

# Projeto 3 de Cálculo 2 Honors

## Busca linear

Prof. Lucas Pedroso

2º semestre de 2024

**Última atualização:** 10/11 (confira no final do arquivo a lista com as modificações desde a publicação)

Este arquivo trata do achievement de busca linear do Projeto 3.

## 1 Motivação

No projeto principal, estamos usando o passo constante  $\alpha$ . No entanto, em geral essa não é uma boa ideia: passos que obriguem o método a diminuir mais (ou seja, algo mais forte que  $f(x^{k+1}) < f(x^k)$ ) são preferíveis e, às vezes, até necessários do ponto de vista teórico.

A principal regra de *decréscimo suficiente* é a condição de Armijo: em vez de exigirmos que  $f(x^k + \alpha_k d^k) < f(x^k)$  (decréscimo simples), procuraremos  $\alpha_k$  que satisfaça para  $\tau > 0$

$$f(x^k + \alpha_k d^k) \leq f(x^k) + \alpha_k \tau \nabla f(x^k)^T d^k.$$

Note que isso é exigir uma diminuição maior na função objetivo do iterando atual  $x^k$  para o próximo  $x^{k+1} = x^k + \alpha_k d^k$ , uma vez que a derivada direcional  $\nabla f(x^k)^T d^k$  é negativa, conforme veremos em aula.

Para encontrar o passo em cada iteração, dada a direção de busca  $d$  e o ponto atual  $x$ , o passo será o resultado do algoritmo a seguir.

---

**Algorithm 1** Busca linear

---

**Data:**  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $x, d \in \mathbb{R}^n$ ,  $\tau, \gamma \in (0, 1)$ .

**Initialization:**  $\alpha \leftarrow 1$ .

**while**  $f(x + \alpha d) > f(x) + \alpha \tau \nabla f(x)^T d$  **do**

$\alpha \leftarrow \gamma \alpha$ .

**end while**

**return**  $\alpha$

---

Os dados de entrada são os seguintes:

- $f$ , a função que está sendo minimizada;
- $x$ , o ponto atual a partir do qual se fará a busca;
- $d$ , a direção de busca. No caso do método do gradiente, a direção de busca é  $d = -\nabla f(x)$ . Os métodos de Newton e BFGS têm direções próprias, que basicamente é o que define os métodos.
- $\tau$ , um parâmetro para a busca. Deve ser pequeno, vamos usar sempre  $\tau = 10^{-3}$ .
- $\gamma$ , o parâmetro que reduz o passo  $\alpha$  caso a condição de Armijo não tenha sido satisfeita. Vamos dividir o passo por 2 sempre, ou seja,  $\gamma = 0.5$ .

## 1.1 Método do gradiente com busca linear

Caso seja implementada a busca linear, o algoritmo do gradiente ficará da seguinte forma:

---

**Algorithm 2** Método do gradiente com busca linear

---

**Data:**  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $x^0 \in \mathbb{R}^n$ ,  $\epsilon > 0$ ,  $K \in \mathbb{N}$ .

**Initialization:**  $x \leftarrow x^0$  e  $k \leftarrow 0$ .

**while**  $\|\nabla f(x)\| > \epsilon$  e  $k < K$  **do**

$k \leftarrow k + 1$ .

    Chame a função de busca linear para calcular  $\alpha$ .

$x \leftarrow x - \alpha \nabla f(x)$ .

**end while**

**return**  $x, k$

---

Modificação semelhante ocorre para os métodos de Newton e BFGS.

## 2 Implementação

A implementação basicamente será um código de poucas linhas implementando o pseudocódigo da busca linear descrito anteriormente.

## 2.1 Primeira linha da função

```
def linesearch(f,x,g,d):
```

sendo

- $f$ : a função que está sendo minimizada;
- $x$ : o ponto atual, a partir do qual a busca será feita;
- $g$ : o gradiente da função  $f$  no ponto  $x$ ;
- $d$ : a direção de busca.

A saída será o passo  $\alpha$  que satisfaz o critério de Armijo.

## 3 Exemplo

Para a função

```
def f(x):  
    return x[0]**4-2*x[0]**2+x[0]-x[0]*x[1]+x[1]**2  
def grad(x):  
    return np.array([4*x[0]**3-4*x[0]+1-x[1],-x[0]+2*x[1]])
```

ao executar

```
x,k = gd(f,np.array([10,10]),grad,alpha = 1e-2,itmax = 100000,  
         eps = 1e-8,plot = True)  
print(f"x = x")  
print(f"k = k")
```

o algoritmo não converge! Isso ocorre, neste caso, porque o passo é muito grande. Algo desse tipo pode aparecer como output

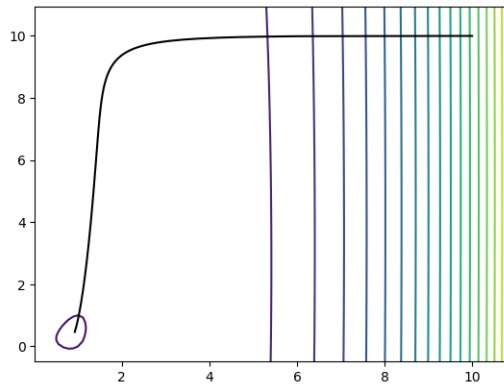
```
x = [ -inf  9.73495111e+184]  
k = 7
```

Diminuindo o passo, executando

```
x,k = gd(f,np.array([10,10]),grad,alpha = 1e-3,itmax = 100000,  
         eps = 1e-8,plot = True)  
print(f"x = x")  
print(f"k = k")
```

o algoritmo passa a convergir, porém demora muitas iterações (quase 12000).

```
x = [0.92442503  0.46221252]  
k = 11859
```

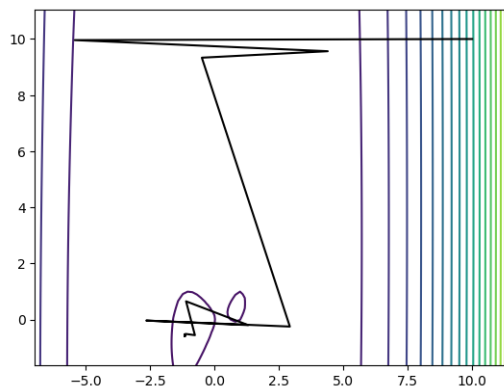


Por fim, usando busca linear em vez de passo constante

```
x,k = gd(f,np.array([10,10]),grad,search = True,itmax = 100000,
        eps = 1e-8,plot = True)
print(f"x = x")
print(f"k = k")
```

o algoritmo converge em bem menos iterações (menos de 70)

```
x = [-1.15797021 -0.57898511]
k = 65
```



Notem um detalhe interessante. Apesar de sempre estarmos começando do mesmo chute inicial ( $x_0 = [10, 10]$ ), o método com passo constante e o método com busca linear convergiram pra pontos diferentes. Ambos são minimizadores do problema, sendo o ponto  $x = [-1.15797021 \ -0.57898511]$  minimizador global. Ou seja, em havendo mais de um ponto estacionário, não se sabe para qual se dará a convergência.

## 4 Detalhes e comentários

- No código do método do gradiente deverá haver um `if search:`. Se for `True`, chamar a função `linesearch(f,x,g,d)` pra calcular o `alpha`. Se for `False`, usar o `alpha` constante que é entrada da função `gd`. O mesmo vale para Newton e BFGS.

## 5 Updates neste arquivo

- 10/11 - foi acrescentado um exemplo de execução do método do gradiente com e sem busca linear.