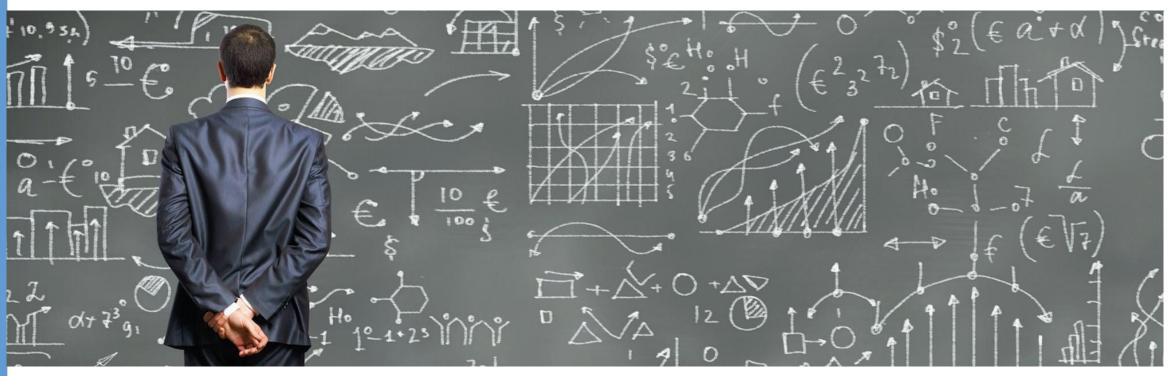


Métodos Numéricos



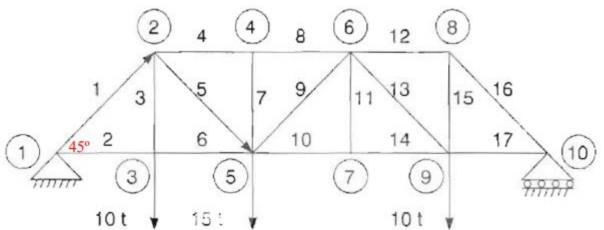
Unidade III: Resolução de Sistemas Lineares



• A resolução de sistemas lineares é um problema que surge nas mais diversas áreas (ex. previsão do tempo, otimização de sinais de transito e linhas de metro, mecânica quântica, etc..).

 Considere, por exemplo, o problema de determinar as componentes horizontal e vertical das forças que atuam nas junções da treliça abaixo (ex.

ponte de ferro).





- Para isto, temos de determinar as 17 forças desconhecidas que atuam nesta treliça.
- As componentes da treliça são supostamente presas nas junções por pinos, sem fricção.
- Um teorema da mecânica elementar nos diz que, como o número de junções j está relacionado ao número de componentes m por 2j - 3 = m, a treliça é estaticamente determinante, isto significa que as forças componentes são determinadas completamente pelas condições de equilíbrio estático nos nós.



 Sejam Fx e Fy as componentes horizontal e vertical, respectivamente. Fazendo α = sen (45°) = cos (45°) e supondo pequenos deslocamentos, as condições de equilíbrio são:

$$\begin{array}{l} \text{Junção 2} \\ \text{Junção 2} \\ \text{Fr}_{y} = -\alpha f_{1} + f_{4} + \alpha f_{5} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{1} - f_{3} - \alpha f_{5} = 0 \\ \text{Junção 3} \\ \text{SF}_{x} = -f_{2} + f_{6} = 0 \\ \text{Junção 4} \\ \text{SF}_{y} = f_{3} - 10 = 0 \\ \text{Junção 5} \\ \text{SF}_{y} = -f_{4} + f_{8} = 0 \\ \text{Junção 5} \\ \text{SF}_{y} = \alpha f_{5} - f_{6} + \alpha f_{9} + f_{10} = 0 \\ \text{Junção 5} \\ \text{SF}_{y} = \alpha f_{5} + f_{7} + \alpha f_{9} - 15 = 0 \\ \end{array} \qquad \begin{array}{l} \text{Junção 6} \\ \text{SF}_{x} = -f_{8} - \alpha f_{9} + f_{12} + \alpha f_{13} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{9} - f_{11} - \alpha f_{13} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{9} - f_{11} - \alpha f_{13} = 0 \\ \text{SF}_{x} = -f_{10} + f_{14} = 0 \\ \text{SF}_{y} = f_{11} = 0 \\ \text{Junção 10} \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{16} - f_{17} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{12} + \alpha f_{16} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{16} - f_{17} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{16} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_{y} = -\alpha f_{15} - \alpha f_{15} = 0 \\ \text{SF}_$$



- Portanto, para obter as componentes perdidas é preciso resolver esse sistema linear que tem 17 variáveis: f_1 , f_2 , f_3 , ..., f_{17} e 17 equações.
- Um sistema linear com m equação e n variáveis é escrito usualmente na forma:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

```
onde a_{ij}: coeficientes \qquad 1 \leq i \leq m, \ 1 \leq j \leq n x_j: variáveis \qquad j=1,..., n b_i: constantes \qquad i=1,..., m
```



- A resolução de um sistema linear consiste em calcular os valores de x_j , (j=1, ..., n) caso eles existam, que satisfaçam as m equações simultaneamente.
- Usando notação matricial, o sistema linear poder ser assim representado.

$$Ax = b$$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \qquad x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \qquad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

• Onde A é a matriz (m,n) dos coeficientes, x é o vetor (n linhas) das variáveis e b (m linhas) é o vetor das constantes.



 Analisemos a seguir, através de exemplos com das equações e duas variáveis as situações que podem ocorrer com relação ao numero de soluções de um sistema linear:

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 = 3 \\ x_1 - 3x_2 = -2 \end{cases}$$

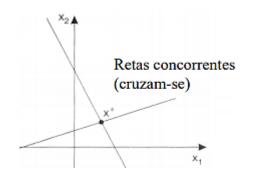
 $\begin{cases} -1 & 12 \\ 4x_1 + 2x_2 = 6 \end{cases}$

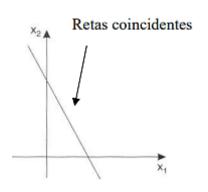
$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 = 3 \\ 4x_1 + 2x_2 = 2 \end{cases}$$

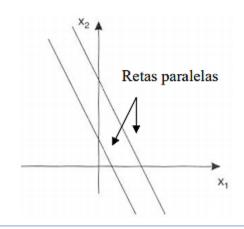
o sistema linear tem solução única;

o sistema linear admite infinitas soluções;

o sistema linear não admite solução.



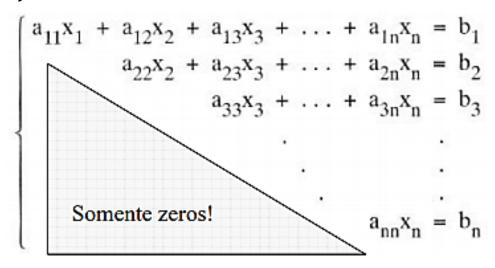






Resolução de Sistemas Triangulares

Seja Ax = b, onde A é uma matriz nxn triangular superior.



$$x_n = \frac{b_n}{a_{nn}}$$

$$x_{n-1} = \frac{b_{n-1} - a_{n-1,n} x_n}{a_{n-1,n-1}}$$

$$x_1 = \frac{b_1 - a_{1,2} x_2 - a_{1,3} x_3 \dots - a_{1,n} x_n}{a_{1,1}}$$

$$x_{i} = \frac{b_{n} - \sum_{k=i-1}^{n} a_{i,k} x_{k}}{a_{i,i}}, \quad i = n, n-1, ..., 1$$



- O método consiste em transformar o sistema linear original para obter um sistema linear equivalente com matriz dos coeficientes triangular superior.
 - **Teorema 1:** Seja Ax = b um sistema linear. Aplicando sobre as equações deste sistema uma sequencia de operações escolhidas entre.
 - Trocar duas equações;
 - Multiplicar uma equação por uma constante não nula;
 - Adicionar um múltiplo de uma equação a uma outra equação
 - A eliminação é efetuada por colunas e chamaremos de etapa k do processo a fase em que se elimina a variável x_k das equações k+1, k+2, ..., n.
 - Usaremos a notação $a_{ij}^{(k)}$ para denotar o coeficiente da linha i e coluna j no final da késima etapa, com como $b_i^{(k)}$ será o i-ésimo elemento do vetor constante no final da etapa k.



Exemplo

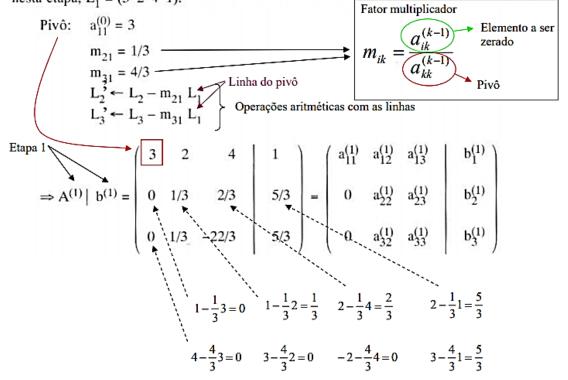
xemplo
Seja o sistema linear
$$\begin{cases}
3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 1 \\
x_1 + x_2 + 2x_3 = 2 \\
4x_1 + 3x_2 - 2x_3 = 3
\end{cases}$$

Etapa 0: Escrever a matriz dos coeficientes junto do vetor das constantes

$$A^{(0)} \mid b^{(0)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & a_{13}^{(0)} \\ a_{21}^{(0)} & a_{22}^{(0)} & a_{23}^{(0)} \\ a_{31}^{(0)} & a_{32}^{(0)} & a_{33}^{(0)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{1}^{(0)} \\ b_{2}^{(0)} \\ b_{3}^{(0)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 & | & 1 \\ 1 & 1 & 2 & | & 2 \\ 4 & 3 & -2 & | & 3 \end{pmatrix}$$

Etapa 1: Eliminação dos elementos a_{il} (j=2,...., n), também chamada de 1º pivoteamento. Eliminar x₁ das equações 2 e 3:

Para facilitar o entendimento do processo, de agora em diante usaremos a notação L_i para indicar o vetor linha formado pelos elementos da linha i da matriz $A^{(k)} \mid b^{(k)}$. Assim, nesta etapa, $L_1 = (3 \ 2 \ 4 \ 1)$.





Exemplo

$$\begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 1 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 2 \\ 4x_1 + 3x_2 - 2x_3 = 3 \end{cases}$$

$$A^{(1)} \mid b^{(1)} = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 1/3 & 2/3 & 5/3 \\ 0 & 1/3 & -22/3 & 5/3 \end{pmatrix}$$

Etapa 2: Eliminação dos elementos a_{i2} (j=3,...., n), também chamada de 2º pivoteamento.

Exemplo

Seja o sistema linear

$$\begin{cases}
3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 1 \\
x_1 + x_2 + 2x_3 = 2 \\
4x_1 + 3x_2 - 2x_3 = 3
\end{cases}$$
Etapa 2: Eliminação dos elementos a_{j2} (j=3,..., n), também chamada de 2° pir Eliminar x_2 da equação 3:

Pivô: $a_{22}^{(1)} = 1/3$
 $m_{32} = \frac{1/3}{1/3} = 1$ Linha do pivô

 $C_3 = C_4 = C_4$
 $C_3 = C_4 = C_4$
 $C_4 = C_4$
 $C_5 = C_4$
 $C_6 = C_4$
 $C_7 = C_4$
 $C_7 = C_6$
 $C_7 = C_7$
 $C_7 = C_8$
 $C_8 = C_8$

Assim, resolver Ax = b é equivalente a resolver $A^{(2)}x = b^{(2)}$:

$$\begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 1 \\ 1/3x_2 + 2/3x_3 = 5/3 \\ - 8x_3 = 0 \end{cases}$$
A solução deste sistema é o vetor $x^* = \begin{pmatrix} -3 \\ 5 \\ 0 \end{pmatrix}$



- No algoritmo de eliminação de Gauss, é necessário que $a_{kk}^{(k)} \neq 0$, ou seja, os pivôs devem ser não nulo.
- Se ocorrer o caso de $a_{kk}^{(k)} = 0$ deve-se efetuar a troca da linha k por outra abaixo dela de modo que o elemento que fará o papel de pivô seja não nulo.

$$0,000100 x + y = 1$$
$$x + y = 2$$

$$\begin{cases} 0,000100 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{cases} \qquad x = 1 \quad e \quad y = 0$$

$$x = 1$$
 e $y = 0$



$$x + y = 2$$

0,000100 $x + y = 1$

$$\begin{cases} 1 & 1 & 2 \\ 0,000100 & 1 & 1 \end{cases} \qquad x = 1 \quad e \quad y = 1$$

$$x = 1 \quad e \quad y = 1$$





- Para assegurar a estabilidade numérica no método de eliminação de Gauss, frequentemente é necessário trocar linhas e/ou colunas não somente quando o pivô é nulo, mas também quando ele é próximo de zero.
- Como já observamos, além de ser impossível de se trabalhar com um pivô nulo, pivôs próximos de zero condizem a resultados totalmente imprecisos.
- Pivôs perto de zero dão origem a multiplicadores bem maiores que a unidade que por sua vez origina em uma ampliação dos erros de arredondamento.
- Para se contornar estes problemas deve-se adotar uma estratégia de pivoteamento, ou seja, um processo de seleção da linha e/ou coluna pivotal.
 - No inicio da etapa k da fase de eliminação, escolher para pivô o elemento de maior módulo entre os coeficientes. Assim, deve-se trocar as linhas se for necessário.



Trabalho

 Implementar no Matlab um algoritmo para a solução de um sistema linear através do método da eliminação de Gauss.



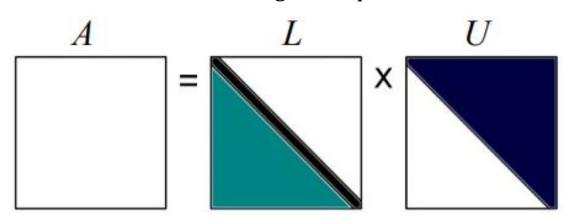
 Seja o sistema linear Ax = b, o método de Fatoração LU consiste na decomposição da matriz dos coeficientes num produto de duas matrizes

$$A = L \times U$$

- Onde as Matrizes L e U possuem características específicas
 - L (lower)→ Triangular inferior
 - U (upper) → Triangular superior
- A decomposição de A em L e U procede efetivamente como uma variante do processo de Eliminação de Gauss.



- Equivalência dos Sistemas
 - Seja Ax = b um sistema de n equações e n incógnitas tal que
 - Temos que A pode ser escrita de forma: $A = L \cdot U$
 - Onde L é uma matriz triangular inferior com os elementos da diagonal iguais a 1.
 - E U é uma matriz triangular superior.



$$A_k \neq 0$$
, $k = 1, 2, ..., n-1$

$$k = 1$$

$$k = 2$$

$$...$$

$$k = n-1$$



• Seja o sistema linear Ax = b, e fazendo $A = L \cdot U$, temos:

$$(L \cdot U)x = b$$

$$L(U \cdot x) = b$$

■ Fazendo $y = (U \cdot x)$, temos a decomposição do sistema em:

$$\begin{cases} U \cdot x = y \\ L \cdot y = b \end{cases}$$



- Assim após a decomposição da matriz A nas matrizes L e U a resolução do sistema se dá da seguinte forma:
 - O segundo sistema (triangular inferior) é resolvido por substituição direta;
 - Resultando no vetor y;
 - Com o resultado de y o primeiro sistema (triangular superior) é resolvido por substituição inversa;
 - Resultando no solução x;

$$\begin{cases} U \cdot x = y \\ L \cdot y = b \end{cases}$$



Para o sistema
$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 + x_3 = 0 \\ 2x_1 + 2x_2 + 3x_3 = 3 \\ -x_1 - 3x_2 = 2 \end{cases}$$

Efetuamos a decomposição

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 3 \\ -1 & -3 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ -1 & \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$



$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 3 \\ -1 & -3 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ -1 & \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ -1 & \frac{1}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 2 \end{bmatrix} \begin{cases} y_1 = 0 \\ y_2 = 3 \\ y_3 = \frac{1}{2} \end{cases} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{cases} x_1 = 1 \\ x_2 = -1 \\ x_3 = 1 \end{cases}$$



- Cálculo dos Fatores L e U
 - Os fatores L e U podem ser obtidos através do processo básico de eliminação de gauss.
 - Considere o seguinte sistema:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \\ \begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & a_{13}^{(0)} \\ a_{21}^{(0)} & a_{22}^{(0)} & a_{23}^{(0)} \end{pmatrix} = A \\ \begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{22}^{(0)} & a_{23}^{(0)} \\ a_{31}^{(0)} & a_{32}^{(0)} & a_{33}^{(0)} \end{pmatrix} = A \end{cases}$$

$$m_{21} = \frac{a_{21}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}}$$
 $m_{31} = \frac{a_{31}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}}$
(supondo que $a_{11}^{(0)} \neq 0$)
$$a_{1j}^{(1)} = a_{1j}^{(0)}$$
 para $j = 1, 2, 3$

$$a_{1j}^{(0)} - m_{i1} a_{1j}^{(0)}$$
 para $i = 2, 3$ e $j = 1, 2, 3$



- Cálculo dos Fatores L e U
 - Desta forma temos a equivalência $M^{(0)}A^{(0)} = A^{(1)}$
 - Onde $A^{(1)}$ é a matriz obtida ao final da etapa 1 do processo de Gauss.

$$\mathbf{M}^{(0)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\mathbf{m}_{21} & 1 & 0 \\ -\mathbf{m}_{31} & 0 & 1 \end{pmatrix} \qquad \mathbf{A}^{(0)} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_{11}^{(0)} & \mathbf{a}_{12}^{(0)} & \mathbf{a}_{13}^{(0)} \\ \mathbf{a}_{21}^{(0)} & \mathbf{a}_{22}^{(0)} & \mathbf{a}_{23}^{(0)} \\ \mathbf{a}_{31}^{(0)} & \mathbf{a}_{32}^{(0)} & \mathbf{a}_{33}^{(0)} \end{pmatrix}$$



- Cálculo dos Fatores L e U
 - Supondo agora que o pivô da segunda etapa a $a_{22}^{(1)} \neq 0$, o multiplicador da etapa 2 será:

$$m_{32} = \frac{a_{32}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}}$$

• Para eliminarmos x_2 da linha 3 multiplicamos a linha 2 por m_{32} e subtraímos o resultado da linha 3.

$$a_{1j}^{(2)} = a_{1j}^{(1)}$$

para
$$j = 1, 2, 3$$

$$a_{2j}^{(2)} = a_{2j}^{(1)}$$

para
$$j = 2, 3$$

$$a_{3j}^{(2)} = a_{3j}^{(1)} - m_{32} a_{2j}^{(1)}$$

para
$$j = 2, 3$$



- Cálculo dos Fatores L e U
 - Onde $A^{(2)}$ é a matriz obtida ao final da etapa 2 do processo de Gauss.

$$\mathbf{M}^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\mathbf{m}_{32} & 1 \end{pmatrix} \qquad \mathbf{M}^{(1)} \mathbf{A}^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\mathbf{m}_{32} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{a}_{11}^{(1)} & \mathbf{a}_{12}^{(1)} & \mathbf{a}_{13}^{(1)} \\ 0 & \mathbf{a}_{22}^{(1)} & \mathbf{a}_{23}^{(1)} \\ 0 & \mathbf{a}_{32}^{(1)} & \mathbf{a}_{33}^{(1)} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{M}^{(1)} \mathbf{A}^{(1)} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_{11}^{(1)} & \mathbf{a}_{12}^{(1)} & \mathbf{a}_{13}^{(1)} \\ 0 & \mathbf{a}_{22}^{(1)} & \mathbf{a}_{23}^{(1)} \\ 0 & \mathbf{a}_{32}^{(1)} & \mathbf{a}_{33}^{(1)} - \mathbf{m}_{32} \mathbf{a}_{23}^{(1)} \\ 0 & \mathbf{a}_{32}^{(1)} & \mathbf{a}_{33}^{(2)} - \mathbf{a}_{32} \mathbf{a}_{23}^{(1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_{11}^{(2)} & \mathbf{a}_{12}^{(2)} & \mathbf{a}_{13}^{(2)} \\ 0 & \mathbf{a}_{22}^{(2)} & \mathbf{a}_{23}^{(2)} \\ 0 & 0 & \mathbf{a}_{33}^{(2)} \end{pmatrix} = \mathbf{A}^{(2)}$$



Cálculo dos Fatores L e U

Temos então que:

$$A = A^{(0)}$$

$$A^{(1)} = M^{(0)}A^{(0)} = M^{(0)}A$$

$$A^{(2)} = M^{(1)}A^{(1)} = M^{(1)}M^{(0)}A^{(0)} = M^{(1)}M^{(0)}A$$

onde $A^{(2)}$ é triangular superior.

$$A = (M^{(1)} M^{(0)})^{-1} A^{(2)} = (M^{(0)})^{-1} (M^{(1)})^{-1} A^{(2)}$$

Ou seja:
$$L = (M^{(0)})^{-1}(M^{(1)})^{-1} e U = A^{(2)}$$
.

$$\mathbf{M}^{(0)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\mathbf{m}_{21} & 1 & 0 \\ -\mathbf{m}_{31} & 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{M}^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\mathbf{m}_{32} & 1 \end{pmatrix}$$

$$(\mathbf{M}^{(0)})^{-1}(\mathbf{M}^{(1)})^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ m_{21} & 1 & 0 \\ m_{31} & m_{32} & 1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A}^{(2)} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_{11}^{(2)} & \mathbf{a}_{12}^{(2)} & \mathbf{a}_{13}^{(2)} \\ 0 & \mathbf{a}_{22}^{(2)} & \mathbf{a}_{23}^{(2)} \\ 0 & 0 & \mathbf{a}_{33}^{(2)} \end{pmatrix}$$



Exemplo

$$\begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 1 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 2 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 3 \end{cases}$$

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 \\ 1 & 1 & 2 \\ 4 & 3 & 2 \end{pmatrix}$$

Etapa 1:

Pivô =
$$a_{11}^{(0)}$$
 = 3

Multiplicadores: $m_{21} = \frac{a_{21}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}} = \frac{1}{3} \text{ e } m_{31} = \frac{a_{31}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}} = \frac{1}{3}$

$$L_{1} \leftarrow L_{1}$$

$$L_{2} \leftarrow L_{2} - m_{21} L_{1} \quad e \quad A^{(1)} = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 \\ 0 & 1/3 & 2/3 \\ 0 & 1/3 & -10/3 \end{pmatrix}$$

$$L_{3} \leftarrow L_{3} - m_{31} L_{1}$$



Exemplo

$$A^{(1)} = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 \\ \hline 1/3 & 1/3 & 2/3 \\ \hline 4/3 & 1/3 & -10/3 \end{pmatrix}$$

Etapa 2:

Pivô:
$$a_{22}^{(1)} = 1/3$$

Multiplicadores:
$$m_{32} = \frac{a_{32}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}} = \frac{1/3}{1/3} = 1$$

$$L_1 \leftarrow L_1$$
 $L_2 \leftarrow L_2$
 $c \quad A^{(2)}$
 $c \quad A^{(2)}$
 $c \quad A^{(2)}$
 $c \quad A^{(2)}$



Exemplo

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1 & 0 \\ 4/3 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad e \quad U = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 \\ 0 & 1/3 & 2/3 \\ 0 & 0 & -4 \end{pmatrix}$$

i) Ly = b

$$\begin{cases}
y_1 & = 1 \\
1/3y_1 + y_2 & = 2 \\
4/3y_1 + y_2 + y_3 & = 3
\end{cases} y = (1 5/3 0)^T$$



Exemplo

$$L = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1 & 0 \\ 4/3 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad e \quad U = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 4 \\ 0 & 1/3 & 2/3 \\ 0 & 0 & -4 \end{pmatrix}$$

$$ii)$$
 Ux = y:

$$Ux = y \Rightarrow \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 1 \\ 1/3x_2 + 2/3x_3 = 5/3 \quad x = (-3 \quad 5 \quad 0)^T. \\ -4x_3 = 0 \end{cases}$$



• Qual é então a vantagem inerente ao método da fatoração LU para solução de sistemas lineares?

$$\begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 56 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 26 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 45 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 5 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 23 \end{cases} \begin{cases} 3x_1 + 2x_2 + 2x_3 = 23 \\ 4x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 40 \end{cases} \end{cases}$$



Pivoteamento Parcial

- A estratégia de pivoteamento parcial no método de Fatoração LU requer a permutação de linhas na matriz $A^{(k)}$.
- Por este motivo quando utilizamos a estratégia pivoteamento parcial no calculo dos fatores L e U devemos analisar os efeitos das permutações realizadas na solução dos sistemas $L \cdot y = b$ e $U \cdot x = y$.
- Uma matriz quadrada de ordem n é uma matriz de permutação se pode ser obtida da matriz identidade de ordem n permutando-se suas linhas (ou colunas).
- Desta forma pré-multiplicando uma matriz A por uma matriz de permutação P obtém-se a matriz PA com as linhas permutadas e esta permutação de linhas é a mesma efetuada na matriz identidade para se obter P.



Pivoteamento Parcial

$$A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 1 & 5 & 9 \\ 2 & 6 & 5 \end{pmatrix}$$

Trocar L1 por L2 e depois L2 por L3

$$PA = \begin{pmatrix} 1 & 5 & 9 \\ 2 & 6 & 5 \\ 3 & 1 & 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 1 & 4 \\ 1 & 5 & 9 \\ 2 & 6 & 5 \end{pmatrix}$$

- Devemos então efetuar as mesmas permutações sobre o vetor b uma vez que permutar as linhas de A implica permutar as eq. de $A \cdot x = b$.
- Seja então b' = Pb
 - Resolvemos os sistemas L \cdot y = Pb e U \cdot x = y afim de obter a solução do sistema original.



- Exercício
 - Encontre os valores de x do sistema utilizando o método de fatoração LU.

$$\begin{cases} 3x_1 - 4x_2 + x_3 = 9 \\ x_1 + 2x_2 + 2x_3 = 3 \\ 4x_1 - 3x_3 = -2 \end{cases}$$



Métodos Iterativos

Definição

- Seja Ax = b um sistema linear de ordem n, com det $(A) \neq 0$.
- Os métodos iterativos tem por objetivo definir um processo de operações sucessivas, de modo que a sequencia de vetores $\{x^{(0)}, x^{(1)}, x^{(2)}, ...\}$ produzida convirja para a solução x, independentemente da escolha do chute inicial $x^{(0)} \in \mathbb{R}^n$.
- Uma sequência de vetores $\{x^{(0)}, x^{(1)}, x^{(2)}, ...\}$ converge para um vetor x, se

$$\lim_{k \to \infty} \left\| x^{(k)} - x \right\| = 0$$



Métodos Iterativos

Definição

- Os métodos iterativos são em geral usados para sistemas de grande dimensão onde A tem uma grande percentagem de elementos nulos (matriz esparsa).
- Apresentam autocorreção de erros e desta forma podem ser utilizados para refinar a solução obtida por métodos exatos.
- Não necessitam de qualquer "espaço de armazenamento" extra para solução do sistema.
- Em contrapartida após solucionar um sistema do tipo $Ax = b_1$, todo cálculo deve ser refeito para encontrar a solução de um sistema do tipo $Ax = b_2$.



Métodos Iterativos

- Definição
 - O método consiste em criar um processo recursivo através de um sistema equivalente a Ax = b.
 - Transformar Ax = b em um sistema equivalente da forma:

$$x = Cx + g$$

em que $C \in M(n, n)$ e $g \in \mathbb{R}^n$ são conhecidos.

• Dado um chute inicial $x^{(0)}$, obtemos uma sequência $\{x^{(0)}, x^{(1)}, x^{(2)}, ...\}$ através do processo iterativo:

$$x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g$$
 k=0, 1, 2...



- Método de Gauss-Jacobi
 - Dado Ax = b e supondo, sem perda de generalidade, que $a_{ii} \neq 0$, i = 1, . . . , n, temos:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 + \dots + a_{1n}x_n &= b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 + \dots + a_{2n}x_n &= b_2 \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 + \dots + a_{3n}x_n &= b_3 \\ & \vdots & & \vdots & \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + a_{n3}x_3 + \dots + a_{nn}x_n &= b_n \end{cases}$$

• A forma como o Método de Gauss-Jacobi transforma Ax = b em x = Cx + g é feita isolando cada coordenada x_i do vetor x na i-ésima equação do sistema.



- Método de Gauss-Jacobi
 - Logo,

$$\begin{cases} x_1 &= (b_1 - a_{12}x_2 - a_{13}x_3 - \dots - a_{1n}x_n)/a_{11} \\ x_2 &= (b_2 - a_{21}x_1 - a_{23}x_3 - \dots - a_{2n}x_n)/a_{22} \\ x_3 &= (b_3 - a_{31}x_1 - a_{32}x_2 - \dots - a_{3n}x_n)/a_{33} \\ \vdots &\vdots &\vdots \\ x_n &= (b_n - a_{n1}x_1 - a_{n2}x_2 - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1})/a_{nn} \end{cases}$$

• Desta forma temos o sistema equivalente x = Cx + g, em que:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & -a_{12}/a_{11} & -a_{13}/a_{11} & \cdots & -a_{1n}/a_{11} \\ -a_{21}/a_{22} & 0 & -a_{23}/a_{22} & \cdots & -a_{2n}/a_{22} \\ -a_{31}/a_{33} & -a_{32}/a_{33} & 0 & \cdots & -a_{3n}/a_{33} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1}/a_{nn} & -a_{n2}/a_{nn} & \cdots & -a_{n,n-1}/a_{nn} & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{e} \quad \mathbf{g} = \begin{bmatrix} b_{1}/a_{11} \\ b_{2}/a_{22} \\ b_{3}/a_{33} \\ \vdots \\ b_{n}/a_{nn} \end{bmatrix}$$



- Método de Gauss-Jacobi
 - Portanto, dado o chute inicial $x^{(0)}$, o processo iterativo e dado por:

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} &= (b_1 - a_{12}x_2^{(k)} - a_{13}x_3^{(k)} - \dots - a_{1n}x_n^{(k)})/a_{11} \\ x_2^{(k+1)} &= (b_2 - a_{21}x_1^{(k)} - a_{23}x_3^{(k)} - \dots - a_{2n}x_n^{(k)})/a_{22} \\ x_3^{(k+1)} &= (b_3 - a_{31}x_1^{(k)} - a_{32}x_2^{(k)} - \dots - a_{3n}x_n^{(k)})/a_{33} \\ \vdots &\vdots &\vdots \\ x_n^{(k+1)} &= (b_n - a_{n1}x_1^{(k)} - a_{n2}x_2^{(k)} - \dots - a_{n,n-1}x_{n-1}^{(k)})/a_{nn} \end{cases}$$

• Desta forma temos o sistema equivalente x = Cx + g, em que:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & -a_{12}/a_{11} & -a_{13}/a_{11} & \cdots & -a_{1n}/a_{11} \\ -a_{21}/a_{22} & 0 & -a_{23}/a_{22} & \cdots & -a_{2n}/a_{22} \\ -a_{31}/a_{33} & -a_{32}/a_{33} & 0 & \cdots & -a_{3n}/a_{33} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1}/a_{nn} & -a_{n2}/a_{nn} & \cdots & -a_{n,n-1}/a_{nn} & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{e} \quad \mathbf{g} = \begin{bmatrix} b_{1}/a_{11} \\ b_{2}/a_{22} \\ b_{3}/a_{33} \\ \vdots \\ b_{n}/a_{nn} \end{bmatrix}$$



- Método de Gauss-Jacobi
 - Para obter $x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g$ a partir de Ax = b, fazemos:
 - Seja D uma matriz diagonal formada pela diagonal de A, assim

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \Leftrightarrow (\mathbf{A} - \mathbf{D} + \mathbf{D})\mathbf{x} = \mathbf{b} \Leftrightarrow (\mathbf{A} - \mathbf{D})\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

Dessa forma,

$$(A - D)x^{(k)} + Dx^{(k+1)} = b \Leftrightarrow Dx^{(k+1)} = (D - A)x^{(k)} + b$$

Portanto,

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \underbrace{(\mathbf{I} - \mathbf{D}^{-1}\mathbf{A})}_{\mathbf{C}} \mathbf{x}^{(k)} + \underbrace{\mathbf{D}^{-1}\mathbf{b}}_{\mathbf{g}}.$$



Critérios de Parada

- Dados $\varepsilon > 0$ e $k_{max} \in \mathbb{N}$, temos:
 - Erro absoluto

$$\left\| x^{(k+1)} - x^{(k)} \right\| < \varepsilon$$

Erro relativo

$$\frac{\left\|\boldsymbol{x}^{(k+1)} - \boldsymbol{x}^{(k)}\right\|}{\left\|\boldsymbol{x}^{(k+1)}\right\|} < \varepsilon$$

Teste de resíduo

$$||b - Ax^{(k)}|| < \varepsilon$$

Numero máximo de iterações

$$k = k_{max}$$



$$\begin{cases} 10x_1 + 2x_2 + x_3 = 7 \\ x_1 + 5x_2 + x_3 = -8 \end{cases}$$
$$2x_1 + 3x_2 + 10x_3 = 6$$

$$G = \begin{pmatrix} 0 & -2/10 & -1/10 \\ -1/5 & 0 & -1/5 \\ -1/5 & -3/10 & 0 \end{pmatrix} \qquad d = \begin{pmatrix} 7/10 \\ -8/5 \\ 6/10 \end{pmatrix}$$

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{10} \left(7 - 2x_2^{(k)} - x_3^{(k)}\right) = 0x_1^{(k)} - \frac{2}{10} x_2^{(k)} - \frac{1}{10} x_3^{(k)} + \frac{7}{10} \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{5} \left(-8 - x_1^{(k)} - x_3^{(k)}\right) = -\frac{1}{5} x_1^{(k)} + 0x_2^{(k)} - \frac{1}{5} x_3^{(k)} - \frac{8}{5} \\ x_3^{(k)} = \frac{1}{10} \left(6 - 2x_1^{(k)} - 3x_2^{(k)}\right) = -\frac{2}{10} x_1^{(k)} - \frac{3}{10} x_2^{(k)} + 0x_3^{(k)} + \frac{6}{10} \end{cases}$$



$$\mathbf{x}^{(0)} = \begin{pmatrix} 0.7 \\ -1.6 \\ 0.6 \end{pmatrix} \mathbf{e} \ \epsilon = 0.05.$$

$$\begin{cases} x_1^{(1)} = -0.2x_2^{(0)} - 0.1x_3^{(0)} + 0.7 = -0.2 \ (-1.6) - 0.1 \times 0.6 + 0.7 = 0.96 \\ x_2^{(1)} = -0.2x_1^{(0)} - 0.2x_3^{(0)} - 1.6 = -0.2 \times 0.7 - 0.2 \times 0.6 - 1.6 = -1.86 \\ x_3^{(1)} = -0.2x_1^{(0)} - 0.3x_2^{(0)} + 0.6 = -0.2 \times 0.7 - 0.3 \ (-1.6) + 0.6 = 0.94 \end{cases}$$



$$\mathbf{x}^{(0)} = \begin{pmatrix} 0.7 \\ -1.6 \\ 0.6 \end{pmatrix} \mathbf{e} \ \epsilon = 0.05.$$

$$x^{(1)} = \left(\begin{array}{c} 0.96 \\ -1.86 \\ 0.94 \end{array}\right)$$

$$|x_1^{(1)} - x_1^{(0)}| = 0.26$$

$$|x_2^{(1)} - x_2^{(0)}| = 0.26$$

$$|x_3^{(1)} - x_3^{(0)}| = 0.34$$

$$E_r^{(1)} = \frac{E_A^{(1)}}{\max |x_i^{(1)}|} = \frac{0.34}{\max |x_i^{(1)}|} = \frac{0.34}{1.86} = 0.1828 > \varepsilon$$



$$\mathbf{x}^{(0)} = \begin{pmatrix} 0.7 \\ -1.6 \\ 0.6 \end{pmatrix} \mathbf{e} \ \epsilon = 0.05.$$

$$x^{(1)} = \begin{pmatrix} 0.96 \\ -1.86 \\ 0.94 \end{pmatrix} \qquad x^{(2)} = \begin{pmatrix} 0.978 \\ -1.98 \\ 0.966 \end{pmatrix} \qquad x^{(3)} = \begin{pmatrix} 0.9994 \\ -1.9888 \\ 0.9984 \end{pmatrix}$$



- Método de Gauss-Jacobi
 - Estudo da Convergência
 - O Método de Gauss-Jacobi converge para a solução de Ax = b, independentemente da escolha de $x^{(0)}$, se satisfazer um dos critérios:
 - Critério das linhas

$$\alpha = \max_{1 \le k \le n} \{\alpha_k\} < 1, \quad \text{com} \quad \alpha_k = \frac{\sum_{j=1}^n |a_{kj}|}{|a_{kk}|}$$

Critério das colunas

$$\alpha = \max_{1 \le k \le n} \{\alpha_k\} < 1, \quad \text{com} \quad \alpha_k = \frac{\sum_{\substack{i=1 \ i \ne k}}^n |a_{ik}|}{|a_{kk}|}$$



- Método de Gauss-Jacobi
 - Estudo da Convergência
 - Exemplo

$$\begin{cases} 10x_1 + 2x_2 + x_3 = 7 \\ x_1 + 5x_2 + x_3 = -8 \\ 2x_1 + 3x_2 + 10x_3 = 6 \end{cases}$$

$$A = \begin{pmatrix} 10 & 2 & 1 \\ 1 & 5 & 1 \\ 2 & 3 & 10 \end{pmatrix}$$

$$\alpha_1 = \frac{2+1}{10} = \frac{3}{10} = 0.3 <$$
 $\alpha_2 = \frac{1+1}{5} = 0.4 < 1;$
 $\alpha_3 = \frac{2+3}{10} = 0.5 < 1$

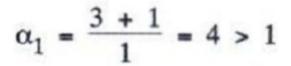
$$m\acute{a}x \quad \alpha_k = 0.5 < 1$$





- Método de Gauss-Jacobi
 - Estudo da Convergência
 - Exemplo

$$\begin{cases} x_1 + 3x_2 + x_3 = -2 \\ 5x_1 + 2x_2 + 2x_3 = 3 \\ 6x_2 + 8x_3 = -6 \end{cases}$$



Não se pode garantir a convergência

$$\begin{cases} 5x_1 + 2x_2 \\ x_1 + 3x_2 \\ 6x_2 \end{cases}$$

$$\alpha_1 = \frac{2+2}{5} = \frac{4}{5}$$

$$\alpha_2 = \frac{1+1}{2} = \frac{2}{5}$$

$$\alpha_2 = \frac{0+6}{8} = \frac{6}{8}$$





- Método de Gauss-Seidel
 - Pode ser considerado uma variação do método de Gauss-Jacobi.
 - Da mesma forma que no método de Gauss-Jacobi, no método de Gauss-Seidel o sistema Ax = b é escrito na forma x = Gx + d através da separação por diagonal:

$$\begin{vmatrix} x_1^{(k+1)} & = \frac{1}{a_{11}} (b_1 - a_{12} x_2^{(k)} - a_{13} x_3^{(k)} \dots - a_{1n} x_n^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} & = \frac{1}{a_{22}} (b_2 - a_{21} x_1^{(k+1)} - a_{23} x_3^{(k)} \dots - a_{2n} x_n^{(k)}) \\ \dots & \dots \\ x_n^{(k+1)} & = \frac{1}{a_{nn}} (b_n - a_{nl} x_1^{(k+1)} - a_{n2} x_2^{(k+1)} \dots - a_{nn-1} x_{n-1}^{(k+1)}) \end{vmatrix}$$

■ Desta forma, quando desejamos calcular $x_j^{(k+1)}$ fazemos uso de todos os valores $x_1^{(k+1)}$, $x_2^{(k+1)}$, ..., $x_{j-1}^{(k+1)}$, disponíveis até o momento e os valores $x_{j-1}^{(k+1)}$, ..., $x_n^{(k+1)}$, restantes.



- Método de Gauss-Seidel
 - Para obter $x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g$ a partir de Ax = b. Considere A = L + R, em que L é a matriz triangular inferior de A e R é a matriz triangular superior de A sem a diagonal. Assim,

$$Ax = b \Leftrightarrow (L + R)x = b \Leftrightarrow Lx + Rx = b$$

Dessa forma,

$$Lx^{(k+1)} + Rx^{(k)} = b \Leftrightarrow Lx^{(k+1)} = -Rx^{(k)} + b$$

Portanto,

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \underbrace{(-\mathbf{L}^{-1}\mathbf{R})}_{\mathbf{C}} \mathbf{x}^{(k)} + \underbrace{\mathbf{L}^{-1}\mathbf{b}}_{\mathbf{g}}.$$



- Método de Gauss-Seidel
 - Exemplo

$$\begin{cases} 5x_1 + x_2 + x_3 = 5 \\ 3x_1 + 4x_2 + x_3 = 6 \\ 3x_1 + 3x_2 + 6x_3 = 0 \end{cases} \quad \text{com } \mathbf{x}^{(0)} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{e} \quad \epsilon = 5 \times 10^{-2}$$

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = 1 - 0.2x_2^{(k)} - 0.2x_3^{(k)} \\ x_2^{(k+1)} = 1.5 - 0.75x_1^{(k+1)} - 0.25x_3^{(k)} \end{cases} \begin{cases} x_1^{(1)} = 1 - 0 - 0 = 1 \\ x_2^{(1)} = 1.5 - 0.75 \times 1 - 0 = 0.75 \\ x_3^{(k+1)} = 0 - 0.5x_1^{(k+1)} - 0.5x_2^{(k+1)} \end{cases} \begin{cases} x_1^{(1)} = 1 - 0 - 0 = 1 \\ x_2^{(1)} = 1.5 - 0.75 \times 1 - 0 = 0.75 \\ x_3^{(1)} = -0.5 \times 1 - 0.5 \times 0.75 = -0.875 \end{cases}$$



- Método de Gauss-Seidel
 - Exemplo

Exemplo
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = 1 - 0.2x_2^{(k)} - 0.2x_3^{(k)} \\ x_2^{(k+1)} = 1.5 - 0.75x_1^{(k+1)} - 0.25x_3^{(k)} & x^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0.75 \\ -0.875 \end{pmatrix} \\ x_3^{(k+1)} = 0 - 0.5x_1^{(k+1)} - 0.5x_2^{(k+1)} \\ x_3^{(2)} = 1 - 0.2 \times 0.75 + 0.2 \times 0.875 = 1.025 \\ x_2^{(2)} = 1.5 - 0.75 \times 1.025 - 0.25 \times (-0.875) = 0.95 \implies x^{(2)} = \begin{pmatrix} 1.025 \\ 0.95 \\ -0.9875 \end{pmatrix} \\ x_3^{(2)} = -0.5 \times 1.025 - 0.5 \times 0.95 = -0.9875 \end{cases}$$



- Método de Gauss-Seidel
 - Exemplo

$$\mathbf{x}^{(1)} = \begin{pmatrix} 1\\ 0.75\\ -0.875 \end{pmatrix}$$
 $\mathbf{x}^{(2)} = \begin{pmatrix} 1.025\\ 0.95\\ -0.9875 \end{pmatrix}$ $\mathbf{x}^{(3)} = \begin{pmatrix} 1.0075\\ 0.9912\\ -0.9993 \end{pmatrix}$ • • •

$$\begin{array}{l} \mid x_{1}^{(2)} - x_{1}^{(1)} \mid = 0.025 \\ \mid x_{2}^{(2)} - x_{2}^{(1)} \mid = 0.20 \\ \mid x_{1}^{(2)} - x_{2}^{(1)} \mid = 0.1125 \end{array} \\ \Rightarrow d_{r}^{(2)} = \frac{0.2}{\underset{1 \leq i \leq 3}{\text{máx}} \mid x_{i}^{(2)} \mid} = \frac{0.2}{1.025} = 0.1951 > \epsilon \\ \mid x_{3}^{(2)} - x_{3}^{(1)} \mid = 0.1125 \end{array}$$



- Método de Gauss-Seidel
 - Estudo da Convergência
 - O Método de Gauss-Seidel converge para a solução de Ax = b, independentemente da escolha de $x^{(0)}$, se satisfazer:

$$\beta = \max_{1 \le i \le n} \{\beta_i\} < 1$$
, com

$$\beta_1 = \frac{\sum_{j=2}^{n} |a_{1j}|}{|a_{11}|} \quad e \quad \beta_i = \frac{\sum_{j=1}^{i-1} |a_{ij}| \beta_j + \sum_{j=i+1}^{n} |a_{ij}|}{|a_{ii}|}$$

Critério de Sassenfeld



- Método de Gauss-Seidel
 - Estudo da Convergência
 - Exemplo

$$\begin{cases} x_1 + 0.5x_2 - 0.1x_3 + 0.1x_4 = 0.2 \\ 0.2x_1 + x_2 - 0.2x_3 - 0.1x_4 = -2.6 \\ -0.1x_1 - 0.2x_2 + x_3 + 0.2x_4 = 1.0 \\ 0.1x_1 + 0.3x_2 + 0.2x_3 + x_4 = -2.5 \end{cases}$$

$$\beta_1 = [0.5 + 0.1 + 0.1]/1 = 0.7$$

$$\beta_2 = [(0.2)(0.7) + 0.2 + 0.1]/1 = 0.44$$

$$\beta_3 = [(0.1)(0.7) + (0.2)(0.44) + 0.2]/1 = 0.358$$

$$\beta_4 = [(0.1)(0.7) + (0.3)(0.44) + (0.2)(0.358)]/1 = 0.2736.$$

$$\beta = \max_{1 \le i \le n} \{\beta_i\} = 0.7 < 1$$





Exercício

$$\begin{cases} 5x_1 + x_2 + x_3 = 5 \\ 3x_1 + 4x_2 + x_3 = 6 \\ 3x_1 + 3x_2 + 6x_3 = 0 \end{cases}$$
 Gauss-Seidel, com $\epsilon < 10^{-2}$

k	0	1	2	3	4
x_1	0	1	1.025	1.0075	1.0016
x_2	0	0.75	0.95	0.9913	0.9987
x_3	0	-0.875	-0.9875	-0.9994	-1.0002