

# Variações do método de Monte Carlo

Matheus Oliveira da Silva

Abril 2023

## 1 Introdução

A ideia por trás da integração por métodos de Monte Carlo é o cálculo da integral [1]

$$\int_{\omega} f(x) dx \quad (1)$$

através do uso de amostras aleatórias. Em sua forma básica, consiste na geração de  $N$  pontos  $X_1, X_2, \dots, X_N$  uniformemente distribuídos, para o cálculo da estimativa

$$F_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad (2)$$

que aproxima o valor real da integral.

Dada a natureza aleatória do processo de estimação, foram desenvolvidas ao longo dos anos variações do método, de forma a reduzir a variância do estimador, diminuindo o número de iterações necessárias ( $N$ ) para convergência da estimativa.

O presente trabalho visa apresentar a aplicação de quatro variações do método de Monte Carlo, comparando seus resultados e velocidades de convergência, para o cálculo da integral da função

$$f(x) = e^{-ax} \cos(bx) \quad (3)$$

onde  $a = 0.592216676$  e  $b = 0.49752833870$

## 2 Desenvolvimento

A função que será integrada, apresentada na fórmula 3, pertence a região do quadrado unitário, como pode ser observado na imagem abaixo

Figura 1: Gráfico da função sendo integrada em 3



Os métodos que serão estudados são

- Crude Monte Carlo
- Monte Carlo Hit or Miss
- Importance Sampling
- Control Variates

## 2.1 Cálculo do tamanho amostral ( $N$ )

De forma a garantir um erro relativo  $\epsilon \leq 0,05\%$ , precisamos encontrar um tamanho amostral ( $N$ ), para cada um dos métodos apresentados, considerando seus respectivos desvios. Isto é, encontrar  $N$  tal que

$$\left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| \leq 0,0005 \quad (4)$$

onde  $y$  é o valor real da integral e  $\hat{y}$  sua estimativa

Assim, como apresentado por Bussab e Moretin em [2], pela Lei dos Grandes Números a média amostral  $\hat{X}$  converge para o valor real da esperança de uma variável aleatória  $X$ , enquanto que a distribuição amostral, pelo Teorema do Limite Central, é aproximadamente normal, com média  $E[X]$  e variância  $\sigma^2$ .

Dessa forma, podemos estimar o tamanho amostral  $N$  utilizando a fórmula apresentada em [2] (capítulo 10, seção 11)

$$N = \frac{16\sigma^2 Z^2}{\epsilon^2} \quad (5)$$

onde  $Z$  é o valor de uma distribuição  $N(0, 1)$ , que garante uma probabilidade de 99% da estimativa estar dentro do intervalo, para o erro buscado  $\epsilon$  (considerando um intervalo de confiança bilateral).

Como o valor real da variância populacional  $\sigma^2$  e o erro relativo  $0,0005 * y$  são desconhecidos, serão estimados valores iniciais para ambas as variáveis, considerando uma amostra inicial de tamanho 1000. Isto é, o tamanho amostral para cada método utilizado será estimado como

$$\hat{N} = \frac{16S^2Z^2}{(\hat{y} * 0,0005)^2} \quad (6)$$

onde  $S^2$  é a variância amostral e  $\hat{y}$  é o valor estimado para a integral, considerando o método utilizado.

## 2.2 Crude Monte Carlo

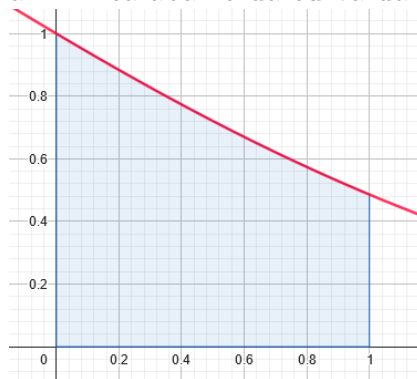
Para o método de Crude Monte Carlo, são geradas  $N$  variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas  $X_i \sim U(0, 1)$ , calculando-se a integral da função (equação 3) como sendo a média destes valores

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad (7)$$

## 2.3 Monte Carlo Hit or Miss

O método de Monte Carlo Hit or Miss consiste no cálculo da proporção de pontos, sorteados aleatoriamente na região  $[0,1] \times [0,1]$ , que pertencem a área abaixo da curva da função (ver figura 2).

Figura 2: Área abaixo da curva da função



Dessa forma, são sorteados  $N$  pontos e a aproximação da integral da função buscada é dada por

$$\hat{\gamma} = \frac{\sum_{i=1}^N h(x_i, y_i)}{N} \quad (8)$$

onde  $h(x, y) = \text{Ind}(y \leq f(x))$

## 2.4 Importance Sampling

O método de Amostragem por Importância considera que será calculada a estimativa para o valor de

$$\gamma = \int f(x) dx = \int \frac{f(x)}{g(x)} g(x) dx \quad (9)$$

onde as  $N$  variáveis aleatórias que serão geradas não possuem mais distribuição  $U(0, 1)$ , mas sim uma distribuição mais conveniente, com densidade  $g(x)$ .

Para a integral considerada na equação 9, teremos que

$$\sigma_S^2 = \frac{\int \left( \frac{f(x)}{g(x)} - \gamma \right)^2 g(x)}{N} \quad (10)$$

de forma que, se  $g(x)$  for próxima de  $f(x)$ , a variância será reduzida.

É necessário então encontrar uma densidade de probabilidade  $g(x)$  que aproxime razoavelmente bem a função  $f(x)$ . Dado o formato da curva do gráfico de  $f(x)$ , optou-se por aproximar a função utilizando uma distribuição exponencial  $\exp(\lambda)$ .

Como a distribuição exponencial possui apenas um parâmetro, foi realizado o ajuste do gráfico testando alguns valores para  $\lambda$ . Dado que a distribuição exponencial é definida para o intervalo  $[0, +\infty]$ , precisamos truncar a função, de forma que a área sobre a curva entre  $[0, 1]$  seja igual a 1. Isto foi realizado considerando-se uma constante  $c$ , calculada como

$$c = \frac{1}{\int_0^1 \lambda e^{-\lambda x} dx} = \frac{1}{1 - e^{-\lambda}} \quad (11)$$

Para  $\lambda = 0,5$ , a constante calculada foi de  $c = 2,5415$ , enquanto que para  $\lambda = 1$ , a constante foi de  $c = 1,5819$ . Exibindo os ajustes no gráfico, considerando que a função é truncada (isto é,  $g(x) = (c)(\lambda e^{-\lambda x})$ ), temos que

Figura 3: Comparação com  $\lambda = 0,5$

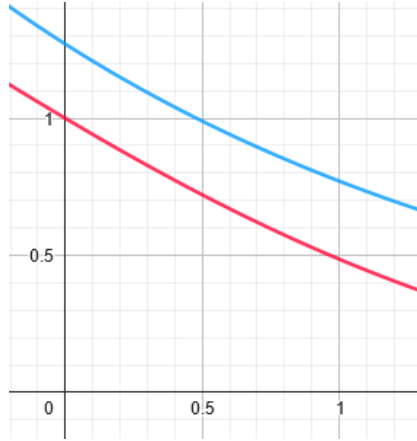
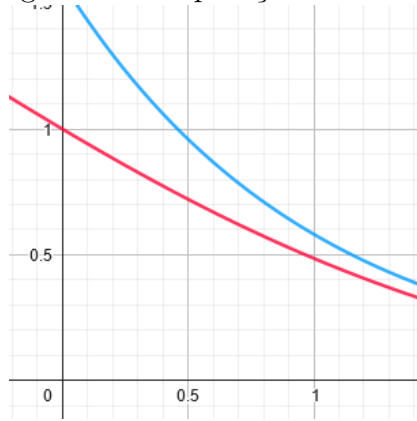


Figura 4: Comparação com  $\lambda = 1$



É possível notar que, para ambos os valores de  $\lambda$ , o ajuste segue a mesma tendência de  $f(x)$ . Entretanto, optou-se por utilizar o valor de  $\lambda = 0,5$ , observando que a distância entre as curvas é a mesma ao longo de todo o intervalo  $[0, 1]$ . A estimativa para o valor real da integral é calculada como sendo

$$\hat{\gamma} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f(x_i)}{g(x_i)} \quad (12)$$

## 2.5 Control Variates

O método de Variável Controle consiste na utilização de uma função  $\varphi(x)$  correlacionada com  $f(x)$  e que seja integrável analiticamente, de forma que seja calculado

$$\gamma = \int f(x) - \varphi(x) + \varphi(x) dx = [\int f(x) - \varphi(x) dx] + \omega \quad (13)$$

onde

$$\omega = \int \varphi(x) dx \quad (14)$$

Para a integral considerada na equação 13, teremos que

$$\sigma_{CV}^2 = \frac{\sigma^2(f(x)) + \sigma^2(\varphi(x)) - 2\rho(f(x), \varphi(x))\sigma(f(x))\sigma(\varphi(x))}{N} \quad (15)$$

de forma que, quanto mais correlacionadas  $f(x)$  e  $\varphi(x)$ , menor a variância encontrada.

Para a função estudada, dado que a curva é levemente linear no intervalo  $[0, 1]$  (ver figura 1), optou-se por aproximar via série de Taylor, utilizando apenas a primeira derivada. Dessa forma, temos que

$$\varphi(x) = 1 - f^{(1)}(0) = 1 - Ax \quad (16)$$

onde  $A = 0.592216676$

$$f^{(1)}(x) = -e^{-Ax}(A\cos(Bx) + B\sin(Bx)) \quad (17)$$

A estimativa para o valor real da integral é calculada como sendo

$$\hat{\gamma} = \frac{\sum_{i=1}^N f(x_i) - \varphi(x_i) + \omega}{N} \quad (18)$$

onde  $\omega$  é a integral da função auxiliar

$$\omega = \int_0^1 \varphi(x) dx = \int_0^1 1 - Axdx = 0.703891662 \quad (19)$$

### 3 Resultados e discussões

Para calcular o tamanho amostral ( $N$ ) necessário para cada método, foram considerados os valores de  $Z = 1.96$  (95% em intervalo de confiança Bi-caudal) e um tamanho de amostra piloto de 1000. Foram encontrados

Método	Variância	Média	N
Crude	0.0235	0.7341	10699142
Hit or Miss	0.1926	0.74	86470557
Importance Sampling	0.002	0.7260	948576
Control Variate	0.0005	0.7289	248163

Calculando as estimativas para o valor real da integral, com os valores estimados para o tamanho amostral, temos

Método	Estimativa
Crude	0.72832
Hit or Miss	0.72834
Importance Sampling	0.72829
Control Variate	0.72819

## 4 Conclusão

Em geral, os algoritmos crude e hit or miss possuem os maiores tamanhos amostrais, por serem algoritmos que não carregam nenhuma informação do problema a priori de sua execução, enquanto que os métodos de Importance Sampling e Control Variate tiveram os melhores resultados, visto que buscam reduzir a variância do método de estimação e, assim, diminuem o tamanho da amostra consumindo menos desempenho computacional.

## Referências

- [1] Whitlock P. A. Kalos, M. H. *Monte Carlo Methods: Basics*. 1986.
- [2] Wilton MORETIN, Pedro; BUSSAB. *Estatística Básica*, volume 1. Saraiva, 2012.