

# MS211 - Cálculo Numérico

## Sistemas Não-lineares e o Método de Newton

(Slides Modificados de M. E. Valle)

# Introdução

Nas próximas aulas, estaremos interessados na resolução de sistemas não-lineares da seguinte forma:

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\ \vdots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \end{cases}$$

em que  $x_i$  são as incógnitas e  $f_i : D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \forall i = 1, \dots, n$ .

Considerando  $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x}))^T \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ , podemos escrever o sistema não-linear acima na forma  $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ , sendo  $\mathbf{0} = (0, \dots, 0)^T \in \mathbb{R}^n$ .

# A Transição de $n = 1$ para $n > 1$ : Motivação

Método de Newton:  
Generalização do caso  $n = 1$

$n = 1$ :  
 dado  $(x_k, f(x_k))$  temos  
 $L_k(x) = f(x_k) + f'(x_k)(x - x_k)$

$n > 1$ :  
 $L_k(x) = \underbrace{F(x^{(k)})}_{\in \mathbb{R}^n} + \underbrace{J(x^{(k)})}_{\in \mathbb{R}^{n \times n}} \cdot \underbrace{(x - x^{(k)})}_{\in \mathbb{R}^n}$   
 $\in \mathbb{R}^n$

**Figura:** Aqui  $\mathbf{J}(x)$  é a **matriz Jacobiana**, a generalização de  $f'(x)$  para o caso  $n > 1$ .

Os Métodos de Newton para  $n = 1$  e  $n > 1$ 

$$0 = L_k(x) = F(x^{(k)}) + J(x^{(k)})(x - x^{(k)})$$

$$\Leftrightarrow -F(x^{(k)}) = J(x^{(k)})(x - x^{(k)})$$

se  $\exists J(x^{(k)})^{-1}$

$$\Leftrightarrow -J(x^{(k)})^{-1} \cdot F(x^{(k)}) = x - x^{(k)}$$

$$\Leftrightarrow x = x^{(k)} - J(x^{(k)})^{-1} \cdot F(x^{(k)})$$

$$\dots x^{(k+1)} = x^{(k)} - J(x^{(k)})^{-1} \cdot F(x^{(k)})$$

para  $n=1$ :  $x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$

# A Transição de $n = 1$ para $n > 1$ : Resolução

(caso geral ( $n > 1$ ):

aproximação local linear  
é dado por:

$$L_k(x) = F(x^{(k)}) + J(x^{(k)})(x - x^{(k)})$$

$$L_k(x) = 0 \Leftrightarrow J(x^{(k)}) \overbrace{(x - x^{(k)})}^{s} = -F(x^{(k)})$$

$$L_k(x^{(k+1)}) = 0 \Leftrightarrow J(x^{(k)}) \overbrace{\begin{pmatrix} x^{(k+1)} \\ -x^{(k)} \end{pmatrix}}^{s^{(k)}} = -F(x^{(k)})$$

$$x^{(k+1)} = s^{(k)} + x^{(k)}$$

**Figura:** Supondo que  $\exists J(x^{(k)})^{-1}$ , pode-se encontrar  $x^{(k+1)}$  fazendo  $x^{(k+1)} = x^{(k)} - J(x^{(k)})^{-1}F(x^{(k)})$ . Porém, a resolução do sistema linear acima requer (geralmente) um esforço computacional menor.

## Exemplo 1

O sistema não-linear

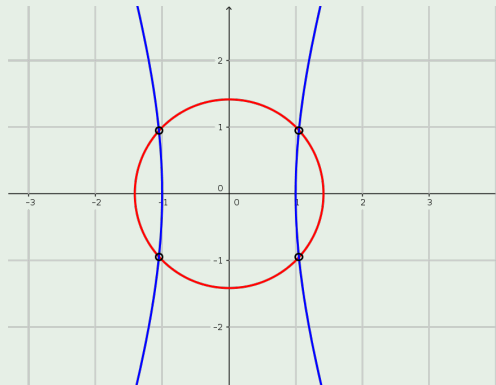
$$\begin{cases} x^2 + y^2 = 2, \\ x^2 - \frac{y^2}{9} = 1. \end{cases}$$

pode ser escrito como

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 - 2 = 0, \\ f_2(x_1, x_2) = x_1^2 - \frac{x_2^2}{9} - 1 = 0. \end{cases}$$

## Exemplo 1

Geometricamente, desejamos encontrar os quatro pontos que pertencem à ambas as curvas  $x_1^2 + x_2^2 = 2$  e  $x_1^2 - x_2^2/9 = 1$ .



## Exemplo 2

O sistema não-linear

$$\begin{cases} x^2 - y = 0.2, \\ x - y^2 = 1. \end{cases}$$

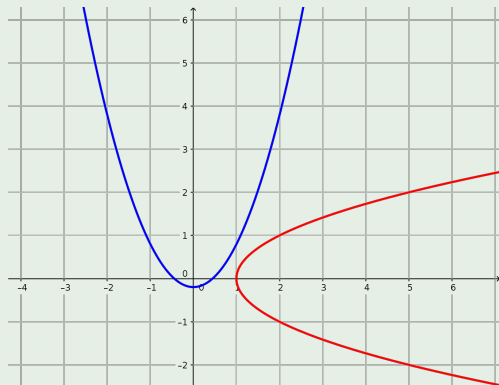
pode ser escrito como

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2) = x_1^2 - x_2 - 0.2 = 0, \\ f_2(x_1, x_2) = x_1 - x_2^2 - 1 = 0. \end{cases}$$



## Exemplo 2

Observe que as curvas  $y = x^2 - 0.2$  e  $x = 1 + y^2$  não se interceptam.



Logo, esse sistema não admite solução!

# Notação

Denotaremos

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \vdots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{bmatrix}.$$

Desta forma, o sistema não-linear

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\ \vdots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \end{cases}$$

pode ser escrito de forma compacta como

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}.$$

# Formulação do Problema e Hipóteses

## Resolução de Sistema Não-Linear

Dada uma função  $\mathbf{F} : D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ , determine  $\xi \in D$  tal que

$$\mathbf{F}(\xi) = \mathbf{0}.$$

Em geral, assumiremos a existência da solução  $\xi \in D$ .  
Assumiremos também que o domínio  $D$  de  $\mathbf{F}$  é um conjunto aberto e  $\mathbf{F}$  possui derivadas contínuas nesse conjunto.

# Vetor Gradiente

## Definição 3 (Vetor Gradiente)

O vetor das derivadas parciais de  $f_i$ , denotado por

$$\nabla f_i(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_i}{\partial x_1}(\mathbf{x}) \\ \frac{\partial f_i}{\partial x_2}(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \frac{\partial f_i}{\partial x_n}(\mathbf{x}) \end{bmatrix},$$

é chamado **vetor gradiente** de  $f_i$ .

# Matriz Jacobiana

## Definição 4 (Matriz Jacobiana)

A matriz das derivadas parciais de  $\mathbf{F}$ , denotada por

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1}(\mathbf{x}) & \frac{\partial f_1}{\partial x_2}(\mathbf{x}) & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n}(\mathbf{x}) \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1}(\mathbf{x}) & \frac{\partial f_2}{\partial x_2}(\mathbf{x}) & \cdots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n}(\mathbf{x}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1}(\mathbf{x}) & \frac{\partial f_n}{\partial x_2}(\mathbf{x}) & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n}(\mathbf{x}) \end{bmatrix}.$$

é chamada **matriz Jacobiana** de  $\mathbf{F}$ .

# Aproximação Linear

## Aproximação Linear

A aproximação linear  $\mathbf{L}$  de uma função não-linear  $\mathbf{F} : D \rightarrow \mathbb{R}^n$  em um ponto  $\mathbf{a} \in D$  é dada pela equação

$$\mathbf{L}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}(\mathbf{a}) + \mathbf{J}(\mathbf{a})(\mathbf{x} - \mathbf{a}).$$

## Exemplo 5

Determine a matriz Jacobiana da função  $\mathbf{F}$  do sistema não-linear:

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_1^3 - 3x_1x_2^2 + 1 \\ 3x_1^2x_2 - x_2^3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

## Exemplo 5

Determine a matriz Jacobiana da função  $\mathbf{F}$  do sistema não-linear:

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_1^3 - 3x_1x_2^2 + 1 \\ 3x_1^2x_2 - x_2^3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

**Resposta:** A matriz Jacobiana de  $\mathbf{F}$  é

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 3x_1^2 - 3x_2^2 & -6x_1x_2 \\ 6x_1x_2 & 3x_1^2 - 3x_2^2 \end{bmatrix}$$



## Exemplo 6 (Tridiagonal de Broyden)

Determine a matriz Jacobiana da seguinte função  $\mathbf{F}$ :

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} -2x_1^2 + 3x_1 - 2x_2 + 1 \\ \vdots \\ -x_{i-1} - 2x_i^2 + 3x_i - 2x_{i+1} + 1 \\ \vdots \\ -2x_n^2 + 3x_n - x_{n-1} \end{bmatrix}.$$

## Exemplo 6 (Tridiagonal de Broyden)

Determine a matriz Jacobiana da seguinte função  $\mathbf{F}$ :

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} -2x_1^2 + 3x_1 - 2x_2 + 1 \\ \vdots \\ -x_{i-1} - 2x_i^2 + 3x_i - 2x_{i+1} + 1 \\ \vdots \\ -2x_n^2 + 3x_n - x_{n-1} \end{bmatrix}.$$

**Resposta:** A matriz Jacobina de  $\mathbf{F}$  é

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} -4x_1 + 3 & -2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -1 & -4x_2 + 3 & -2 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & -1 & -4x_n + 3 \end{bmatrix}.$$

## Método de Newton

O método de Newton é um dos principais métodos usados para a resolução de um sistema não-linear.

---

Vimos anteriormente que o método de Newton determina, a cada iteração, a solução da aproximação linear da função.

---

Dessa forma, conhecida uma aproximação  $\mathbf{x}^{(k)}$ , o método de Newton define  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  como sendo a solução do sistema linear

$$\mathbf{L}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)}) + \mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)}) (\mathbf{x} - \mathbf{x}^{(k)}) = \mathbf{0},$$

ou seja,  $\mathbf{x}^{(k+1)}$  é tal que

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)}) (\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}) = -\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)}).$$

Tomando  $\mathbf{s}^{(k)} = \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}$ , conhecido por **passo de Newton**, temos que a nova aproximação é

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{s}^{(k)},$$

em que  $\mathbf{s}^{(k)}$  é a solução do sistema linear

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)})\mathbf{s}^{(k)} = -\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)}).$$

Resumindo, dado uma aproximação inicial  $\mathbf{x}^{(0)}$ , o método de Newton define a sequência  $\{\mathbf{x}^{(k)}\}$  através dos seguintes passos:

- Resolve  $\mathbf{J}(\mathbf{x}^{(k)})\mathbf{s}^{(k)} = -\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)})$ .
- Define  $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{s}^{(k)}$ .

Espera-se que a sequência convirja para a solução  $\xi$  do sistema não-linear  $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ , ou seja,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{x}^{(k)} = \xi.$$

## Exemplo 7

Efetue uma iterações do método de Newton, com  $\mathbf{x}^{(0)} = [1, 5]^T$ , para determinar a solução do sistema não-linear:

$$\mathbf{F}(x, y) = \begin{bmatrix} x + y - 3 \\ x^2 + y^2 - 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

cujas soluções são  $\xi^{(1)} = [3, 0]^T$  e  $\xi^{(2)} = [0, 3]^T$ .

## Exemplo 7

Efetue uma iterações do método de Newton, com  $\mathbf{x}^{(0)} = [1, 5]^T$ , para determinar a solução do sistema não-linear:

$$\mathbf{F}(x, y) = \begin{bmatrix} x + y - 3 \\ x^2 + y^2 - 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

cujas soluções são  $\xi^{(1)} = [3, 0]^T$  e  $\xi^{(2)} = [0, 3]^T$ .

**Resposta:** Primeiramente, observe que a matriz Jacobiana da função  $\mathbf{F}$  em um ponto  $(x, y)$  arbitrário é

$$\mathbf{J}(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2x & 2y \end{bmatrix}.$$

Considerando  $\mathbf{x}^{(0)} = [1, 5]^T$ , temos:

$$\mathbf{J}(1, 5) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 10 \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \mathbf{F}(1, 5) = \begin{bmatrix} 3 \\ 17 \end{bmatrix}.$$

Resolvendo o sistema linear

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 10 \end{bmatrix} \mathbf{s}^{(0)} = \begin{bmatrix} -3 \\ -17 \end{bmatrix},$$

encontramos o passo de Newton

$$\mathbf{s}^{(0)} = \begin{bmatrix} -13/8 \\ -11/8 \end{bmatrix}.$$

Logo, temos  $\mathbf{x}^{(1)} = [-5/8, 29/8]^T$ .

## Critério de Parada

Dada uma aproximação inicial  $\mathbf{x}^{(0)}$ , efetuamos as iterações do método de Newton até:

- encontrarmos  $\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)})$  próximo do vetor nulo, isto é,

$$\|\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)})\|_{\infty} \leq \epsilon_1, \quad \text{com } \epsilon_1 > 0,$$

**ou**

- não detectarmos alterações significativas de uma iteração para a outra, ou seja,

$$D_r = \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}^{(k-1)}\|_{\infty} \leq \epsilon_2, \quad \text{com } \epsilon_2 > 0,$$

**ou**

- até atingirmos um número máximo  $k_{max}$  de iterações!

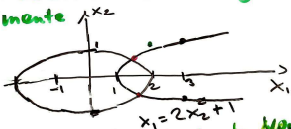


# O Método de Newton em Forma Tabela: Exemplo

Exemplo

Considere  $x_1 - 2x_2^2 = 1$   
 $\frac{x_1^2}{4} + x_2^2 = 1$

(a) Localize as raízes graficamente



(b) Aplique o método de Newton com  $x^{(0)} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$  e  $\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0.05$

$$F(x) \begin{cases} f_1(x) = x_1 - 2x_2^2 - 1 = 0 \\ f_2(x) = \frac{x_1^2}{4} + x_2^2 - 1 = 0 \end{cases}$$

Considere

$k$	$x^{(k)}$	$F(x^{(k)})$	$\ F(x^{(k)})\ _\infty$	$\ S^{(k-1)}\ _\infty$	$S^{(k)}$
0	$\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$	$1 \geq 0.05$	-	$\begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$

## O Método de Newton em Forma Tabela: Exemplo

Iteração

 $s^{(0)}$  é a solução de

$$J(x^{(0)}) \cdot s^{(0)} = -F(x^{(0)})$$

$$J(x) = \begin{pmatrix} 1 & -4x_2 \\ x_1 & 2x_2 \end{pmatrix}$$

$$x^{(0)} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} \Rightarrow J(x^{(0)}) = \begin{pmatrix} 1 & -4 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -4 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & -1 \end{pmatrix} \rightsquigarrow \begin{pmatrix} 1 & -4 & 1 & 1 \\ 0 & 6 & 1 & -2 \end{pmatrix}$$

$$\rightsquigarrow \begin{pmatrix} 1 & -4 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & -\frac{1}{3} \end{pmatrix} \rightsquigarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & -\frac{1}{3} \\ 0 & 1 & 1 & -\frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

$$\therefore s^{(0)} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} \end{pmatrix} \Rightarrow x^{(1)} = x^{(0)} + s^{(0)} \\ = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -0.33333 \\ -0.33333 \end{pmatrix}$$

k	$x^{(k)}$	$F(x^{(k)})$	$\ F(x^{(k)})\ _{\infty}$	$\ s^{(k-1)}\ _{\infty}$	$s^{(k)}$
1	$\begin{pmatrix} 1.6667 \\ 1.6667 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0.22222 \\ 0.12222 \end{pmatrix}$	0.22222	0.33333	

## O Método de Newton em Forma Tabelar: Exemplo

Iteração 2

 $s^{(1)}$  é solução de

$$J(x^{(1)}) \cdot s^{(1)} = -F(x^{(1)})$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -2.6667 & 0.22222 \\ 0.83333 & 1.3333 & -0.13889 \end{pmatrix}$$

$$\dots \leadsto s^{(1)} = \begin{pmatrix} -0.20833 \cdot 10^{-1} \\ -0.91146 \cdot 10^{-1} \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow x^{(2)} &= x^{(1)} + s^{(1)} \\ &= \begin{pmatrix} 1.6667 \\ 0.66667 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -0.20833 \\ -0.91146 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1.6458 \\ 0.57552 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

k	$x^{(k)}$	$F(x^{(k)})$	$\ F(x^{(k)})\ _{\infty}$	$\ s^{(k-1)}\ _2$
2	$\begin{pmatrix} 1.6458 \\ 0.57552 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0.16615 \cdot 10^{-1} \\ 0.89161 \cdot 10^{-2} \end{pmatrix}$	0.016615 $< \epsilon_1 = 0.05$	

Resultado:

$$x^{(2)} = \begin{pmatrix} 1.6458 \\ 0.57552 \end{pmatrix}$$

PARA

## Considerações Finais

Observe que cada iteração do método de Newton requer:

- 1 Avaliação da matriz Jacobiana.
- 2 Resolução de um sistema linear.

Logo, o método de Newton é computacionalmente caro!

---

A vantagem é que, **sob certas condições** sobre a aproximação inicial  $\mathbf{x}^{(0)}$ , a função  $\mathbf{F}$  e a matriz Jacobiana  $\mathbf{J}$ , a sequência  $(\mathbf{x}^{(k)})_{k \in \mathbb{N}}$  produzida pelo método de Newton **converge** para a solução de  $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$  com **ordem de convergência pelo menos quadrática**.

Muito grato pela atenção!