Aula Prática 2 (ALN)

Raphael F. Levy April 8, 2021

1 Análise do Método Iterativo de Jacobi

Primeiramente, segue a função criada:

```
function [xk,N,k,rk]=Jacobi_Method(A,b,x0,E,M,norma)
3 rk=norm(b-A*xk,norma) //Residuo da operacao
4 D=diag(diag(A)) //Diagonal de A
_{5} LPU = A-D //L plus U
6 invD=diag(1./diag(D)) //Inversa da matriz D
7 MJ=(-1)*invD*LPU //Matriz de Jacobi
8 cJ=invD*b //Vetor de Jacobi
9 k = 0
10 \text{ xk} = \text{x0}
11
12 while k<M | N>E
      xk1=MJ*xk+cJ
13
      N=norm(xk1-xk,norma) //norma da diferenca entre as aproximacoes
14
15
      xk = xk1
      k=k+1
16
17
      if k>M
           break
18
19
20 end
22 endfunction
```

Testando com os valores passados em sala e com número máximo de iterações e tolerância distintos temos:

```
1
2 --> A = [3 1 0; -1 -5 2; 1 -2 6]
3 A =
4
5 3. 1. 0.
6 -1. -5. 2.
7 1. -2. 6.
8
9 --> b=[2;8;15]
10 b =
11
12 2.
```

```
13 8.
14
   15.
15
16 --> A\b
17 ans =
18
19
   1.
  -1.
20
21
  2.
22
23
_{24} \longrightarrow x0 = [0;0;0]
25 x0 =
27
    0.
28
    0.
   0.
29
30
31 --> [xk,N,k, rk] = Jacobi_Method(A,b,x0,10^(-1),10,%inf)
32 xk =
   1.0000793
34
  -0.9998683
35
36
   1.9999686
37 N =
   0.0003696
39
40 k =
41
   10.
42
43
  rk =
44
45
   9.457D-08
46
47
49 --> [xk,N,k, rk]=Jacobi_Method(A,b,x0,10^(-2),15,%inf)
51
52
   0.9999988
   -1.0000001
53
54
  2.000001
55 N =
56
57
   0.0000037
58 k =
59
60
   15.
61 rk =
    0.0008005
63
64
65
66
67 --> [xk,N,k, rk] = Jacobi_Method(A,b,x0 ,10^(-5),20,%inf)
68 xk =
69
```

```
70 1.
71
    -1.
   2.
72
73 N =
74
75
    3.398D-08
76 k =
77
78
    20.
79 rk =
80
    15.
81
82
84
85 --> [xk,N,k, rk] = Jacobi_Method(A,b,x0,10^(-5),30,%inf)
86
   xk =
87
88
    1.
    -1.
2.
89
90
91
92
    1.791D-11
93
94 k =
95
    30.
96
97 rk =
98
    0.0000052
99
101
102
--> [xk,N,k, rk] = Jacobi_Method(A,b,x0,10^(-5),19,%inf)
104
   xk =
105
    1.
106
107
    -1.
    2.
108
109
110
111
    0.000001
112 k =
113
114
     19.
115 rk =
116
   0.0000052
117
118
   ______
119
120
--> [xk,N,k, rk] = Jacobi_Method(A,b,x0,10^(-5),18,%inf)
122 xk =
123
124
    -0.9999999
125
126 2.000001
```

Fazendo 19 iterações com uma tolerância de 10^{-5} já podemos obter um $x_k = A \backslash b$, logo o método de Jacobi converge.

2 Análise do Primeiro Método de Gauss-Seidel

```
function [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,E,M,norma)
3 rk=norm(b-A*xk,norma) //Residuo da operacao
4 D=diag(diag(A)) //Diagonal de A
5 \text{ LPU} = A-D //L \text{ plus U}
6 invD=diag(1./diag(D)) //Inversa da matriz D
7 L=tril(A,-1)
8 U=triu(A,1)
9 MG=(-1)*(inv(L+D))*(U) //Matriz de Gauss-Seidel
cG=(inv(L+D))*(b) //Gauss-Seidel
11 k = 0
12 xk = x0
14 while k<M | N>E
      xk1 = MG * xk + cG
15
      N=norm(xk1-xk,norma) //norma da diferenca entre as aproximacoes
16
      xk = xk1
17
18
      k=k+1
      if k>M
19
20
           break
       end
21
22 end
23
24 endfunction
```

Testando com os valores passados em sala e com número máximo de iterações e tolerância distintos temos:

```
_1 --> A = [3 1 0; -1 -5 2; 1 -2 6]
  A =
2
     3.
         1.
               0.
    -1. -5.
               2.
    1. -2.
b = [2;8;15]
9
  b =
10
11
     2.
     8.
12
13 15.
```

```
14
_{15} --> x0 = [0;0;0]
16 x0 =
17
   0.
18
19
    0.
20
    0.
21
22 --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-1),10,%inf)
23 xk =
24
   1.0000063
25
  -1.0000053
26
   1.9999972
27
28 N =
29
30
    0.0000163
31 k =
32
    10.
33
34
35
36
   0.0000145
37
38
39
40 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-2),15,%inf)
41 xk =
42
    1.
43
   -1.
44
   2.
45
46 N =
47
    2.779D-08
48
49 k =
50
51
    15.
52 rk =
53
   0.0000145
54
55
56
57
58 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-5),20,%inf)
59 xk =
60
   1.
61
   -1.
2.
62
63
64 N =
65
   4.741D-11
66
67 k =
68
   20.
69
70 rk =
```

```
71
      4.231D-11
75 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-5),14,%inf)
   xk
76
78
     -1.
80
81
      9.944D-08
83
85
86
87
    rk =
88
      15.
90
   --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-5),13,%inf)
92
   xk
93
94
      1.0000001
95
     -1.000001
96
      1.9999999
97
98
99
      0.000004
100
101
102
103
104
    rk =
105
```

Fazendo 14 iterações com uma tolerância de 10^{-5} já podemos obter um $x_k = A \setminus b$, logo o primeiro método de Gauss-Seidel converge.

3 Análise do Segundo Método de Gauss-Seidel

```
function [x] = Resolve_Lx(L,b)

[t]=size(L,1);

x=zeros(t,1);

// Calcula x, sendo Lx=b

x(1)=b(1)/L(1,1);
for i=2:t
     x(i)=(b(i)-L(i,1:i)*x(1:i))/L(i,i);
end
endfunction
```

```
14
function [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,E,M,norma)
rk=norm(b-A*xk,norma) //Residuo da operacao
D=diag(diag(A)) //Diagonal de A
19 LPU = A-D //L plus U
20 L=tril(A,-1)
21 U=triu(A,1)
_{22} k = 0
23 xk = x0
24
25 while k<M | N>E
      xk1=Resolve_Lx(L+D,b-U*xk)
26
27
      N=norm(xk1-xk,norma) //norma da diferenca entre as aproximacoes
      xk = xk1
28
      k=k+1
29
30
      if k>M
          break
31
32
      end
33 end
35 endfunction
```

Testando com os valores passados em sala e com número máximo de iterações e tolerância distintos temos:

```
_1 --> A = [3 1 0; -1 -5 2; 1 -2 6]
2 A =
    3. 1. 0.
4
    -1. -5. 2.
    1. -2.
              6.
8 --> b=[2;8;15]
9 b =
10
11
    2.
12
13
    15.
14
15 --> x0 = [0;0;0]
16 x0 =
17
    0.
18
   0.
19
20
   0.
21
22 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-1),10,%inf)
23 xk =
24
    1.0000063
25
   -1.0000053
26
    1.9999972
27
28 N =
29
   0.0000163
30
31 k =
32
```

```
33 10.
34
  rk =
35
36
   2.480D-08
37
38 -----
39
40 --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-2),15,%inf)
41 xk =
42
43
  -1.
44
  2.
45
46 N =
47
   2.779D-08
48
49 k =
50
51
   15.
52 rk =
  0.0000145
54
55
56
57
58 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-5),20,%inf)
59 xk =
60
   1.
61
62
63
64 N =
65
   4.741D-11
66
67 k =
68
   20.
69
70 rk =
71
72
  2.480D-08
73
74
75 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-5),14,%inf)
76 xk =
77
   1.
78
79
80
81 N =
  9.944D-08
83
84 k =
85
   14.
86
87 rk =
88
89 15.
```

```
90
92 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-5),13,%inf)
93
94
     1.0000001
95
    -1.0000001
96
     1.9999999
97
98 N =
99
     0.000004
100
101
102
103
     13.
   rk =
104
105
106
   15.
```

Fazendo 14 iterações com uma tolerância de 10^{-5} já podemos obter um $x_k=A\backslash b$, logo o segundo método de Gauss-Seidel converge.

4 Testando o sistema 1 (Questão 3)

```
_1 --> A = [1 -4 2; 0 2 4; 6 -1 -2]
     1. -4. 2.
0. 2. 4.
6. -1. -2.
8 --> b=[2;1;1]
9 b =
     2.
11
    1.
12
14
15 --> x0 = [0;0;0]
16 x0 =
17
      0.
18
      0.
19
20
21
22 --> [xk,N,k,rk] = Jacobi_Method(A,b,x0 ,10^(-5),15,%inf)
23 xk =
24
      9796164.5
25
     30813363.
26
    -62520888.
28
29
    47114207.
30
31 k =
```

```
16.
33
34
    rk =
35
36
37
   --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^(-5),15,%inf)
38
39
40
41
      3.643D+10
      9.096D+09
42
      1.048D+11
43
44
45
      1.093D+11
46
   k =
47
48
49
      16.
50
51
52
53
   --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^(-5),15,%inf)
54
55
   xk
56
      3.643D+10
57
      9.096D+09
58
      1.048D+11
59
60
61
      1.093D+11
62
63
64
      16.
65
    rk
66
67
68
69
70
  --> A\b
71
   ans
72
      0.25
73
74
     -0.25
     0.375
```

É possível ver que, usando o sistema dado, nenhum dos métodos convergiu. Pelas propriedades de convergência de ambos os métodos, tem-se que independente do vetor x_0 passado, a solução sempre irá convergir para a solução de Ax = b quando o raio espectral da matriz de iteração for menor que 1, ou ainda, é possível garantir que irá convergir se a matriz A for uma matriz com diagonal estritamente dominante $(|a_{ii}| > \sum_{j \neq i} |a_{ij}|)$, o que significa que o módulo

do elemento de uma linha presente na diagonal deve ser maior que a soma dos módulos dos demais elementos na mesma linha, e é visível que nenhum dos dois ocorre na matriz A passada:

```
_2 --> A=[1 -4 2; 0 2 4; 6 -1 -2]
   1. -4. 2.
0. 2. 4.
6. -1. -2.
9 --> D=diag(diag(A))
10 D =
11
   1. 0. 0.
0. 2. 0.
0. 0. -2.
12
13
14
16 --> L=tril(A,-1)
17 L =
18
    0. 0. 0.
19
   0. 0. 0.
6. -1. 0.
21
23 --> U=triu(A,1)
24 U =
   0. -4. 2.
0. 0. 4.
0. 0. 0.
26
27
28
29
30 --> invD=diag(1./diag(D))
31 invD =
    1. 0. 0.
33
   0. 0.5 0.
0. 0. -0.5
34
35
36
37 --> LPU = A-D
38 LPU =
    0. -4. 2.
0. 0. 4.
6. -1. 0.
40
41
42
43
44 --> MJ=(-1)*invD*LPU
45 MJ =
46
    0. 4. -2.
47
   0. 0. -2.
48
   3. -0.5 0.
51 --> raiospec=max(abs(spec(MJ)))
52 raiospec =
53
3.2192026
```

$$\begin{aligned} |a_{22}| &= 2 < \sum_{j \neq i} |a_{2j}| = |a_{21}| + |a_{23}| = 0 + 4 = 4 \\ |a_{33}| &= 2 < \sum_{j \neq i} |a_{3j}| = |a_{31}| + |a_{32}| = 6 + 1 = 7 \end{aligned}$$

Agora, se multiplicarmos A à esquerda por

```
P=[0 0 1; 1 0 0; 0 1 0]
```

teremos:

```
_1 --> A=[1 -4 2; 0 2 4; 6 -1 -2]
    1. -4. 2.
   0. 2. 4.
   6. -1. -2.
8 \longrightarrow P = [0 \ 0 \ 1; \ 1 \ 0 \ 0; \ 0 \ 1 \ 0]
9 P =
10
11
   0. 0. 1.
    1. 0. 0.
0. 1. 0.
12
13
14
15 --> A=P*A
17
     6. -1. -2.
18
   1. -4. 2.
0. 2. 4.
19
20
21
22 --> D=diag(diag(A))
23 D =
24
   6. 0. 0.
25
   0. -4. 0.
   0. 0.
27
29 --> L=tril(A,-1)
30 L =
31
   0. 0. 0.
1. 0. 0.
32
33
   0. 2. 0.
34
35
36 --> U=triu(A,1)
37 U =
    0. -1. -2.
39
   0. 0. 2.
0. 0. 0.
41
42
43 --> invD=diag(1./diag(D))
44 invD =
46 0.1666667 0. 0.
47 0. -0.25 0.
48 0. 0. 0.25
```

```
49
50 --> LPU = A-D
51 LPU =
    0. -1. -2.
1. 0. 2.
0. 2. 0.
53
54
55
56
57 --> MJ=(-1)*invD*LPU
58 MJ =
59
    0. 0.1666667 0.3333333
0.25 0. 0.5
0. -0.5 0.
60
61
    0. -0.5
64 --> raiospec=max(abs(spec(MJ)))
65 raiospec =
0.4886536
  |a_{11}| = 6 > \sum_{j \neq i} |a_{1j}| = |a_{12}| + |a_{13}| = 1 + 2 = 3
  |a_{22}| = 4 > \sum_{j \neq i} |a_{2j}| = |a_{21}| + |a_{23}| = 1 + 2 = 3
  |a_{33}| = 4 > \sum_{j \neq i} |a_{3j}| = |a_{31}| + |a_{32}| = 0 + 2 = 2
_1 --> A = [6 -1 -2; 1 -4 2; 0 2 4]
3
     6. -1. -2.
     1. -4. 2.
5
    0. 2. 4.
9 \longrightarrow b=[1;2;1]
10 b =
11
    1.
12
      2.
13
14
15
16 --> x0 = [0;0;0]
17 x0 =
18
     0.
19
20
    0.
21
22
23 --> A\b
24 ans =
25
    0.25
26
    -0.25
27
--> [xk,N,k,rk] = Jacobi_Method(A,b,x0,10^(-5),15,%inf)
```

```
xk =
31
32
     0.2499992
33
    -0.2500004
34
      0.375006
35
36
37
      0.0000116
38
39
40
41
42
    rk =
43
44
45
  --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-5),15,%inf)
46
47
48
49
      0.25
     -0.25
50
51
      0.375
52
53
      3.881D-09
54
55
56
      15.
57
   rk =
58
59
60
62 --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-5),15,%inf)
63
64
65
66
     -0.25
      0.375
67
68
69
70
      3.881D-09
71
72
      15.
73
74
   rk =
75
76
```

Sabendo que $A \setminus b = [0.25; -0.25; 0.375]$, temos que para a matriz A com diagonal estritamente dominante e com raio espectral menor que 1, os métodos convergem para a solução de Ax = b, embora o Método de Jacobi não consiga uma precisão tão exata quanto os Métodos de Gauss-Seidel usando o mesmo número máximo de iterações e tolerância.

5 Testando o sistema 2 (Questão 4)

```
_1 --> A=[2 -1 1; 2 2 2; -1 -1 2]
2 A =
    2. -1. 1.
2. 2. 2.
-1. -1. 2.
5
6
b = [-1;4;-5]
9 b =
10
11
    4.
12
    -5.
13
_{15} \longrightarrow x0 = [0;0;0]
16 x0 =
17
18
   0.
19
20
22 --> [xk,N,k,rk] = Jacobi_Method(A,b,x0 ,10^( -5) ,25,%inf)
23 xk =
24
    11.913936
45.655746
25
26
    -11.913936
27
28 N =
29
    43.655746
30
31
32
33
     26.
34 rk =
35
36
37
39
40 --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^(-5),25,%inf)
41
   xk =
42
    1.0000006
43
    1.9999993
44
45
46 N =
47
    0.0000020
48
49 k =
    25.
51
52 rk =
53
    5.
54
56 --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^(-5),25,%inf)
```

```
58
59
      1.0000006
     1.9999993
60
61
   N =
62
63
      0.0000020
64
65
66
67
      25.
   rk =
68
69
70
```

Sabendo que a solução x para o sistema Ax = b é [1;2;-1], é possível ver que os métodos de Gauss-Seidel foram boas aproximações para a resolução do sistema, com uma margem de erro de 10^{-7} casas decimais para a solução correta, enquanto que o método de Jacobi teve um resultado bem diferente do esperado.

6 Testando o sistema 3 (Questão 5)

```
_2 --> A=[1 0 -1; -0.5 1 -0.25; 1 -0.5 1]
            0.
                  -1.
     -0.5
           1. -0.25
     1. -0.5 1.
9 \longrightarrow b=[0.2; -1.425; 2]
10
11
     0.2
12
13
    -1.425
14
16 \longrightarrow x0 = [0;0;0]
17
   x0 =
18
      0.
19
20
      0.
21
22
23 --> [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-2),300,%inf)
24
   xk
25
      0.9
26
27
    -0.8
28
      0.7
29
30
31
32
   k =
33
      300.
```

```
35 rk =
37
38
39 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-2),300,%inf)
40 xk =
41
   0.9
42
   -0.8
43
44
   0.7
45 N =
46
   2.220D-16
47
48 k =
49
50
    300.
51 rk =
52
53
   2.
54
56
57 \longrightarrow A = [1 \ 0 \ -2; \ -0.5 \ 1 \ -0.25; \ 1 \ -0.5 \ 1]
58 A =
59
   1. 0. -2.
-0.5 1. -0.25
60
61
    1. -0.5 1.
62
63
64 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-2),300,%inf)
65
66
    -2.966D+41
67
   -1.854D+41
68
     2.039D+41
69
70 N =
71
   5.123D+41
72
73 k =
74
    301.
75
76 rk =
77
    2.
78
79
80 --> [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-2),300,%inf)
81 xk =
    -2.966D+41
83
    -1.854D+41
84
   2.039D+41
85
86 N =
87
    5.123D+41
88
89 k =
90
91 301.
```

```
92 rk = 93 94 2.
```

Para a matriz A com $a_{13}=-1$, calculando o raio espectral da sua matriz MG obtemos 0.625, então mesmo que a matriz A original não tenha uma diagonal estritamente dominante ($|a_{11}|=|a_{12}|+|a_{13}|=1$), o método iterativo ainda funciona porque o raio espectral de A é menor que 1, o que é necessário para que as iterações do método convirjam.

Fazendo com que a_{13} passe de -1 para -2 por outro lado, o raio espectral da matriz fica maior que 1 (1.375), e portanto os métodos não vão convergir.

```
--> A=[1 0 -1; -0.5 1 -0.25; 1 -0.5 1]
   A =
2
           0.
     1.
                -1.
    -0.5
          1.
                -0.25
          -0.5 1.
  --> D=diag(diag(A))
   D =
9
10
          0.
     1.
               0.
11
          1.
               0.
12
          0.
               1.
14
  --> L=tril(A,-1)
15
16
17
     0.
           0.
                 0.
18
          0.
    -0.5
                 Ο.
19
          -0.5
                 0.
21
22 --> U=triu(A,1)
23
24
          0. -1.
25
     0.
     0. 0. -0.25
26
        0. 0.
28
  --> MG=(-1)*(inv(L+D))*(U)
29
30
   MG =
31
     0.
          0.
               1.
          0.
     0.
              0.75
33
          0.
              -0.625
34
35
36 --> raiospec=max(abs(spec(MG)))
  raiospec =
38
39
40
41
_{43} --> A=[1 0 -2; -0.5 1 -0.25; 1 -0.5 1]
```

```
44 A =
46 1. 0. -2.
47 -0.5 1. -0.25
48 1. -0.5 1.
49
50 --> D=diag(diag(A))
51 D =
    1. 0. 0.
0. 1. 0.
0. 0. 1.
53
54
55
57 --> L=tril(A,-1)
58 L =
59
   0. 0. 0.
-0.5 0. 0.
60
61
    1. -0.5 0.
63
64 --> U=triu(A,1)
65 U =
66
   0. 0. -2.
0. 0. -0.25
0. 0. 0.
67
68
70
_{71} --> MG = (-1) * (inv(L+D)) * (U)
72 MG =
73
    0. 0. 2.
0. 0. 1.25
74
75
    0. 0. -1.375
78 --> raiospec=max(abs(spec(MG)))
79 raiospec =
80
81 1.375
```

7 Testando matrizes aleatórias com diagonal estritamente dominante (Questão 6)

```
1 --> A=rand(10,10); D=diag(diag(A)+10); A=A+D;
2 --> b=rand(10,1);
4 --> x0=zeros(10,1);
6 --> tic(); [xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-10),25,%inf); t1=toc()
t1 =
0 0.0314419
```

```
12 --> tic();[xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-10),25,%inf
   t2 =
13
14
     0.0026701
15
16
17 --> A\b
18 ans =
19
     0.0207198
20
     0.0129233
21
     0.0442663
22
     0.0001204
23
24
     0.046471
     0.0544607
25
     0.0168831
26
27
    -0.0084929
    0.039264
28
     0.0230345
30
32
33 --> A=rand(100,100); D=diag(diag(A)+100); A=A+D;
34
35 --> b=rand(100,1);
37 --> x0=zeros(100,1);
38
39 --> tic();[xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-10),25,%inf
      );t1=toc()
40
41
     0.002301
42
43
44 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-10),25,%inf
      );t2=toc()
45 t2
   0.0222825
47
49
50
51 --> A=rand(1000,1000); D=diag(diag(A)+1000); A=A+D;
52
53 --> b=rand(1000,1);
54
55 --> x0=zeros(1000,1);
57 --> tic(); [xk, N, k, rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A, b, x0, 10^(-10), 25, %inf
      );t1=toc()
  t1 =
58
59
60
     0.1222208
61
62 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-10),25,%inf
     );t2=toc()
```

```
64
65
      0.5862368
66
68
69 --> A=rand(2000,2000);D=diag(diag(A)+2000);A=A+D;
71 \longrightarrow b=rand(2000,1);
_{73} \longrightarrow x0=zeros(2000,1);
75 --> tic();[xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-10),25,%inf
      );t1=toc()
76
   t1 =
77
      1.6976052
78
79
80 --> tic();[xk,N,k,rk]=Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0,10^(-10),25,%inf
       );t2=toc()
81
      1.9643495
83
84
86
87 --> A=rand(3000,3000); D=diag(diag(A)+3000); A=A+D;
88
89 --> b=rand(3000,1);
90
91 \longrightarrow x0=zeros(3000,1);
93 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
    ,25,%inf); t1=toc()
t1 =
94
95
      6.1454899
96
97
98 --> tic();[xk,N,k,rk]= Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
       ,25,%inf); t2=toc()
99
100
      4.3633564
101
102
103
104
--> A=rand(5000,5000); D=diag(diag(A)+5000); A=A+D;
106
107 --> b=rand(5000,1);
108
109 --> x0=zeros(5000,1);
110
111 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-10)
    ,25,%inf); t1=toc()
t1 =
112
113
      38.044012
114
115
```

```
116 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10) ,25,%inf); t2=toc()

117 t2 =

118

11.643595
```

Para garantir que as matrizes tivessem a diagonal estritamente dominante, foram criadas matrizes $n \times n$ aleatórias usando a função rand do Scilab, o que faz com que cada elemento na matriz tenha um valor entre 0 e 1. Assim, foi criada uma matriz diagonal D que incrementa os valores da diagonal de A por n já que, tendo uma matriz aleatória, a soma em cada linha será menor que n, dado que a função rand cria números em um intervalo [0,1). Dessa forma, aumentando o valor do elemento na diagonal principal em n, teremos garantia que esse elemento é maior que a soma dos módulos dos demais elementos na linha, visto que essa soma será menor que n, enquanto que o elemento na diagonal principal estará em um intervalo $n \le x < n+1$.

Fazendo 25 iterações, é possível ver que até n=2000, o primeiro método de Gauss-Seidel é mais rápido que o segundo, a não ser para n=10. Para números maiores, contados a partir de n=3000, o segundo método foi mais rápido. Assim, é possível perceber que, tirando para números bem pequenos, o método que usa a própria função inv do Scilab é mais rápida que resolvendo o sistema linear, porém o primeiro método perde sua vantagem para números pelo menos maiores que 3000. Isso porque a partir de certo ponto, leva mais tempo para encontrar a inversa da matriz usando a função inv do que resolver o sistema a cada iteração.

```
--> A=rand(10,10); D=diag(diag(A)+10); A=A+D;
  --> b=rand(10,1);
  --> x0=zeros(10,1);
5
  --> tic();[xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
       ,100,%inf); t1=toc()
8
9
      0.0011312
10
    -> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
12
       ,100,%inf); t2=toc()
14
15
      0.0113768
16
17
18
  --> A=rand(100,100); D=diag(diag(A)+100); A=A+D;
19
20
   --> b=rand(100,1);
21
22
    -> x0=zeros(100.1):
23
```

```
25 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
     ,100,%inf); t1=toc()
   t1
26
27
     0.0046774
28
29
_{30} --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
     ,100,%inf); t2=toc()
32
     0.0838892
33
34
35 -----
36
37 --> A=rand(1000,1000); D=diag(diag(A)+1000); A=A+D;
38
39 --> b=rand(1000,1);
40
41 --> x0=zeros(1000,1);
42
43 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
     ,100,%inf); t1=toc()
44
45
    0.1363375
46
48 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
  ,100,%inf); t2=toc()
t2 =
49
50
51
     2.2565777
52
53
54
  --> A=rand(2000,2000); D=diag(diag(A)+2000); A=A+D;
55
57 --> b=rand(2000,1);
59 --> x0=zeros(2000,1);
60
61 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
     ,100,%inf); t1=toc()
   t1
62
63
    1.9136224
64
65
66 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
   ,100,%inf); t2=toc()
t2 =
67
    7.6570308
69
70
71
72
73 --> A=rand(3000,3000); D=diag(diag(A)+3000); A=A+D;
75 --> b=rand(3000,1);
```

```
76
77 --> x0=zeros(3000,1);
   --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
         ,100,%inf); t1=toc()
80
81
       6.5221472
82
84 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
         ,100,%inf); t2=toc()
85
86
      16.588227
87
88
 89
90
91 --> A=rand(5000,5000); D=diag(diag(A)+5000); A=A+D;
92
93 \longrightarrow b=rand(5000,1);
95 \longrightarrow x0=zeros(5000,1);
96
97 --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^(-10)
         ,100,%inf); t1=toc()
99
      30.014090
100
101
_{102} --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
        ,100,%inf); t2=toc()
103
104
       43.680670
105
106
107
108
--> A=rand(7000,7000); D=diag(diag(A)+7000); A=A+D;
110
--> b=rand(7000,1);
112
_{113} --> x0=zeros(7000,1);
114
\label{eq:continuous} \mbox{\ensuremath{$115$}} \mbox{\ensuremath{$--$}\xspace} \mbox{\ensuremath{$tic()$}; [xk,N,k,rk] = $Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0,10^{\circ}(-10))$}
         ,100,%inf); t1=toc()
116
     t1
117
       84.906025
118
119
_{120} --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
        ,100,%inf); t2=toc()
121
122
      89.345658
123
124
125
126
```

```
127 --> A=rand(8000,8000); D=diag(diag(A)+8000); A=A+D;
128
   --> b=rand(8000,1);
129
130
   --> x0=zeros(8000,1);
131
   --> tic();[xk,N,k,rk]= Gauss_Seidel_Method_1(A,b,x0 ,10^( -10)
133
       ,100,%inf); t1=toc()
134
135
      136.45289
136
137
   --> tic(); [xk,N,k,rk] = Gauss_Seidel_Method_2(A,b,x0 ,10^( -10)
138
        ,100,%inf); t2=toc()
139
140
141
      118.44110
```

Fazendo 100 iterações, é possível ver que até n=7000, o primeiro método de Gauss-Seidel é mais rápido que o segundo, incluindo valores menores como o próprio n=10. Para valores maiores ou iguais a 8000, por outro lado, o segundo método, que precisa resolver o sistema linear para ser calculado, acaba ficando mais rápido. Assim, mesmo que iterando mais vezes a função inv ainda seja mais vantajosa até certo n, para matrizes muito grandes é mais benéfico para o programa resolver o sistema ao invés de calcular a sua inversa.