# 4616 – Métodos Numéricos Computacionais

Larissa Oliveira oliveira.t.larissa@gmail.com

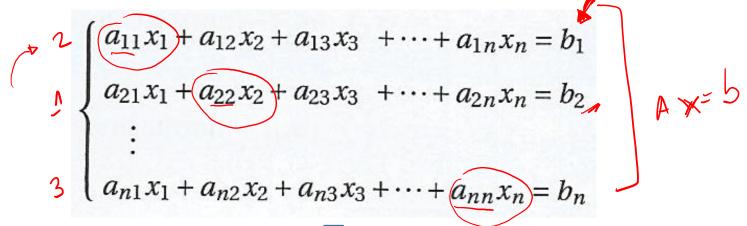


# Na última aula...

✓ Um método iterativo para calcular a solução de um sistema Ax = b (det(A) ≠ 0) é denominado iterativo quando fornece uma sequência de soluções aproximadas, sendo que cada solução aproximada é obtida pela anterior.

A partir de uma solução inicial  $x_0$  gera-se uma sequência de aproximações  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$ ,  $x_4$ , ... cada uma das quais obtidas das anteriores pela repetição do mesmo tipo de processo.

#### Método de Jacobi-Richardson

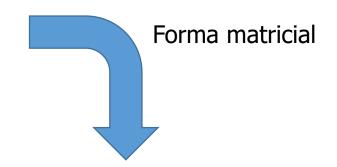




$$\begin{cases} x_1 = \frac{1}{a_{11}}(b_1 - a_{12}x_2 - a_{13}x_3 - \dots - a_{1n}x_n) \\ x_2 = \frac{1}{a_{22}}(b_2 - a_{21}x_1 - a_{23}x_3 - \dots - a_{2n}x_n) \\ \vdots \\ x_n = \frac{1}{a_{nn}}(b_n - a_{n1}x_1 - a_{n2}x_2 - \dots - a_{nn-1}x_{n-1}) \end{cases}$$

#### Método de Jacobi-Richardson

$$\begin{cases} x_1 = \frac{1}{a_{11}}(b_1 - a_{12}x_2 - a_{13}x_3 - \dots - a_{1n}x_n) \\ x_2 = \frac{1}{a_{22}}(b_2 - a_{21}x_1 - a_{23}x_3 - \dots - a_{2n}x_n) \\ \vdots \\ x_n = \frac{1}{a_{nn}}(b_n - a_{n1}x_1 - a_{n2}x_2 - \dots - a_{nn-1}x_{n-1}) \end{cases}$$



$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0, & \frac{-a_{12}}{a_{11}} & \frac{-a_{13}}{a_{11}} & \dots & \frac{-a_{1n}}{a_{11}} \\ \frac{-a_{21}}{a_{22}} & 0, & \frac{-a_{23}}{a_{22}} & \dots & \frac{-a_{2n}}{a_{22}} \\ \vdots & & & & \\ \frac{-a_{n1}}{a_{nn}} & \frac{-a_{n2}}{a_{nn}} & \dots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{b_1}{a_{11}} \\ \frac{b_2}{a_{22}} \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

#### Método de Jacobi-Richardson

$$\begin{cases}
x_1^{(k+1)} = -\frac{a_{12}}{a_{11}} x_2^{(k)} - \frac{a_{13}}{a_{11}} x_3^{(k)} - \dots - \frac{a_{1n}}{a_{11}} x_n^{(k)} + \frac{b_1}{a_{11}} \\
x_2^{(k+1)} = -\frac{a_{21}}{a_{22}} x_1^{(k)} - \frac{a_{23}}{a_{22}} x_3^{(k)} - \dots - \frac{a_{2n}}{a_{22}} x_n^{(k)} + \frac{b_2}{a_{22}}
\end{cases}$$

$$\vdots$$

$$(x_n^{(k+1)}) = -\frac{a_{n1}}{a_{nn}} x_1^{(k)} - \frac{a_{n2}}{a_{nn}} x_2^{(k)} - \dots - \frac{a_{nn-1}}{a_{nn}} x_{n-1}^{(k)} + \frac{b_n}{a_{nn}}$$

$$\chi_{(0)} = \left(\chi_{(0)}^{\prime}, \chi_{5}^{\prime}, \dots, \chi_{5}^{\prime}\right)$$

Forma matricial

$$\begin{bmatrix} x_1^{(k+1)} \\ x_1^{(k+1)} \\ x_2^{(k+1)} \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{-a_{12}}{a_{11}} & \frac{-a_{13}}{a_{11}} & \dots & \frac{-a_{1n}}{a_{11}} \\ \frac{-a_{21}}{a_{22}} & 0 & \frac{-a_{23}}{a_{22}} & \dots & \frac{-a_{2n}}{a_{22}} \\ \vdots & \vdots & & & & \\ \frac{-a_{n1}}{a_{nn}} & \frac{-a_{n2}}{a_{nn}} & \dots & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^{(k)} \\ x_1^{(k)} \\ x_2^{(k)} \\ \vdots \\ x_n^{(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{b_1}{a_{11}} \\ \frac{b_2}{a_{22}} \\ \vdots \\ x_n^{(k)} \end{bmatrix}$$

#### Método de Jacobi-Richardson

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} &= (b_1) - a_{12}.x_2^{(k)} - \dots - a_{1n}.x_n^{(k)})/a_{11} \\ x_2^{(k+1)} &= (b_2) - a_{21}.x_1^{(k)} - \dots - a_{1n}.x_n^{(k)})/a_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^{(k+1)} &= (b_n) - a_{n1}.x_1^{(k)} - \dots - a_{n,n-1}.x_{n-1}^{(k)})/a_{nn} \end{cases}$$

#### Critério de parada:

$$\frac{||x^{(k+1)} - x^{(k)}||_{\infty}}{||x^{(k+1)}||_{\infty}} \checkmark \varepsilon$$
 Valor préestabelecido

Computacionalmente usamos também como teste de parada o número máximo de iterações.

#### Método de Jacobi-Richardson

De forma geral, pode ser escrito como:

$$x_{i}^{(k+1)} = \left(b_{i} - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_{j}^{(k)}\right) - \left(\sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)}\right) / a_{ii} \quad i = 1, ..., n$$

#### Critério de parada:

$$\frac{||x^{(k+1)} - x^{(k)}||_{\infty}}{||x^{(k+1)}||_{\infty}} \stackrel{\mathcal{E}}{\longleftarrow} Valor \text{ préestabelecido}$$

Computacionalmente usamos também como teste de parada o número máximo de iterações.

Hoje...

#### Método de Gauss - Seidel

O método de Gauss – Seidel é uma variante do método de Jacobi – Richardson que acelera a busca da solução para o sistema. Em Jacobi-Richardson temos:

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)})/a_{11} \\ x_2^{(k+1)} = (b_2 - a_{21}x_1^{(k)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)})/a_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^{(k+1)} = (b_n - a_{n1}x_1^{(k)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k)})/a_{nn} \end{cases}$$

Quando calculamos  $x_2^{(k+1)}$ , já sabemos o valor de  $x_1^{(k+1)}$  e, quando calculamos  $x_3^{(k+1)}$ , já sabemos  $x_2^{(k+1)}$  e  $x_1^{(k+1)}$  e assim sucessivamente.

#### Método de Gauss - Seidel

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)})/a_{11} \\ x_2^{(k+1)} = (b_2 - a_2)x_1^{(k+1)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)})/a_{22} \\ \vdots & \vdots \\ x_n^{(k+1)} = (b_n - a_{n1}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k+1)})/a_{nn} \end{cases}$$

#### Método de Gauss - Seidel

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)})/a_{11} \\ x_2^{(k+1)} = (b_2 - a_{21}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)})/a_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^{(k+1)} = (b_n - a_{n1}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k+1)})/a_{nn} \end{cases}$$

De modo geral, pode ser escrito como:

$$x_i^{(k+1)} = \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^{n} a_{ij} x_j^{(k)}\right) / a_{ii} \quad i = 1, \dots, n$$

$$\begin{bmatrix} x_1^{(k+1)} \\ x_2^{(k+1)} \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -\frac{a_{21}}{a_{22}} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots \\ -\frac{a_{n1}}{a_{nn}} & -\frac{a_{n2}}{a_{nn}} & \dots & -\frac{a_{nn-1}}{a_{nn}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^{(k+1)} \\ x_2^{(k+1)} \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\frac{a_{12}}{a_{11}} & -\frac{a_{13}}{a_{11}} & \dots & -\frac{a_{1n}}{a_{11}} \\ 0 & 0 & -\frac{a_{23}}{a_{22}} & \dots & -\frac{a_{2n}}{a_{22}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^{(k)} \\ x_2^{(k)} \\ \vdots \\ \vdots \\ x_n^{(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{b_1}{a_{11}} \\ \frac{b_2}{a_{22}} \\ \vdots \\ \frac{b_n}{a_{nn}} \end{bmatrix}$$

#### Método de Gauss - Seidel

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)})/a_{11} \\ x_2^{(k+1)} = (b_2 - a_{21}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)})/a_{22} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n^{(k+1)} = (b_n - a_{n1}x_1^{(k+1)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k+1)})/a_{nn} \end{cases}$$

#### Critério de parada:

$$\frac{||x^{(k+1)} - x^{(k)}||_{\infty}}{||x^{(k+1)}||_{\infty}} \stackrel{\text{Valor préestabelecido}}{=}$$

Computacionalmente usamos também como teste de parada o número máximo de iterações.

#### Critérios de convergência

$$\max_{i} \sum_{\substack{j=1\\j\neq i}} \left| \frac{a_{ij}}{a_{ii}} \right| < 1 \text{ (Critério das Linhas)}$$

**Critério de Sassenfeld** for satisfeito (max  $\beta_i$  < 1), em que os valores  $\beta_i$  são calculados por recorrência através de:

$$\beta_i = \sum_{j=1}^{i-1} \left| \frac{a_{ij}}{a_{ii}} \cdot \beta_j \right| + \sum_{j=i+1}^{n} \left| \frac{a_{ij}}{a_{ii}} \right|$$

$$\beta = \max \left| \beta_i \right| \leq \sum_{j=1}^{n} \left| \beta_j \right| + \sum_{j=i+1}^{n} \left| \alpha_{ij} \right|$$

#### Observações

- ✓ Dado um sistema linear Ax = b pode acontecer que o método de Jacobi-Richardson seja convergente enquanto que o método de Gauss-Seidel seja divergente e vice-versa.
- ✓ A convergência para os métodos Jacobi-Richardson e Gauss-Seidel não depende do valor inicial  $x^{(0)}$ .
- ✓ Basta um critério de convergência ser satisfeito para o método convergir.
- ✓ Se os critérios não forem satisfeitos o método pode ou não convergir. Neste caso deve ser feita uma análise cuidadosa da sequência de aproximações obtidas.

Exemplo

Resolva o sistema linear:

$$\begin{cases}
5x_1 + 4x_2 + x_3 = 5 \\
3x_1 + 4x_2 + x_3 = 6
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
5x_1 + 4x_2 + x_3 = 6 \\
3x_1 + 3x_2 + 6x_3 = 0
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
5x_1 + 3x_2 + 6x_3 = 0
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
5x_1 + 3x_2 + 6x_3 = 0
\end{cases}$$

com  $x^{(0)} = (0, 0, 0)^T$  e precisão  $\varepsilon = 10^{-2}$ .

$$B = \begin{cases} 0, 0, 0 \\ 0, 0 \end{cases}$$

$$B = \begin{cases} 0, 0, 0 \\ -\frac{1}{5} \\ -\frac{3}{4} \end{cases} = \begin{cases} 0, 0, 0 \\ -\frac{3}{4} \end{cases}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$Com x^{(0)} = (0, 0, 0)^{T} e precisao \epsilon = 10^{T}$$

$$x_1 = (5 - x_2 - x_3)/5$$
 $x_2 = (6 - 3x_1 - x_3)/4$ 

$$x_3 = \left(0 - 3x_1 - 3x_2\right)/6$$

#### CONVERGENCIA:

### SUSSENFELD:

$$\begin{vmatrix} 3_{1} - \frac{1}{15} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} -\frac{1}{15} \end{vmatrix} = \frac{2}{5}$$

$$\begin{vmatrix} 3_{2} - \frac{1}{3} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 3_{4} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 2_{5} + \frac{1}{4} \end{vmatrix} = \frac{3}{10} + \frac{1}{4} = \frac{1}{20}$$

$$\begin{vmatrix} 3_{3} - \frac{1}{3} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 3_{4} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 3_{5} + \frac{1}{4} \end{vmatrix} + \frac{3}{10} + \frac{1}{40} = \frac{15}{40}$$

$$\begin{vmatrix} 3_{3} - \frac{1}{3} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 3_{5} - \frac{1}{40} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix}$$

$$\chi_1^{(u+1)} = 1 - 0.2 \times_2^{(u)} = 0.2 \times_3^{(u)}$$

$$\chi_{2}^{(u+1)} = 1.5 - 0.75 \times \frac{(u+1)}{2} = 0.25 \times \frac{(u+1)}{3}$$

$$\chi_{3}^{(n+1)} = 0 - 0.5\chi_{1}^{(n+1)} = 0.5\chi_{2}^{(n+1)}$$

$$\chi_{1}^{(1)} = 1 - 0.2(0) - 0.2(0) = 1$$

$$\chi_{2}^{(1)} = 1.5 - 0.75 (1) - 0.25 (10) = 0.75$$

ERRO = 
$$\frac{11 \times (11 - 1 \times (10))}{11 \times (11 \times (10))} = \frac{1 \times (10 + 1 \times (10))}{11 \times (10 \times (10))} = \frac{1}{11 \times (10)} =$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.2(0.35) - 0.2(-0.225) - 21.025}{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.5(1.025) - 0.5(0.95) = -0.7875}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.5(1.025) - 0.5(0.95) = -0.7875}{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.5(1.025) - 0.5(0.95) = -0.7875}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.5(1.025) - 0.5(0.95) = -0.7875}{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.95(1.095) - 0.95(1.095)}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.2(0.95) - 0.2(-0.9875) = 0.9975}{\sum_{i=1}^{(2)} - 0.9975}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.5(1.0075) - 0.5(0.9713) = -0.9974}{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.9975}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.5(1.0075) - 0.5(0.9713) = -0.9974}{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.9975}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.5(1.0075) - 0.5(0.9713) = -0.9974}{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.9975}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.5(1.0075) - 0.5(0.9713) = -0.9975}{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.9975}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.9975}{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.9975}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^{(3)} - 0.997$$

$$\begin{array}{lll}
\chi_{1}^{(4)} = 1 - 0.2(0.9913) - 0.2(-0.9994) = & & & & & & \\
\chi_{2}^{(4)} = 1.5 - 0.75(1.0016) - 0.25(-0.9994) = 0.9986 \\
\chi_{3}^{(4)} = -0.5(1.0016) - 0.5(0.9986) = -1.0001$$

$$\begin{array}{lll}
\chi_{1}^{(4)} = 1.5 - 0.75(1.0016) - 0.25(-0.9994) = 0.9986 - 0.9986 - 0.9983 - 0.9984 - 0.$$

$$\overline{X} = \begin{pmatrix} 1.0016 \\ 0.9986 \\ -1.9001 \end{pmatrix}$$

## Comparação

	DIRETOS	ITERATIVOS
CONVERGÊNCIA	Finitos, obtém a solução de qualquer sistema não singular de equações.	Convergência assegurada sob determinadas condições.
ESPARSIDADE	Não Preservam esparsidade.	Preservam esparsidade.
ERROS DE ARREDONDAMEN TO	Sérios problemas, para amenizar adotam-se técnicas de pivoteamento.	Tem menos erros de arredondamento, isto porque a convergência uma vez assegurada independe da aproximação inicial.

#### Método de Gauss - Seidel

#### Atividade para contabilizar presença

Usando o método iterativo de Gauss-Seidel, determine uma solução aproximada para o seguinte sistema linear:

$$\begin{bmatrix} 10 & 2 & 1 \\ 1 & 5 & 1 \\ 2 & 3 & 10 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 14 \\ 11 \\ 8 \end{bmatrix}$$

Considere  $x^{(0)} = (0,0,0)^T$  e precisão  $\varepsilon = 0,01$ . Verifique a condição de convergência.