

1. Seja o sistema linear:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$

onde,

$$\mathbf{A} = A_{i,j} = \frac{1}{i+j+1} \quad \text{e} \quad \mathbf{b} = b_i = \frac{1}{i+n+1}.$$

Supondo a matriz $\mathbf{A}_{n \times n}$, com diferentes dimensões n (ex. $n = 10, 100, 500, 1000$), obtem-se os seguintes resultados:

– Gauss sem pivoteamento:

Algorithm 1 Gauss sem pivoteamento

```
1: for  $i = 0, \dots, n$  do
2:   if  $A[i][i] = 0$  then
3:     Divisão por zero detectada
4:     Sair do programa
5:   end if
6:   for  $j = 0, \dots, n+1$  do
7:      $razao \leftarrow A[j][i]/A[i][i]$ 
8:     for  $k = 0, \dots, n+1$  do
9:        $A[j][k] \leftarrow A[j][k] - razao * A[i][k]$ 
10:    end for
11:  end for
12: end for
13:  $solucao[n-1] = A[n-1][n]/A[n-1][n-1]$ 
14: for  $i = n-2, \dots, -1$  do
15:    $solucao[i] \leftarrow A[i][n]$ 
16:   for  $j = i+1, \dots, n$  do
17:      $solucao[i] \leftarrow solucao[i] - A[i][j] * solucao[j]$ 
18:   end for
19:    $solucao[i] \leftarrow solucao[i]/A[i][i]$ 
20: end for
21: return solucao
```

– Gauss (pivoteamento):

Algorithm 2 Gauss (pivoteamento)

```
1: for  $k = 0, \dots, n$  do
2:    $i_{max} \leftarrow k$ 
3:    $pivo_{max} = A[i_{max}][k]$ 
4:   for  $i = k + 1, \dots, n$  do
5:     if  $|A[i][k]| > pivo_{max}$  then
6:        $pivo_{max} \leftarrow A[i][k]$ 
7:        $i_{max} \leftarrow i$ 
8:     end if
9:   end for
10:  if  $A[k][i_{max}] = 0$  then
11:    Divisãoporzerodetectada
12:    Sairdoprograma
13:  end if
14:  if  $i_{max} \neq k$  then
15:    trocalinha( $A, k, i_{max}, n$ )
16:  end if
17:  for  $i = k + 1, \dots, n$  do
18:     $f \leftarrow A[i][k]/A[k][k]$ 
19:    for  $j = k + 1, \dots, n + 1$  do
20:       $A[i][j] \leftarrow A[i][j] - f * A[k][j]$ 
21:    end for
22:     $A[i][k] = 0$ 
23:  end for
24: end for
25: for  $i = n - 1, \dots, -1$  do
26:    $solucao[i] = A[i][n]$ 
27:   for  $j = i + 1, \dots, n$  do
28:      $solucao[i] \leftarrow solucao[i] - A[i][j] * solucao[j]$ 
29:   end for
30:    $solucao[i] \leftarrow solucao[i]/A[i][i]$ 
31: end for
32: return solucao
```

– Decomposição LU:

Algorithm 3 Decomposição LU

```
1:  $L, U \leftarrow \text{decompoeLU}(\text{matriz})$ 
2:  $// \text{Resolucao } L * y = b$ 
3:  $y[0] \leftarrow B[0]/L[0][0]$ 
4: for  $i = 1, \dots, n$  do
5:    $soma \leftarrow 0$ 
6:   for  $j = 0, \dots, i$  do
7:      $soma \leftarrow soma + L[i][j] * y[j]$ 
8:   end for
9:    $y[i] \leftarrow (B[i] - soma)/L[i][i]$ 
10: end for
11:  $// \text{Resolucao } U * x = y$ 
12:  $x[n-1] \leftarrow y[n-1]/U[n-1][n-1]$ 
13: for  $i = n-1, \dots, 1$  do
14:    $soma \leftarrow y[i]$ 
15:   for  $j = i+1, \dots, n$  do
16:      $soma \leftarrow soma - U[i][j] * x[j]$ 
17:   end for
18:    $x[i] \leftarrow soma/U[i][i]$ 
19: end for
20: return  $x$ 
```

– Cholesky:

Algorithm 4 Cholesky

```
1: for  $i = 0, \dots, n$  do
2:   for  $j = 0, \dots, i+1$  do
3:      $S \leftarrow \text{Soma de } L[i][k] * L[j][k] \text{ para todo } k = i, \dots, j$ 
4:     if  $i == j$  then
5:        $L[i][j] \leftarrow \text{RaizQuadrada}(A[i][i] - s)$ 
6:     end if
7:     if  $i \neq j$  then
8:        $1.0/L[j][j] * (A[i][j] - s$ 
9:     end if
10:  end for
11:   $Lt \leftarrow \text{transposta}(L)$ 
12:   $Y \leftarrow \text{substituicaoRegressiva}(L, B)$ 
13:   $X \leftarrow \text{substituicaoRegressiva}(Lt, Y)$ 
14: return  $X$ 
```

Tabela 1: Tempo de execução (em segundos) de cada método para uma matriz de ordem n

n	Gauss Pivoteado	Gauss sem Pivoteamento	Decomposição LU	Cholesky
10	0.002158880233765	0.004033088684082	0.001725912094116	0.000510692596436
100	0.820391654968262	0.766083955764771	0.243905067443848	-
500	64.0267498493195	85.0565690994263	27.3007416725159	-
1000	494.948547840118	756.900232791901	217.466570138931	-

- Na tabela acima, observa-se que o método de eliminação de Gauss com pivoteamento é mais rápido que o mesmo método sem o pivoteamento da matriz. O pivoteamento acelera o processo de convergência do método de Gauss porque garante que o elemento pivô seja o mais próximo possível de zero em cada iteração. Isso significa que o número de iterações necessárias para resolver o sistema é menor, o que leva a uma solução mais rápida.
- Além disso, observa-se que o método de Cholesky pôde ser aplicado apenas para $n = 10$. A eliminação de Cholesky só pode ser aplicada em matrizes positivas definidas, e de acordo com o critério de Sylvester, uma matriz $A \in R^{n \times n}$ é positiva definida, se e somente se:
 $\det(A_k) > 0, k = 1, 2, \dots, n$

$$\det(A_k) > 0, \quad \forall k = 1, 2, \dots, n$$

onde A_k é a matriz menor principal de ordem k (a matriz $k \times k$ formada pelas k primeiras linhas e pelas k primeiras colunas). Na matriz do problema estudado, é possível observar que a condição não se satisfaz a partir de $n = 14$, onde a determinante da matriz assume valor negativo $\det(A_{14}) = -8.16944e - 107$

- O método mais rápido para a resolução da matriz em estudo é a decomposição LU, devido a característica de simetria da matriz estudada que a mais fácil de ser decomposta em matrizes triangulares superiores e inferiores. Dessa forma, a decomposição LU faz menos operações que as demais e performa melhor nessa matriz.
- Determinando o erro cometido, por cada um dos métodos utilizados, através do resíduo calculado na norma do máximo, dado por:

$$\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} |A_{i,j}x_i - b_i|, \quad \forall j \in [1, n]$$

onde x_i é o vetor solução:

Tabela 2: Erro cometido pelos métodos na matriz de ordem n

n	Gauss Pivoteado	Gauss sem Pivoteamento	Decomposição LU	Cholesky
10	1.08E-19	8.13E-20	1.36E-19	2.35E-17
100	1.02E-19	1.08E-19	3.66E-19	-
500	9.95E-21	8.68E-21	2.99E-20	-
1000	1.37E-20	1.61E-20	3.39E-20	-

2. A equação diferencial bidimensional

$$-\left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}\right) = 10 \quad \text{em} \quad [0, 1]^2,$$

$$u = 0 \quad \text{sobre o contorno do domínio},$$

quando resolvida pelo método de Diferenças Finitas dá origem a um sistema $\mathbf{Au} = \mathbf{b}$, conforme representado na matriz abaixo:

com $\mathbf{b} = \mathbf{1}$ e \mathbf{A} a matriz heptadiagonal

$$\mathbf{A} = -(\sqrt{n} - 1)^2 \begin{bmatrix} T & I & & & & & \\ I & T & I & & & & \\ & I & T & I & & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & I & T & I & \\ & & & & I & T & \end{bmatrix}, \quad \text{com } T = \begin{bmatrix} -4 & 1 & & & & & \\ 1 & -4 & 1 & & & & \\ & 1 & -4 & 1 & & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & 1 & -4 & 1 & \\ & & & & 1 & -4 & \end{bmatrix}$$

Tomando $n = 81, 289, 1089, 4225, 16641$ podemos montar uma tabela comparando o tempo de execução dos métodos diretos, implementados no item anterior, com os métodos iterativos de Jacobi e Gauss-Seidel adotando diferentes valores da tolerância ε .

Tabela 3: Tempo de execução (em segundos) com $\epsilon = 10^{-16}$ de todos os métodos estudados

n	Gauss (pivoteamento)	Gauss	Decomposição LU	Cholesky	Gauss-Seidel	Jacobi
81	0.228669	0.336494	0.102443	0.0403025	0.896717	0.940109
289	10.816022	15.390144	3.345512	0.801468	40.745250	42.643204
1089	64.026750	616.698538	209.756098	45.185066	1070.693471*	1052.132564*
4225	318.123947	6122.712390	1049.772314	221.945216	986.812487*	976.732689*

Tabela 4: Tempo de execução (em segundos) com $\epsilon = 10^{-8}$ para os métodos iterativos

n	Gauss-Seidel	Jacobi
81	0.506811	0.508443
289	19.862020	19.841964
1089	1069.492442	1047.515233
4225	955.597634*	945.961754*

O cálculo de erro adotado como critério de parada dos métodos iterativos foi erro absoluto com a norma do máximo dado por:

$$\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} |A_{i,j}x_i - b_i|, \quad \forall j \in [1, n]$$

O método de eliminação de Cholesky foi o mais rápido dentre os métodos testados, porém, o erro cometido pela solução obtida ao aplicar esse método é muito maior que os demais, fazendo com que a sua aproximação não compense a velocidade de seu cálculo.

Já com $n = 1089$, o Cholesky apresentou erro 9.66 enquanto o Gauss com pivoteamento obteve $9.95 * 10^{-21}$, sendo Cholesky 41% mais rápido.

A escolha do valor de ε como $\varepsilon = 10^{-16}$ tem por objetivo aproximar a resposta dos métodos iterativos com os métodos diretos, que possuem erros nessa grandeza. Essa aproximação, por sua vez, torna possível a comparação dos tempos de execução entre um método direto e um iterativo. Já a escolha de $\varepsilon = 10^{-8}$ busca uma solução com menos iterações.

O número de iterações feitas para alcançar o critério de parada ε pelos métodos iterativos para cada ordem de matriz n e cada valor de erro obtido podem ser observados nas tabelas abaixo:

Tabela 5: Número de iterações dos métodos Gauss Seidel e Jacobi e os tempos de execução para cada n com $\epsilon = 10^{-16}$

n	N° Iterações (Gauss)	Tempo (Gauss)	N° Iterações (Jacobi)	Tempo(Jacobi)
81	395	0.896717	372	0.940109
289	1220	40.745250	1220	42.643204
1089	2212*	1070.693471*	2212*	1052.132564*
4225	100*	986.812487*	100*	976.732689*

Tabela 6: Número de iterações dos métodos Gauss Seidel e Jacobi e tempos de execução para cada n com $\epsilon = 10^{-8}$

n	N° Iterações (Gauss)	Tempo(Gauss)	N° Iterações (Jacobi)	Tempo(Jacobi)
81	189	0.506811	189	0.508443
289	618	19.862020	618	19.841964
1089	2211	1069.492442	2212	1047.515233
4225	100*	955.597634*	100*	945.961754*

*** Número de iterações máximas atingidas. O número de iterações máximas foi escolhido de modo a impedir a execução dos métodos iterativos por um tempo muito extenso, tendo em vista o custo computacional e o erro obtido.**

Nota-se que a razão (tempo de execução/quantidade de iteração) aumenta bastante de acordo com o aumento da ordem da matriz. Isso faz com que o tempo de execução de 100 iterações para uma matriz de ordem 4225 se aproxime do tempo de execução de 2212 iterações para uma matriz de ordem 1089.