

CRAb

Métodos Numéricos 1 (MN1)

Unidade 3: Sistemas de Equações Parte 7: Método de Gauss-Jacobi

Joaquim Bento Cavalcante Neto

joaquimb@lia.ufc.br

Grupo de Computação Gráfica, Realidade Virtual e Animação (CRAb)

Departamento de Computação (DC)

Universidade Federal do Ceará (UFC)

UFC

Métodos diretos:

- Com exceção de erros de arredondamento, eles fornecem a solução exata do sistema linear, caso ela exista, após um número finito de operações
- Métodos iterativos:

- Fornecem uma sequência de soluções aproximadas, em que cada solução aproximada é então obtida da anterior pela aplicação de um mesmo procedimento

- Revisão do Método do Ponto Fixo:
 - Generalização do método do ponto fixo para raízes:
 - Transformação da equação f(x)=0 na equação equivalente x=φ(x)
 - A partir de solução inicial x_0 , gerar uma sequência $\{x_1, x_2, ..., x_k, ...\}$ de aproximações para ξ para se obter a raiz desejada da equação

$$x_{k+1} = \varphi(x_k)$$

φ(x) é chamada função de iteração (função que gera a sequência)

- Transformação do sistema original Ax = b
 - A: matriz dos coeficientes, n x n
 - x: vetor das variáveis, n x 1
 - b: vetor das constantes, n x 1
- Para forma equivalente $x = Cx + g(x = \phi(x))$
 - C: matriz de iteração, n x n
 - g: vetor complementar, n x 1
 - $-\phi(x) = Cx + g$ é função de iteração
 - Obs: φ(x) é dado na forma matricial

- Esquema iterativo (método de solução iterativo):
 - x⁽⁰⁾: vetor aproximação inicial (vetor de partida)
 - $-x^{(1)} = Cx^{(0)} + g = \phi(x^{(0)})$ (primeira aproximação)
 - $-x^{(2)} = Cx^{(1)} + g = \phi(x^{(1)})$ (segunda aproximação)
 - _ ...
 - $-x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g \Rightarrow x^{(k+1)} = \phi(x^{(k)}), k = 0, 1, 2, ...$
- A sequência {x^(k)} converge para a solução do sistema linear Ax = b (sistema original dado):

$$\lim_{k\to\infty} x^{(k)} = \alpha$$
, então $\alpha = C\alpha + g$

Transformar sistema linear Ax = b em x = Cx + g.
 Seja então sistema Ax = b original dado a seguir:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 & +a_{12}x_2 & +\dots & +a_{1n}x_n & = b_1 \\ a_{21}x_1 & +a_{22}x_2 & +\dots & +a_{2n}x_n & = b_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1}x_1 & +a_{n2}x_2 & +\dots & +a_{nn}x_n & = b_n \end{cases}$$

Supondo $a_{ii} \neq 0$, i = 1, ..., n

Deve-se então isolar xi na i-ésima equação:

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

• Escrevendo na forma de iteração, têm-se as equações de iterações do método de Jacobi:

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

• As equações de iterações de Jacobi podem ser dadas na forma matricial $x^{(k+1)} = Cx^{(k)} + g$ abaixo:

$$\begin{bmatrix} x_1^{(k+1)} \\ x_2^{(k+1)} \\ x_3^{(k+1)} \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{a_{12}}{a_{11}} & -\frac{a_{13}}{a_{11}} & \dots & -\frac{a_{1n}}{a_{11}} \\ -\frac{a_{21}}{a_{22}} & 0 & -\frac{a_{23}}{a_{22}} & \dots & -\frac{a_{2n}}{a_{22}} \\ -\frac{a_{31}}{a_{33}} & -\frac{a_{32}}{a_{33}} & 0 & \dots & -\frac{a_{3n}}{a_{33}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{a_{n1}}{a_{nn}} & -\frac{a_{n2}}{a_{nn}} & \dots & -\frac{a_{n,n-1}}{a_{nn}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1^{(k)} \\ x_2^{(k)} \\ x_3^{(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{b_1}{a_{11}} \\ \frac{b_2}{a_{22}} \\ \frac{b_3}{a_{33}} \\ \vdots \\ \frac{b_n}{a_{nn}} \end{bmatrix}$$

 $x^{(k+1)}$

C

 $x^{(k)}$

g



- Processo iterativo deve ser interrompido quando o vetor x^(k) esteja suficiente próximo do vetor x^(k-1)
- Como calcular então distância entre x^(k) e x^(k-1)?
 Erros calculados



Norma de vetores

Norma de vetores

- Uma norma consiste em função que associa um número real não negativo a cada vetor de um espaço vetorial de dimensão considerada
 - Intuitivamente relacionado à noção geométrica de comprimento
- Normas canônicas:
 - Quando o espaço vetorial é Rⁿ (espaço vetorial de dimensão n) as normas canônicas são as normas lp, definidas pela equação:

$$||x||_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}, 1 \le p < \infty \quad ||x||_\infty = \max\{|x_i|, i = 1, \dots, n\}$$

Norma de vetores

• Exemplo: Considere $x = (x_1, x_2, ..., x_n) \in \mathbb{R}^n$

$$||x||_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}, 1 \le p < \infty \quad ||x||_\infty = \max\{|x_i|, \ i = 1, \dots, n\}$$

$$||x||_1 = |x_1| + |x_2| + \dots + |x_n| = \sum_{i=1}^{n} |x_i|_1$$

$$||x||_{2} = \sqrt{x_{1}^{2} + x_{2}^{2} + \dots + x_{n}^{2}} = \left(\sum_{i=1}^{n} |x_{i}|^{2}\right)^{1/2}$$

$$||x||_{\infty} = \max\{|x_{1}|, |x_{2}|, \dots, |x_{n}|\} = \max_{1 \le i \le n} |x_{i}|$$



- Processo iterativo deve ser interrompido quando o vetor x^(k) esteja suficiente próximo do vetor x^(k-1)
- Distância d^(k) entre x^(k) e x^(k-1) é dada por norma ∞

$$d^{(k)} = \max_{1 \le i \le n} \left| x_i^{(k)} - x_i^{(k-1)} \right|$$

• Dada precisão ϵ , vetor $x^{(k)}$ será escolhido como \bar{x} , solução aproximada da solução exata, se $d^{(k)} < \epsilon$

Critério de Parada

- Outros critérios de parada:
 - Erro relativo:

$$d_r^{(k)} = \frac{d^{(k)}}{\max_{1 \le i \le n} |x_i^{(k)}|} \le \varepsilon \Rightarrow \frac{\max_{1 \le i \le n} |x_i^{(k)} - x_i^{(k-1)}|}{\max_{1 \le i \le n} |x_i^{(k)}|} \le \varepsilon$$

- Número máximo de iterações:
 - Processo é interrompido quando k ≥ k_{max}

 Resolver o sistema linear abaixo usando o método iterativo de solução Gauss-Jacobi

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

• considerando ϵ = 0.05 e $x^{(0)} = \begin{pmatrix} 0.7 \\ -1.6 \\ 0.6 \end{pmatrix}$

Seja então o sistema dado por:

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

As equações de iteração são:

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

 Partindo-se de x⁽⁰⁾ dado no problema, temos que o vetor da primeira iteração será então:

$$\begin{cases} x_1^{(1)} = \frac{1}{10}(-2x_2^{(0)} - x_3^{(0)} + 7) = \frac{1}{10}(-2(-1.6) - 0.6 + 7) = 0.96 \\ x_2^{(1)} = \frac{1}{5}(-x_1^{(0)} - x_3^{(0)} - 8) = \frac{1}{5}(-0.7 - 0.6 - 8) = -1.86 \\ x_3^{(1)} = \frac{1}{10}(-2x_1^{(0)} - 3x_2^{(0)} + 6) = \frac{1}{10}(-2(0.7) - 3(-1.6) + 6) = 0.94 \end{cases}$$

 Verifica-se, após calcular x⁽¹⁾, se aproximação encontrada já está suficientemente próxima:

$$x^{(0)} = \begin{pmatrix} 0.7 \\ -1.6 \\ 0.6 \end{pmatrix} e x^{(1)} = \begin{pmatrix} 0.96 \\ -1.86 \\ 0.94 \end{pmatrix} d_r^{(k)} = \frac{\max_{1 \le i \le n} \left| x_i^{(k)} - x_i^{(k-1)} \right|}{\max_{1 \le i \le n} \left| x_i^{(k)} \right|}$$

$$\begin{aligned} |x_1^{(1)} - x_1^{(0)}| &= 0.26 \\ |x_2^{(1)} - x_2^{(0)}| &= 0.26 \quad \Rightarrow d_r^{(1)} = \frac{0.34}{\max_{1 \le i \le n} |x_i^{(1)}|} = \frac{0.34}{1.86} = 0.1828 > \varepsilon \\ |x_3^{(1)} - x_3^{(0)}| &= 0.34 \end{aligned}$$

Método prossegue com a próxima iteração (k=2):

$$\begin{cases} x_1^{(2)} = \frac{1}{10}(-2x_2^{(1)} - x_3^{(1)} + 7) = \frac{1}{10}(-2(-1.86) - 0.94 + 7) = 0.978 \\ x_2^{(2)} = \frac{1}{5}(-x_1^{(1)} - x_3^{(1)} - 8) = \frac{1}{5}(-0.96 - 0.94 - 8) = -1.98 \\ x_3^{(2)} = \frac{1}{10}(-2x_1^{(1)} - 3x_2^{(1)} + 6) = \frac{1}{10}(-2(0.96) - 3(-1.86) + 6) = 0.966 \end{cases}$$

 Verifica-se, após calcular x⁽²⁾, se aproximação encontrada já está suficientemente próxima:

$$x^{(1)} = \begin{pmatrix} 0.96 \\ -1.86 \\ 0.94 \end{pmatrix} e x^{(2)} = \begin{pmatrix} 0.978 \\ -1.98 \\ 0.966 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} |x_1^{(2)} - x_1^{(1)}| &= 0.018 \\ |x_2^{(2)} - x_2^{(1)}| &= 0.12 \implies d_r^{(2)} = \frac{0.12}{\max_{1 \le i \le n} |x_i^{(2)}|} = \frac{0.12}{1.98} = 0.0606 > \varepsilon \\ |x_3^{(2)} - x_3^{(1)}| &= 0.026 \end{aligned}$$

Método prossegue com a próxima iteração (k=3):

$$x^{(2)} = \begin{pmatrix} 0.978 \\ -1.98 \\ 0.966 \end{pmatrix} \text{ e } x^{(3)} = \begin{pmatrix} 0.9994 \\ -1.9888 \\ 0.9984 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} |x_1^{(3)} - x_1^{(2)}| &= 0.0214 \\ |x_2^{(3)} - x_2^{(2)}| &= 0.0088 \Rightarrow d_r^{(3)} = \frac{0.0324}{\max_{1 \le i \le n} |x_i^{(3)}|} = \frac{0.0324}{1.9888} = 0.0163 < \varepsilon \\ |x_3^{(3)} - x_3^{(2)}| &= 0.0324 \end{aligned}$$

• Então a solução \bar{x} do sistema linear do exemplo, com erro menor que 0.05, obtida por Jacobi vale:

$$\overline{x} = x^{(3)} = \begin{pmatrix} 0.9994 \\ -1.9888 \\ 0.9984 \end{pmatrix}$$



- Uma das vantagens dos métodos iterativos é que a convergência independe do valor inicial x⁽⁰⁾. Entretanto, normalmente x⁽⁰⁾ é usado como:
 - Uma estimativa conhecida (se disponível)
 - Ou um valor qualquer (um valor arbitrário)

Escolha da aproximação inicial

 Normalmente, faz-se x⁽⁰⁾ = 0, mas se usarmos esse valor nas equações de iterações tem-se:

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

Por isso, outra opção é usar x⁽⁰⁾ = b_i / a_{ii} então.

Escolha da aproximação inicial

No exemplo anterior teria-se então:

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

$$x^{(0)} = \begin{pmatrix} 0.7 = 7/10 \\ -1.6 = -8/5 \\ 0.6 = 6/10 \end{pmatrix}$$

Critério de convergência

 Uma condição suficiente para convergência do método de Gauss-Jacobi é dada por um teorema chamado de Critério das Linhas:

Seja o sistema linear Ax=b. O método iterativo de Gauss-Jacobi convergirá se a matriz dos coeficientes A for diagonal estritamente dominante, ou seja

$$|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1\\j\neq i}}^{n} |a_{ij}|, i = 1, 2, \dots, n.$$

Critério de convergência

 Exemplo: Verificar o critério de convergência para o método de Gauss-Jacobi do sistema:

✓ Pelo critério das linhas, temos garantia de convergência para o método de Gauss-Jacobi



Critério de convergência

 O Critério das Linhas pode ser visto também de outra forma, com os mesmos resultados:

Seja o sistema linear Ax=b. O método iterativo de Gauss-Jacobi convergirá se a matriz dos coeficientes A for diagonal estritamente dominante, ou seja

$$\alpha_{k} = (\sum_{j=1}^{n} |a_{kj}|)/|a_{kk}| \qquad \alpha = \max_{1 \le k \le n} \alpha_{k} < 1$$



- O critério das linhas é apenas suficiente, ou seja, pode ser que o método de Gauss-Jacobi convirja sem que critério seja satisfeito (não é necessário)
- Exemplo:

$$\begin{cases} x_1 & +x_2 = 3 \times 1 > 1 \\ x_1 & -3x_2 = -3 \times 3 > 1 \end{cases}$$

Convergirá para a solução $x = [1.5007, 1.5007]^T$ com $\varepsilon = 0.001$ após 13 iterações

Algoritmo

```
Algoritmo: Gauss Jacobi
<u>Entrada</u>: n, A, b, ε, iterMax
<u>Saída</u>: x, k
  {construção da matriz e do vetor de iterações}
  para i ← 1 até n faça:
     r \leftarrow 1/A[i][i]
        para j ← 1 até n faça:
          se i ≠ j então:
              A[i][j] \leftarrow A[i][j] * r
          fim se
     fim para
     b[i] \leftarrow b[i] * r
    x[i] \leftarrow b[i]
  fim para
```

```
k ← 0
  {iterações de Jacobi}
  repita
    k \leftarrow k + 1
     para i ← 1 até n faça:
       soma ← 0
       para j ← 1 até n faça:
         se i ≠ j então:
             soma \leftarrow soma + A[i][i] * x[i]
         fim se
       fim para
       v[i] \leftarrow b[i] - soma
     fim para
     norma \leftarrow calcula norma(n,x,v)
    escreva k, x, norma
     se norma \leq \epsilon ou k \geq iterMax então:
        interrompa
    fim se
  fim repita
fim algoritmo
```

Algoritmo auxiliar

```
<u> Algoritmo: calcula_norma</u>
<u>Entrada</u>: n, x, v
<u>Saída</u>: norma
  normaNum ← 0
  normaDen ← 0
  para i ← 1 até n faça:
    t \leftarrow abs(v[i] - x[i])
    se t > normaNum então normaNum ← t
    se abs(v[i]) > normaDen então normaDen ← abs(v[i])
    {vetor x é atualizado com o vetor v}
    x[i] \leftarrow v[i]
  fim para
  norma ← normaNum/normaDen
fim algoritmo
```

- Resolver sistema dado por Gauss-Jacobi considerando ε = 5x10⁻¹ e x^{0} = {0 0 0}^T
 - Antes de resolver o sistema, utilize o critério das linhas para dizer se processo convergirá ou não

$$\begin{cases} 10x_1 + 2x_2 + 2x_3 = 28 \\ x_1 + 10x_2 + 2x_3 = 7 \\ 2x_1 - 7x_2 - 10x_3 = -17 \end{cases} \begin{cases} x = \begin{cases} 2.32 \\ 0.08 \\ 1.77 \end{cases} \end{cases}$$

 Resolver sistema dado por Gauss-Jacobi considerando ε = 5x10⁻¹ e x^{0} = {0 0 0}^T

• 1a iteração:
$$\left\{x^{(1)}\right\} = \left\{0.7\right\}$$

$$\left\{ d^{(1)} \right\} = \begin{cases} \left| 2.8 - 0 \right| = 2.8 \\ \left| 0.7 - 0 \right| = 0.7 \end{cases}$$

$$\left| 1.7 - 0 \right| = 1.7$$

$$\left\{ d_r^{(1)} \right\} = \left\{ 2.8 / 2.8 = 1 \right\}$$

$$\left\{ d_r^{(1)} \ge \varepsilon \right\}$$

 Resolver sistema dado por Gauss-Jacobi considerando $\varepsilon = 5x10^{-1} \text{ e } x^{\{0\}} = \{0\ 0\ 0\}^{T}$

• 2a iteração:
$$\left\{ x^{(2)} \right\} = \begin{cases} 2.32 \\ 0.08 \\ 1.77 \end{cases}$$

$$\left\{ d^{(2)} \right\} = \begin{cases} \left| 2.32 - 2.8 \right| = 0.48 \\ \left| 0.08 - 0.7 \right| = 0.62 \end{cases} \begin{cases} d_r^{(2)} \right\} = \left\{ 0.62 / 2.32 = 0.27 \right\}$$

$$\left\{ d^{(2)} \right\} = \left\{ d_r^{(2)} \right\} = \left\{ d_r^{(2)} \right\} = \left\{ d_r^{(2)} \right\} = \left\{ d_r^{(2)} \le \varepsilon \right\}$$

- Resolver sistema dado por Gauss-Jacobi considerando ε = 5x10⁻¹ e x^{0} = {0 0 0}^T
 - · Conclusão:

$$\left\{\overline{x}\right\} = \left\{x^{(2)}\right\} = \left\{\begin{array}{c} 2.32\\ 0.08\\ 1.77 \end{array}\right\}$$

Observações finais

- Vantagens: ©
 - Número de passos não é mais fixo, pode ser menor
 - Complexidade computacional é menor que de Gauss
 - Funcionamento independe de ser matrizes esparsas

Observações finais

- Desvantagens: ☺
 - A convergência não é garantida sempre
 - Precisa usar critérios para convergência
 - A condição é somente suficiente
 - Não é possível estimar número de passos