

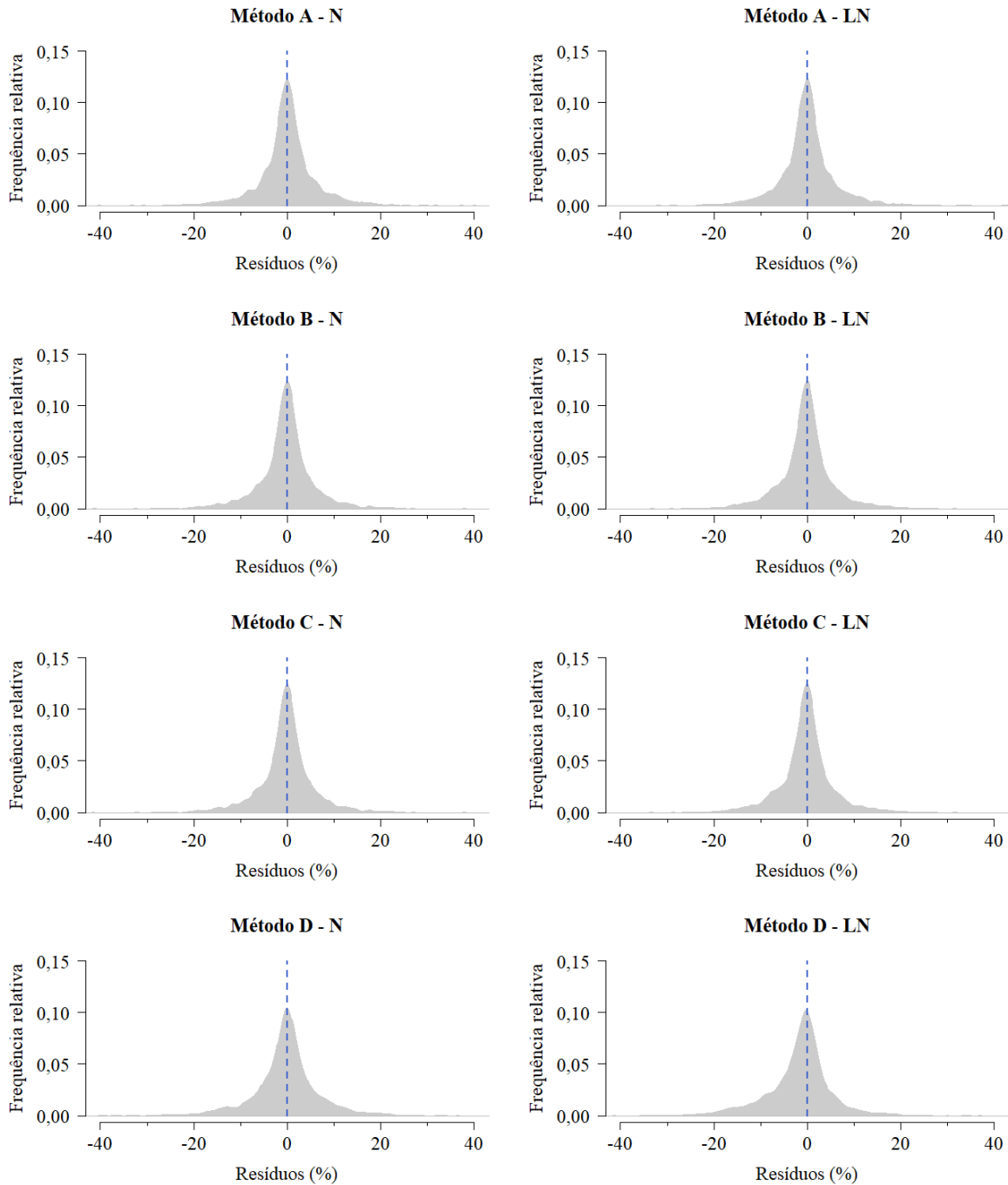
A densidade dos resíduos percentuais entre a medida de tendência central da amostra e a média populacional do volume das tipologias vegetais encontra-se nas Figuras 3 e 4. Esses resíduos percentuais não se correlacionaram com o coeficiente de assimetria do volume amostral, exceto para a abordagem baseada em mediana (Método D) aplicado às distribuições Normal ( $r = -0,30$ ;  $p \leq 0,05$ ) e Log-normal ( $r = -0,32$ ;  $p \leq 0,05$ ). Em relação à curtose, a correlação significativa ocorreu somente para o Método D aplicado à distribuição Log-normal ( $r = -0,08$ ;  $p \leq 0,05$ ).

Figura 3. Representação gráfica da densidade relativa de resíduos percentuais entre a medida de tendência central dos métodos estatísticos e a média populacional do volume da tipologia Cerrado Típico de Minas Gerais ( $30,67 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ), definido pelo Decreto 47.580 (MINAS GERAIS, 2018). A medida de tendência central utilizada foi a média para os Métodos A, B e C, e a mediana para o Método D.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

Figura 4. Representação gráfica da densidade relativa de resíduos percentuais entre a medida de tendência central da amostra dos métodos estatísticos e a média populacional do volume da tipologia Floresta Estacional Semidecidual de Minas Gerais ( $83,33 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ ), definido pelo Decreto 47.580 (MINAS GERAIS, 2018). A medida de tendência central utilizada foi a média para os Métodos A, B e C, e a mediana para o Método D.



Fonte: Elaborado pelo autor, 2025.

#### 4. DISCUSSÃO

Os inventários florestais simulados, considerando cenários de diferentes tipologias vegetais, tamanhos de amostra e níveis de variabilidade, possibilitaram uma análise detalhada das implicações de limites de confiança associadas às características específicas das distribuições de padrão Normal e Log-normal.

Os limites de confiança mais equidistantes em torno da média das amostras com distribuição normal, observados em todas as metodologias estatísticas avaliadas (Figuras 1 e 2), podem ser justificados pela característica de simetria intrínseca à distribuição (SEVERIANO *et al.*, 2011; MOKHTAR *et al.*, 2023; ZALSHA; WOLTER, 2024). Ressalta-se que essa característica implica em medidas de tendência central (média, moda e mediana) semelhantes entre si; no entanto, não garante a simetria nem a exatidão dos comprimentos dos limites inferior e superior de confiança calculados por métodos baseados em quantis, como o Bootstrap Percentil. Isso ocorre, naturalmente, pois os volumes correspondentes aos percentis de 5% ( $\alpha/2$ ) e 95% ( $1 - \alpha/2$ ) da distribuição das médias obtidas nas reamostragens não apresentam, necessariamente, a mesma diferença em relação à medida de tendência central.

Por outro lado, a substituição da média pela mediana como medida de tendência central nos estimadores da abordagem clássica comprometeu as estimativas dos limites de confiança, especialmente nas amostras com distribuições assimétricas (Figuras 1 e 2). Embora a mediana seja menos sensível a outliers do que a média (KHORSHIDI *et al.*, 2025), a maior aproximação dos boxplots de limites superiores à média populacional do volume caracterizou um viés na estimativa intervalar das amostras simuladas com distribuição Log-normal. Esse efeito advém do fato de que a mediana representa o percentil 50 de uma distribuição e, em distribuições assimétricas, a dispersão dos dados ao redor da mediana nem sempre é simétrica (MAZAREI *et al.*, 2025).

As diferenças nas amplitudes interquartílicas dos limites de confiança entre distribuições Normal e Log-normal evidenciaram o impacto da forma da distribuição e do tamanho amostral na incerteza das estimativas (Figuras 1 e 2). A assimetria positiva das distribuições Log-normais resultou em limites inferiores mais estreitos e superiores mais amplos do que nas distribuições normais. Esse padrão é normalmente consequência da maior concentração de dados próximos ao limite inferior e à maior dispersão em direção ao limite superior, característica intrínseca da log-normalidade (DIYALI *et al.*, 2024; ALLY *et al.*, 2025).

É importante destacar que distribuições com limites inferiores de confiança mais estreitos e superiores mais amplos têm implicações significativas para a interpretação estatística. Em amostras log-normais, a maior amplitude do limite superior pode superestimar a incerteza nos maiores volumes, enquanto o limite inferior mais estreito pode subestimar a variabilidade nos volumes menores. Isso indica a necessidade de uma seleção cuidadosa da metodologia estatística, alinhada ao tipo de distribuição e as características da amostra, especialmente em cenários onde o tamanho amostral e o coeficiente de variação desempenham um papel imprescindível na confiabilidade das estimativas.

Além disso, a redução do tamanho amostral aumentou a variabilidade dos limites de confiança, com efeito mais acentuado na distribuição Log-normal. Nessa distribuição, a presença outliers expandiu ainda mais a amplitude dos intervalos, tornando-os menos consistentes e mais sensíveis a variações extremas nos dados. No caso específico do Bootstrap Percentil, as reamostragens com reposição de amostras pequenas não representaram satisfatoriamente a distribuição subjacente, enviesando os intervalos de confiança (Tabela 1). Mesmo comportamento foi encontrado na abordagem por Jackknife-z, face ao próprio procedimento de reamostragem, que exclui uma única observação por vez. Isso se deveu, provavelmente, ao fato de o intervalo estar sujeito a vieses, em razão da amplificação da variabilidade durante as reamostragens, mesmo em amostras com menor dispersão (SEVERIANO *et al.*, 2011; MOKHTAR *et al.*, 2023; CARO-CARRETERO *et al.*, 2024).

Todavia, enfatiza-se que não se observou efeito do tamanho amostral ou do coeficiente de variação no percentual de amostras em que a estimativa da média populacional do volume estava incluída no intervalo de confiança, com correlação não significativa ( $p > 0,05$ ) apenas para o Método A. Isso possui grande relevância prática do ponto de vista estatístico, porque demonstra que essa metodologia paramétrica pode ser útil e robusta para o cálculo de limites de confiança e, por conseguinte, erros de amostragem em inventários florestais com número limitado de parcelas (5 ua), sobretudo quando os dados não seguem uma distribuição normal.

A abordagem estatística clássica, que utiliza a média como medida de tendência central, destacou-se pela precisão em amostragens, mesmo sob alta variabilidade (CV = 30%), número reduzido de parcelas ou distribuições assimétricas, como a Log-normal. Apesar de o percentual de amostras em que a estimativa da média volumétrica foi incluída no intervalo de confiança não tenha coincidido com o valor esperado para um nível de confiança de 90% em todos os cenários simulados, foi essa abordagem que mais se aproximou desse valor. Para amostras com distribuição Normal, os percentuais variaram de 85,5 a 93,0%, enquanto para amostras com distribuição Log-normal, variaram de 85,5 a 93,5% (Tabela 1).

A substituição da média pela mediana como medida de tendência central na abordagem estatística clássica introduziu vieses na densidade dos resíduos percentuais de sua posição em torno da média populacional do volume das tipologias vegetais, em parte decorrentes à assimetria e curtose das amostras simuladas com distribuição Log-normal (Figuras 3 e 4). Essa divergência em relação à média populacional é comum e pode ser atribuída à assimetria da distribuição, uma vez que, em distribuições assimétricas, a média tende a ser deslocada pela cauda mais longa, enquanto a mediana permanece menos influenciada por valores extremos (KHORSHIDI *et al.*, 2025; MAZAREI *et al.*, 2025).

Os resultados obtidos oferecem subsídios para o aprimoramento de abordagens estatísticas aplicadas à análise de inventários florestais, abrangendo aspectos como a dispersão dos intervalos de confiança e a precisão das estimativas em diversos contextos de distribuições amostrais. Análises estatísticas de distribuições que se destoam do padrão de normalidade devem ser conduzidas com cautela para evitar vieses, especialmente em casos de amostras de menor tamanho e de maior variabilidade.

## 5. CONCLUSÕES

O método estatístico tradicional baseado na distribuição  $t$ -Student é robusto para a estimativa dos limites de confiança em amostras com distribuição Normal ou Log-Normal, mesmo sob alta variabilidade e tamanhos reduzidos. A substituição da média pela mediana como medida de tendência central não contribuiu com a acurácia dos intervalos de confiança, sobretudo em amostras com distribuições assimétricas.

Os métodos Bootstrap Percentil e Jackknife- $z$  são promissores para a estimativa de limites de confiança em amostras maiores, independentemente da aderência à normalidade. Entretanto, sua aplicação deve considerar a influência da distribuição e do tamanho amostral, uma vez que distribuições assimétricas ou amostras reduzidas podem amplificar a variabilidade dos intervalos de confiança.

## REFERÊNCIAS

- AITCHISON, J. **The statistical analysis of compositional data**. London: Chapman and Hall, 1986. 416p. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-94-009-4109-0>. Acesso em: 18 jan. 2025.
- ALLY, S. J.; MRUTU, H. A.; MATHEW, R. R. Geometric approach to the skewed log-normal distribution. **Journal of Mathematical Problems, Equations and Statistics**, v. 6, n. 1, p. 1-5, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.22271/math.2025.v6.i1a.164>. Acesso em: 17 jan. 2025.
- CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. **Mensuração Florestal: perguntas e respostas**. 5. ed. Viçosa – MG: Ed. UFV, 2017. 636p.
- CARO-CARRETERO, R.; CARNICERO, A.; JIMÉNEZ-OCTABIO, J. R.; COUSINEAU, D. Utilizing jackknife and bootstrap to understand tensile stress to failure of an epoxy resin. **Quality engineering**, v. 36, n. 4 p. 726-742, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/08982112.2023.2286500>. Acesso em: 13 jan. 2025.
- CHEUNG, S. F.; PESIGAN, I. J. A.; VONG, W. N. DIY bootstrapping: Getting the nonparametric bootstrap confidence interval in SPSS for any statistics or function of statistics (when this bootstrapping is appropriate). **Behavior Research Methods**, v. 55, p. 474–490, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.3758/s13428-022-01808-5>. Acesso em: 18 jan. 2025.
- DIYALI, B.; KUMAR, D.; SINGH, S. Discriminating between log-normal and log-logistic distributions in the presence of type-II censoring. **Computational Statistics**, v. 39, p. 1459-1483, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00180-023-01351-7>. Acesso em: 18 jan. 2025.
- EFRON, B. Bootstrap methods: another look at the Jackknife. **The Annals of Statistics**, v. 7, n. 1, p. 1-26, 1979.
- KHORSHIDI, M.; DAVE, E.; SIAS, J.; VOELS, J.; FEAR, J.; DAI, S. Comparative evaluation of outlier detection methods for the asphalt fracture tests. **Journal of Testing and Evaluation**, v. 53, n. 2, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1520/JTE20240145>. Acesso em: 18 jan. 2025.
- MAIR, P.; WILCOX, R. **Robust statistical methods in R using the WRS2 package**. Behavior Research Methods, v. 52, n. 2, p. 464-488, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.3758/s13428-019-01246-w>. Acesso em: 20 jan. 2025.
- MAZAREI, A.; SOUSA, R.; MENDES-MOREIRA, J.; MOLCHANOV, S.; FERREIRA, H. M. Online boxplot derived outlier detection. **International Journal of Data Science and Analytics**, v. 19, p. 83-97, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s41060-024-00559-0>. Acesso em: 21 jan. 2025.
- MINAS GERAIS. Decreto nº 47.580, de 28 de dezembro de 2018. **Regulamenta a Taxa Florestal no âmbito do Estado de Minas Gerais**. Diário do Executivo, Belo Horizonte, MG, 29 dez. 2018. Disponível em: <https://www.almg.gov.br/legislacao-mineira/DEC/47580/2018/>. Acesso em: 18 jan. 2025.

MOKHTAR, S. F.; YUSOF, Z. M.; SAPIRI, H. confidence intervals by bootstrapping approach: a significance review. **Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences**, v. 19, p. 30-42, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.11113/mjfas.v19n1.2660>. Acesso em: 18 jan. 2025.

QUENOUILLE, M. Problems in plane sampling. **The Annals of Mathematical Statistics**, v. 20, n. 3, p. 355-375, 1949. Disponível em: <https://doi.org/10.1214/aoms/1177729989>. Acesso em: 18 jan. 2025.

R CORE TEAM. **R**: A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing. 2024.

SEVERIANO, A.; CARRIÇO, J. A.; ROBINSON, D. A.; RAMIREZ, M.; PINTO, F. R. Evaluation of Jackknife and Bootstrap for defining confidence intervals for pairwise agreement measures. **PloS One**, v. 6, n. 5, e19539, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0019539>. Acesso em: 18 jan. 2025.

TUKEY, J. Bias and confidence in not-quite large samples. **Annals of Mathematical Statistics**, v. 29, n. 2, p. 614-623, 1958.

WANG, C.; MARRIOTT, P.; LI, P. A note on the coverage behaviour of bootstrap percentile confidence intervals for constrained parameters. **Metrika**, v. 85, p. 809-831, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00184-021-00851-0>. Acesso em: 18 jan. 2025.

ZALSHA, S.; WOLTER, K. M. A Monte Carlo investigation of confidence intervals for a nondecreasing series. **Journal of Official Statistics**, v. 40, n. 4, p. 829-848, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/0282423X241287663>. Acesso em: 15 jan. 2025.