Estatística Computacional

Técnicas de integração



Prof. Paulo Cerqueira Jr Faculdade de Estatística - FAEST Programa de Pós-graduação em Matemática e Estatística - PPGME

https://github.com/paulocerqueirajr

Introdução

Introdução

- A necessidade de resolver uma integral numericamente aparece com bastante frequência.
- Principalmente quando:
 - 1. ajustamos modelos de regressão com efeitos aleatórios;
 - 2. precisamos resolver o denominador de uma distribuição a posteriori;
- Diversos métodos de integração numérica podem ser encontrados em textos clássicos de cálculo numérico.
- O método do retângulo, dos trapézios, do ponto central e suas diversas variações, são métodos simples de serem implementados.

Introdução

- Dentre os diversos métodos possíveis vamos descrever:
 - O método de trapezoidal de Simpson,
 - Quadratura Gaussiana usando os polinômios de Hermite, próprios para a integração na reta real.
- Métodos baseados em simulação:
 - Integração Monte Carlo;

Método trapezoidal

Método trapezoidal

- Consiste no uso de uma função linear para aproximar o integrando ao longo do intervalo de integração.
- O uso do polinômio de Newton entre os pontos x = a e x = b resulta em:

$$f(x) \approx f(a) + (x - a) \left[\frac{f(b) - (a)}{b - a} \right].$$

Método trapezoidal

Com a integração analítica, obtém-se:

$$I(f) \approx \int_{a}^{b} f(a) + (x - a) \left[\frac{f(b) - (a)}{b - a} \right] dx.$$

$$I(f) = f(a) + (x - a)\frac{1}{2}[f(b) - (a)](b - a).$$

Simplificando o resultado, obtém-se uma fórmula aproximada popularmente conhecida como regra ou método trapezoidal.

$$I(f) \approx \left\lceil \frac{f(b) - (a)}{2} \right\rceil (b - a).$$

Método trapezoidal - Exemplo

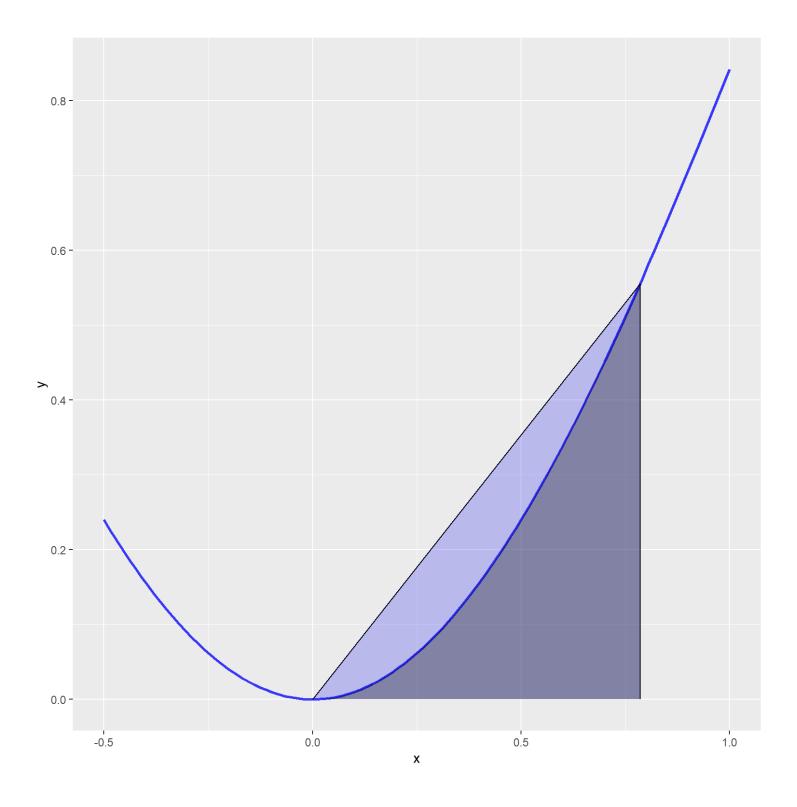
m Se temos a seguinte função:

$$f(x) = x\sin(x)$$
.

E queremos resolver a seguinte integral:

$$I(f) = \int_{0}^{\pi/4} x \sin(x) dx.$$

Graficamente



Método trapezoidal - Exemplo

No R temos a seguinte função:

```
1 trapezio <- function(integrando, a, b, ...) {
2 Int <- ((integrando(a, ...) + integrando(b, ...))/2)*(b-a)
3 return(Int)
4 }</pre>
```

- No pacote pracma podemos usar a função trapzfun(f, a, b, ...).
- Dessa forma, a solução para a integral:

```
$value
[1] 0.1517464

$iter
[1] 11

$rel.err
[1] 4.641731e-08
```

Método de Simpson

Método de Simpson

- Neste método, um polinômio de segunda ordem é usado para aproximar o integrando.
- Os coeficientes de um polinômio quadrático podem ser determinadas a partir de três pontos.
- Para uma integral ao longo do domínio [a, b], são usados os dois pontos finais $x_1 = a, x_3 = b$, e o ponto central, $x_2 = (a + b)/2$.
- O polinômio pode ser escrito na forma:

$$p(x) = \alpha + \beta(x - x_1) + \lambda(x - x_2),$$

onde α , β e λ são constantes desconhecidas avaliadas a partir da condição que diz que o polinômio deve passar por todos os pontos, $p(x_1) = f(x_1)$, $p(x_2) = f(x_2)$ e $p(x_3) = f(x_3)$.

Método de Simpson

$$\alpha = f(x_1), \quad \beta = [f(x_2) - f(x_1)]/(x_2 - x_1)$$

e

$$\lambda = \frac{f(x_3) - 2f(x_2) + f(x_1)}{2(h)^2}$$

onde h = (b - a)/2.

• Substituindo as constantes de volta e integrando p(x) ao longo do intervalo [a,b], obtémse

$$I = \int_{x_1}^{x_3} f(x) dx \approx \int_{x_1}^{x_3} p(x) dx = \frac{h}{3} \left[f(a) + 4f\left(\frac{a+b}{2}\right) + f(b) \right].$$

Método de Simpson - Exemplo

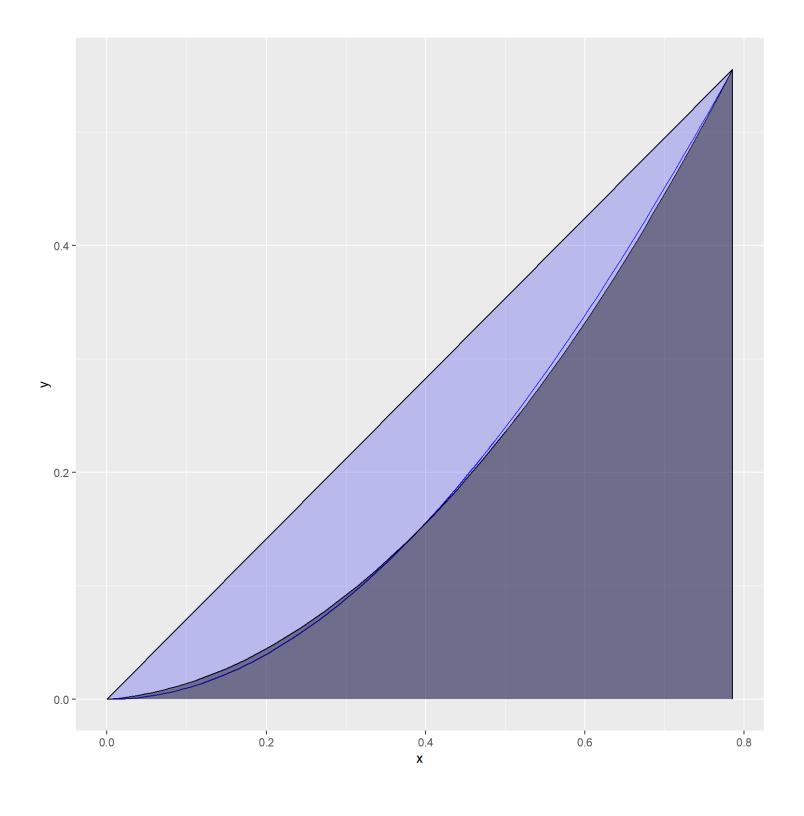
Se temos a seguinte função:

$$f(x) = x\sin(x).$$

E queremos resolver a seguinte integral:

$$I(f) = \int_{0}^{\pi/4} x \sin(x) dx.$$

Graficamente



Método de Simpsom - Exemplo

No R temos a seguinte função:

```
1 simpsons.rule <- function(f, a, b) {
2    if (is.function(f) == FALSE) {
3        stop('f deve ser uma funcao com argumento')
4    }
5    h <- (b - a) / 2
6    x0 <- a
7    x1 <- a + h
8    x2 <- b
9    s <- (h / 3) * (f(x0) + 4 * f(x1) + f(x2))
10    return(s)
11 }</pre>
```

Dessa forma, a solução para a integral:

```
1 simpsons.rule(f, 0, pi/4) # Valor da integral
[1] 0.1513826
```

- Nos dois métodos de integração apresentados até agora, a integral de f(x) ao longo do intervalo [a, b] foi avaliada representado f(x) como um polinômio de fácil integração.
- A integral é avaliada como uma soma ponderada dos valores de f(x) nos diferentes pontos.
- A localização dos pontos comuns é predeterminada em um dos métodos de integração.
- Até agora os dois métodos consideram pontos igualmente espaçados.
- Na quadratura de Gauss, a integral também é avaliada usando uma soma ponderadas dos valores de f(x) em pontos distintos ao longo do intervalo [a, b] (chamados pontos de Gauss).
- Estes pontos, contudo, não são igualmente espaçados e não incluem os pontos finais.

• O método de Gauss-Hermite é uma extensão do método de Quadratura Gaussiana para resolver integrais da forma:

$$\int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} f(x) dx.$$

• A integral é aproximada por uma soma ponderada, da função avaliada nos pontos de Gauss e pesos de integração:

$$\int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} f(x) dx \approx \sum_{i=1}^{n} \omega_i f(x_i),$$

onde n é o número de pontos usadas para a aproximação.

• Os x_i são as raízes do polinômio de Hermite $H_n(x)$ (i = 1 < 2, ..., n) e os pesos w_i associados são dados por

$$\omega_{i} = \frac{2^{n-1} n! \sqrt{\pi}}{n^{2} [H_{n-1}(x_{i})]^{2}}$$

- Para a aproximação de integrais via o método de Gauss-Hermite precisamos dos pesos de integração w_i e dos pontos de Gauss x_i
- A função gauss.quad() do pacote statmod calcula os pesos e os pontos de Gauss-Hermite.

```
1 gauss.hermite <- function(integrando, n.pontos, ...) {
2  pontos <- gauss.quad(n.pontos, kind="hermite")
3  integral <- sum(pontos$weights*integrando(pontos$nodes,...)/exp(-pontos$nodes^2))
4  return(integral)
5 }</pre>
```

- Esta função tem apenas dois argumentos, o primeiro é a função a ser integrada e o segundo o número de pontos a ser utilizado na aproximação.
- A segunda linha da função faz apenas uma soma ponderada da função avaliada nos pontos de Gauss.

- O método de Gauss-Hermite apresenta duas grandes limitações.
- A primeira está relacionada a escolha dos pontos de Gauss, que são escolhidos baseados em e^{-x^2} , independente da função f(x) no integrando.
- Dependendo do suporte de f(x), os pontos selecionados podem ou não estar dentro da área de interesse.
- Uma ideia natural é reescalonar os pontos de modo a colocá-los na área de maior densidade da função f(x) o que gera o método chamada de Quadratura Adaptativa de Gauss-Hermite.

Quadratura de Gauss-Hermite - Exemplo

Se temos a seguinte função:

$$f(x) = x\sin(x)$$
.

E queremos resolver a seguinte integral:

$$I(f) = \int_{0}^{\pi/4} x \sin(x) dx.$$

- O segundo problema do método de Gauss-Hermite está relacionado com a dimensão da integral a ser resolvida.
- Quando a função é unidimensional, basta espalhar os pontos sobre a reta real e avaliar a função neste pontos.
- Para funções em duas ou mais dimensões precisamos do produto cartesiano dos pontos de integração para espalhar na função multidimensional, ou seja, o número de pontos cresce exponencialmente de acordo com a dimensão da função a ser integrada.

```
1 gauss.hermite.multi <- function(integrando, n.dim, n.pontos, ...) {</pre>
      normaliza <- function(x) {exp(-t(as.numeric(x))%*%as.numeric(x))}</pre>
      pontos <- gauss.quad(n.pontos, kind="hermite")</pre>
      nodes <- matrix(rep(pontos$nodes,n.dim),ncol=n.dim)</pre>
      pesos <- matrix(rep(pontos$weights,n.dim),ncol=n.dim)</pre>
      lista.nodes <- lista.pesos <- list()</pre>
      for(i in 1:ncol(nodes)){
        lista.nodes[[i]] <- nodes[,i]</pre>
        lista.pesos[[i]] <- pesos[,i]</pre>
10
      nodes = as.matrix(do.call(expand.grid, lista.nodes))
11
      pesos = do.call(expand.grid, lista.pesos)
12
      pesos.grid = apply(pesos, 1, prod)
13
      norma = apply(nodes,1,normaliza)
14
                   aum/nogog anidt/intognando/nodog \/normal
```

Seja X uma variável aleatória com função densidade f. Considere o seguinte

Problema 1: Calcular

$$I = E(h(x)) = \int h(x)f(x)dx,$$

para alguma função $h: \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ tal que $E(|h(X)|) < \infty$.

- Em muitas situações é difícil fazer um cálculo exato da quantidade *I*.
- Uma alternativa usual consiste em estimar *I* através de um método computacional conhecido como integração Monte Carlo.
- A estratégia do método consiste em usar um gerador de números pseudo-aleatórios para obter uma amostra $(X_1, ..., X_n)$ i.i.d. da distribuição de Xe estimar I pela média amostral

$$\hat{I}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(X_i)$$

- Não é difícil ver que \hat{I}_n possui as seguintes propriedades:
 - 1. $E(\hat{I}_n) = I$, para qualquer n fixo;
 - 2. $Var(\hat{I}_n) = \sigma^2/n$, onde $Var(h(X)) = \sigma^2/n$;
 - $3.\hat{I}_n \rightarrow I;$

4.
$$\sqrt{n}(\hat{I}_n - I)/\sigma \longrightarrow N(0, 1)$$
.

- Estas propriedades informam que \hat{I}_n é um estimador não viciado e consistente para I.
- Além disso, a última propriedade pode ser usada na construção de uma estimativa por intervalo para I.

• Estime

$$I = \int_{0}^{1} 2x dx$$

• Observe que I = E(2X), onde $X \sim U(0, 1)$, portanto, estima-se I por

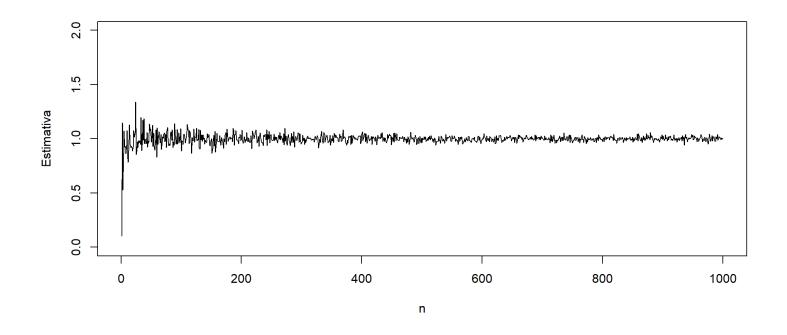
$$\hat{I} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} 2X_i,$$

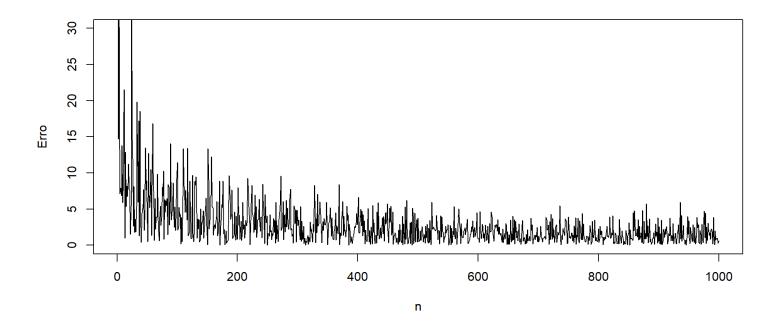
onde $X_i \sim U(0, 1)$.

```
1 estimativa <- function(n) {</pre>
            u \leftarrow runif(n,0,1)
          h <- 2*u
          y <- mean(h)
           return(y)
       6 }
       8 n.sizes <- 1:1000
       9 i.hat <- rep(0, length(n.sizes))</pre>
      10 for(k in 1:1000){
           i.hat[k] <- estimativa(n=k)</pre>
      11
      12 }
      13
      14 # O valor exato de I é 1
 [1] 89.542541280 14.700418734 47.133549862 13.243799342
                                                         7.096297909
                 6.870054806 13.782369572
     7.902858228
                                             5.876298269 7.506485782
 [6]
[11] 18.431612104 21.525793480 0.959062580 12.877131270
                                                         5.355658767
    8.202859835
                 6.742498542 8.551346878 11.225664150
[16]
                                                         7.756229795
    7.597426079
                 1.502962330
                               5.405895679 33.771649374 14.515947826
[21]
[26] 11.965901551 2.634796366
                               8.127060787 1.759775811
                                                         3.643538263
    1.836423864 5.373637596 19.802172067 10.949293612
[31]
                                                         5.917013925
[36] 17.191956523 1.310234401 18.517247310 4.506400162
                                                        0.375335501
[41] 4.387496360
                 4.522529242
                               5.646861040 7.692077216 2.048418110
[46] 3.484635922 13.484795457 7.624413473 8.921209548 3.031408574
[51] 0.498722070 12.737345115 6.836233055 5.211202340 6.957872201
[56] 10.463058583 1.352006899 8.281400557 16.833476351 9.918702382
```

```
1 plot(n.sizes,i.hat,type="l",xlab=""
2 ylab="Estimativa",ylim=c(0,2)
```

```
1 plot(n.sizes,erro,type="l",xlab="n
2 ylab="Erro",ylim=c(0,30))
```





Estime

$$I = \int_{a}^{b} g(x)dx.$$

• Faça y = (x - a)/(b - a) e dy = dx/(b - a). Assim *I* pode ser escrita como

$$I = (b-a) \int_{0}^{1} g((b-a)y + a)dy$$

•

Portanto, estima-se I por

$$\hat{I} = \frac{b-a}{n} \sum_{i=1}^{n} g((b-a)X_i + a),$$

Estime

$$I = \int_{0}^{\infty} g(x)dx.$$

• Faça $y = \frac{1}{x-1}$ e $dy = \frac{-dx}{(x-1)^2} = -y^2 dx$. Assim I pode ser escrita como

$$I = \int_{0}^{1} g\left(\frac{1-y}{y}\right) \frac{1}{y^2} dy.$$

• Portanto, estima-se *I* por

$$\hat{I} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} g \left(\frac{1 - X_i}{X_i} \right) \frac{1}{X_i^2},$$