

第 10 讲 线性方程（组）求解

目录

第 10 讲 线性方程（组）求解

10.1 消去法

10.1.1 GAUSS 消去法

10.1.2 追赶法

10.2 矩阵分解法

10.2.1 LU 分解

10.2.2 Cholesky 分解

10.3 方程组的性态与误差分析

10.3.1 范数

10.3.2 矩阵的条件数

10.3.3 病态方程组的求解

10.4 线性方程组的 MATLAB 函数求解

工程应用：正方形槽的电位分布

线性方程组是线性代数研究的主要对象之一。求解线性方程组的问题不但在自然科学和工程技术中有所涉及，在计算方法的其他分支中，比如最佳平方逼近，微分方程数值解等，也往往需要求解线性方程组，因此它是一个应用相当广泛的分支。**MATLAB** 软件最早也起源于对线性方程组的研究。

考虑线性代数方程

$$Ax = b \quad (10-1)$$

$$\text{式中 } A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix}$$

这里不加证明地给出线性方程组的结构及判定定理

- (1) 当 $\text{rank}(A)=\text{rank}([A \ b])=n$ 时，称方程组 (10-1) 为**恰定方程组**，这时它有**唯一解向量**。
- (2) 当 $\text{rank}(A)=\text{rank}([A \ b])<n$ 时，称方程组 (10-1) 为**欠定方程组**，这时它有**无穷多组解向量**。
- (3) 当 $\text{rank}(A)<\text{rank}([A \ b])$ 时，称方程组 (10-1) 为**超定方程组或者矛盾方程组**，一般意义下**无解**，但可以使用 **Moore-Penrose** 广义逆求出其**最小二乘解**

对于恰定方程组的求解，线性代数的知识已经介绍了线性方程组求解的 **Cramer** 法则：当 $\det(A) \neq 0$ 时，方程组 (10-1) 有唯一解 $c = (c_1, c_2, \dots, c_n)^T$ ，并且

$$c_i = \frac{\det(B_i)}{\det(A)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10-2)$$

B_i 是用 b 替换 A 的第 i 列 a_i 所得到的的矩阵。

缺点：**Cramer** 法则运算量太大。对于一个 n 阶方程组需要计算 $n+1$ 个 n 阶行列式，而对 n 阶行列式若采用按行（或按列）展开来计算，至少需要进行 $n!$ 次乘法，因此共需要进行 $(n+1)!$ 次乘法。该算法对于 n 比较大的情形是不适用的。

因此，必须研究其他数值算法。

重点学习：直接法和迭代法。

直接法是在没有舍入误差的情况下，通过有限步四则运算可以求得方程组精确解的方法，但是在实际计算中由于舍入误差的存在和影响，该方法也只能求得线性方程组的近似解；

迭代法是用某种极限过程取逐步逼近准确解的方法，从而也可用有限步运算得出具有指定精确度的近似解。

10.1 消去法

我们将对 **GAUSS** 消去法和**追赶法**进行学习。

首先通过介绍上三角方程组的求解了解消去法的基本原理

$$\begin{aligned} u_{11}x_1 + u_{12}x_2 + \dots + u_{1,n-1}x_{n-1} + u_{1n}x_n &= y_1 \\ u_{22}x_2 + \dots + u_{2,n-1}x_{n-1} + u_{2n}x_n &= y_2 \\ &\dots\dots\dots \\ u_{n-1,n-1}x_{n-1} + u_{n-1n}x_n &= y_{n-1} \\ u_{nn}x_n &= y_n \end{aligned} \quad (10-3)$$

我们称形如（10-3）的方程组为上三角形方程组，将其改写成矩阵的形式为

$$Ux = y \quad (10-4)$$

式中 $U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1,n-1} & u_{1n} \\ & u_{22} & \dots & u_{2,n-1} & u_{2n} \\ & & \dots & & \\ & & & u_{n-1,n-1} & u_{n-1n} \\ & & & & u_{nn} \end{bmatrix}$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_{n-1} \\ y_n \end{bmatrix}$$

称 U 为上三角矩阵

若 $\det U \neq 0$ 则我们称上三角方程组 (10-3) 或者 (10-4) 有唯一解且解可从 (10-3) 最后一个方程得出

$$x_n = y_n / u_{nn} \quad (10-5)$$

代入倒数第二个方程可得 $x_{n-1} = (y_n - u_{n-1,n}x_n) / u_{n-1,n-1}$

通常设已知 $x_n, x_{n-1}, \dots, x_{i+1}$ 则由方程组 (5-3) 的第 i 个方程可以得到

$$x_i = [y_i - \sum_{j=i+1}^n u_{ij}x_j] / u_{ii} \quad (i = n-1, n-2, \dots, 1) \quad (10-6)$$

上述求解方程组 (10-3) 的过程称为回代过程。

10.1.1 GAUSS 消去法

GAUSS 消去法主要包括消元和迭代两个步骤。

消元指的是将线性方程组化成与其同解的上三角方程组，迭代是指通过上三角方程组解出原方程组中的未知数。

这里介绍顺序 GAUSS 消去法和列主元 GAUSS 消去法

1. 顺序高斯消去法

顺序 Gauss 消去法是指按照行原先的位置进行消元的 Gauss 消去法，

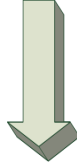
将线性方程组 (10-1) 写成增广矩阵的形式

$$\bar{A}^{(1)} = [A \ b] = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} & a_{22}^{(1)} & \dots & a_{2n}^{(1)} & a_{2,n+1}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1}^{(1)} & a_{n2}^{(1)} & \dots & a_{nn}^{(1)} & a_{n,n+1}^{(1)} \end{bmatrix} \quad (10-7)$$

式中 $a_{ij}^{(1)} = a_{ij}$ $a_{i,n+1}^{(1)} = b_i$ $(1 \leq i, j \leq n)$

A. 消元过程

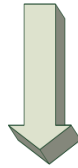
$$\bar{A}^{(1)} = [A \ b] = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} & a_{22}^{(1)} & \dots & a_{2n}^{(1)} & a_{2,n+1}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1}^{(1)} & a_{n2}^{(1)} & \dots & a_{nn}^{(1)} & a_{n,n+1}^{(1)} \end{bmatrix} = [A \ b]$$



$$l_{i1} = \frac{a_{i1}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} (i = 2, 3, \dots, n)$$

$$a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - l_{i1}a_{1j}^{(1)} (i, j = 2, 3, \dots, n)$$

$$\bar{A}^{(2)} = [A \ b] = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & \dots & a_{2n}^{(2)} & a_{2,n+1}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(2)} & \dots & a_{nn}^{(2)} & a_{n,n+1}^{(2)} \end{bmatrix}$$



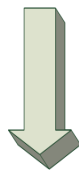
$$l_{i2} = \frac{a_{i2}^{(2)}}{a_{22}^{(2)}} (i = 3, 4, \dots, n)$$

$$a_{ij}^{(3)} = a_{ij}^{(2)} - l_{i2}a_{2j}^{(2)} (i, j = 3, 4, \dots, n)$$

$$\bar{A}^{(3)} = [A \ b] = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & a_{23}^{(2)} & \dots & a_{2n}^{(2)} & a_{2,n+1}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & a_{n3}^{(3)} & a_{nn}^{(3)} & a_{n,n+1}^{(3)} \end{bmatrix}$$

⋮

$$\bar{A}^{(k)} = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & \cdots & a_{1,k-1}^{(1)} & a_{1,k}^{(1)} & a_{1,k+1}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{k-1,k-1}^{(k-1)} & a_{k-1,k}^{(k-1)} & a_{k-1,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k-1,n}^{(k-1)} & a_{k-1,n+1}^{(k-1)} \\ 0 & \cdots & 0 & a_{kk}^{(k)} & a_{k,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{kn}^{(k)} & a_{k,n+1}^{(k)} \\ 0 & \cdots & 0 & a_{k+1,k}^{(k)} & a_{k+1,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{k+1,n}^{(k)} & a_{k+1,n+1}^{(k)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{nk}^{(k)} & a_{n,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{nn}^{(k)} & a_{n,n+1}^{(k)} \end{bmatrix}$$



$$l_{ik} = \frac{a_{ik}^{(k)}}{a_{kk}^{(k)}} \quad (i = k+1 \dots n)$$

$$a_{ij}^{(k+1)} = a_{ij}^{(k)} - l_{ik} a_{kj}^{(k)} \quad (i, j = k+1 \dots n)$$

$$\bar{A}^{(k+1)} = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & \cdots & a_{1,k-1}^{(1)} & a_{1,k}^{(1)} & a_{1,k+1}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{k-1,k-1}^{(k-1)} & a_{k-1,k}^{(k-1)} & a_{k-1,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k-1,n}^{(k-1)} & a_{k-1,n+1}^{(k-1)} \\ 0 & \cdots & 0 & a_{kk}^{(k)} & a_{k,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{kn}^{(k)} & a_{k,n+1}^{(k)} \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & a_{k+1,k+1}^{(k+1)} & \cdots & a_{k+1,n}^{(k+1)} & a_{k+1,n+1}^{(k+1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_{n,k+1}^{(k+1)} & \cdots & a_{nn}^{(k+1)} & a_{n,n+1}^{(k+1)} \end{bmatrix}$$

通常称 l_{ik} 为消元因子，称 $a_{kk}^{(k)}$ 为主元

B. 回代过程

根据上述消元过程所得的结果可以根据式 (10-5) 和式 (10-6) 求得线性方程组的解。

$$x_n = y_n / u_{nn} \quad (10-5)$$

$$x_i = \left[y_i - \sum_{j=i+1}^n u_{ij} x_j \right] / u_{ii} \quad (i = n-1, n-2, \dots, 1) \quad (10-6)$$

----- 程序实现 -----

根据上面的消元和迭代过程，可以得到实现顺序 Gauss 消去法的程序 Gauss.m，程序的具体内容如下：

```
function [U,x]=Gauss(A,b)
```

```

% 顺序 Gauss 消去法求解线性方程组

% 输入参数:

%      ---A: 线性方程组的系数矩阵
%      ---b: 线性方程组的右端项

% 输出参数:

%      ---U: 消元后的上三角方程组的增广矩阵
%      ---x: 线性方程组的解

n=length(b);

% 消元过程

for k=1:n-1    % 消元成上三角矩阵

    m=A(k+1:n,k)/A(k,k);

    A(k+1:n,k+1:n)=A(k+1:n,k+1:n)-m*A(k,k+1:n);

    b(k+1:n)=b(k+1:n)-m*b(k);

    A(k+1:n,k)=zeros(n-k,1);

end

U=[A,b];

% 回代过程

x=zeros(n,1);

x(n)=b(n)/A(n,n);    % 求 x_n

for k=n-1:-1:1    % 回代

    x(k)=(b(k)-A(k,k+1:n)*x(k+1:n))/A(k,k);    % 求 x_k, k=n-1,n-2,...,1

end

```

该函数的调用格式为 `[U,x]=Gauss(A,b)`

----- 实例 -----

【例 10-1】 利用顺序 Gauss 消去法求解下面的线性方程组

$$\begin{aligned}x + 2y + 3z &= 1 \\4x + 5y + 6z &= 1 \\7x + 8y &= 1\end{aligned}$$

编写如下语句

```
A=[1 2 3;4 5 6;7 8 0]; % 线性方程组的系数矩阵
b=ones(3,1); % 线性方程组的右端向量
[U,x] = Gauss(A,b); % 利用顺序 Gauss 消去法求解线性方程组
U
```

```
U = 3x4
     1     2     3     1
     0    -3    -6    -3
     0     0    -9     0
```

x

```
x = 3x1
    -1
     1
     0
```

2.列主元 Gauss 消去法

顺序消去法缺点：在顺序消去法中必须满足 $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ ($k = 1, 2, \dots, n$) 否则将无法进行计算。

另外：即使 $a_{kk}^{(k)} = 0$ ，但如果其绝对值 $|a_{kk}^{(k)}|$ 很小，那么由于舍入误差的影响，也可能引起很大的误差，从而使顺序 Gauss 消去法失效。

解决这个问题的方法之一就是——列主元消去法：

实现过程为：选取列主元，当消元过程进行到第 k 步时，其相应的增广矩阵为

$$\bar{A}^{(k)} = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & \cdots & a_{1,k-1}^{(1)} & a_{1,k}^{(1)} & a_{1,k+1}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & a_{1,n+1}^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a_{k-1,k-1}^{(k-1)} & a_{k-1,k}^{(k-1)} & a_{k-1,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k-1,n}^{(k-1)} & a_{k-1,n+1}^{(k-1)} \\ 0 & \cdots & 0 & a_{kk}^{(k)} & a_{k,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{kn}^{(k)} & a_{k,n+1}^{(k)} \\ 0 & \cdots & 0 & a_{k+1,k}^{(k)} & a_{k+1,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{k+1,n}^{(k)} & a_{k+1,n+1}^{(k)} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & a_{nk}^{(k)} & a_{n,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{nn}^{(k)} & a_{n,n+1}^{(k)} \end{bmatrix}$$

按照 Gauss 消去法，应选择 $a_{kk}^{(k)}$ 为主元，使得第 k 个方程不变。但注意到，此时第 k 个方程与之后的 $n - k$ 个方程的地位并没有区别，选择第 k 列的元素 $a_{ik}^{(k)}$ ($i = k, k + 1, \dots, n$) 中绝对值最大的元素作为主元，即令 $|a_{rk}^{(k)}| = \max_{k \leq i \leq n} |a_{ik}^{(k)}|$

如果 $a_{rk}^{(k)}=0$, 则说明矩阵不可逆, 即方程组的解不确定; 否则当 $r > k$ 时, 则在增广矩阵中交换第 k 行与第 r 行, 这时 $a_{rk}^{(k)}$ 成为主元 (此时变成了 $a_{kk}^{(k)}$), 然后再按 Gauss 消去法进行消元运算。

----- 列主元消去法程序实现 -----

根据上述过程。可以编写利用列主元 Gauss 消去法求解线性方程组解的程序 Gauss_column.m, 具体内容如下

```
function [U,x]=Gauss_column(A,b)

% 列主元 Gauss 消去法求解线性方程组

% 输入参数:

%      ---A: 线性方程组的系数矩阵

%      ---b: 线性方程组的右端项

% 输出参数:

%      ---U: 消元后的上三角方程组的增广矩阵

%      ---x: 线性方程组的解

n=length(b);
for k=1:(n-1)
    % 选主元

    [Y,I]=max(abs(A(k:n,k))); % 返回绝对值最大的 a_kk 的值和位置

    I=I+k-1;

    if I>k

        t=A(k,:); A(k,:)=A(I,:); A(I,:)=t; % 交换第 I 行和第 k 行元素

        t=b(k); b(k)=b(I); b(I)=t;

    end

    % 消元

    m=A(k+1:n,k)/A(k,k);

    A(k+1:n,k+1:n)=A(k+1:n,k+1:n)-m*A(k,k+1:n);

    b(k+1:n)=b(k+1:n)-m*b(k);

    A(k+1:n,k)=zeros(n-k,1);
```



```

end
U=[A,b];
% 回代
x=zeros(n,1);
x(n)=b(n)/A(n,n);
for k=n-1:-1:1
    x(k)=(b(k)-A(k,k+1:n).*x(k+1:n))/A(k,k);
end

```

该函数的调用格式为 `[U,x]=Gauss_column(A,b)`

----- 示例 -----

例 **【10-2】** 利用列主元 **Gauss** 消去法求解例 **【10-1】**

```

A=[1 2 3;4 5 6;7 8 0]; % 线性方程组的系数矩阵
b=ones(3,1); % 线性方程组的右端向量
[U,x]=Gauss_column(A,b); % 利用列主元 Gauss 消去法求解线性方程组
U

```

```

U = 3x4
    7.0000    8.0000         0    1.0000
         0    0.8571    3.0000    0.8571
         0         0    4.5000   -0.0000

```

x

```

x = 3x1
   -1.0000
    1.0000
   -0.0000

```

10.1.2 追赶法

在科学研究与工程计算中，经常遇到求解三对角方程组的问题：

$$\begin{bmatrix} b_1 & c_1 & & & \\ a_2 & b_2 & c_2 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_{n-1} \\ d_n \end{bmatrix} \quad (10-8)$$

将 Gauss 消去法应用于三对角方程组，即得到所谓的“**追赶法**”。追赶法的具体操作过程为

$$\begin{bmatrix} b_1 & c_1 & & & d_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 & & d_2 \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & d_{n-1} \\ & & & a_n & b_n & d_n \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} \bar{b}_1 & c_1 & & & \bar{d}_1 \\ & \bar{b}_2 & c_2 & & \bar{d}_2 \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & \bar{b}_{n-1} & c_{n-1} & \bar{d}_{n-1} \\ & & & \bar{b}_n & \bar{d}_n \end{bmatrix}$$

式中

$$\bar{b}_1 = b_1, \bar{d}_1 = d_1$$

$$\bar{b}_k = b_k - \frac{a_k}{b_{k-1}} c_{k-1} (k = 2, 3, \dots, n)$$

$$\bar{d}_k = d_k - \frac{a_k}{b_{k-1}} \bar{d}_{k-1}$$

可解得

$$x_n = \frac{\bar{d}_n}{\bar{b}_n}$$

$$x_k = \frac{\bar{d}_k - c_k x_{k+1}}{\bar{b}_k}$$

$$(k = n-1, n-2, \dots, 1)$$

追赶法不需要对零元素进行计算，因此计算量较小，且当稀疏矩阵对角占优时数值稳定，是解三对角方程组的优秀算法。

----- 程序实现 -----

下面给出追赶法的 MATLAB 程序

```
function [U,x]=Catch_up(a,b,c,d)
```

```
% 追赶法求解三对角方程组
```

```
% 输入参数:
```

```
%      ---a: 次下对角线元素向量
```

```
%      ---b: 主对角元素向量
```

```
%      ---c: 次上对角线元素向量
```

```
%      ---d: 右端向量
```

```
% 输出参数:
```

```
%      ---U: 消元后的上三角方程组的增广矩阵
```

```
%      ---x: 三对角方程组的解
```

```
n=length(d);
```

```
% 消元
```

$$\begin{cases} \bar{b}_1 = \bar{b}, \bar{d}_1 = d_1 \\ \bar{b}_k = b_k - \frac{a_k}{b_{k-1}} c_{k-1} \\ \bar{d}_k = d_k - \frac{a_k}{b_{k-1}} \bar{d}_{k-1} \end{cases}$$

```
for i=2:n
```

```
    l(i)=a(i-1)/b(i-1);    % 注意与公式的区别, 向量的起始元素索引为 1
```

```
    b(i)=b(i)-l(i)*c(i-1);
```

```
    d(i)=d(i)-l(i)*d(i-1);
```

```
end
```

```
U=[diag(b)+diag(c,1),d];    % 对角矩阵生成
```

```
%
```

$$\begin{cases} x_n = \frac{\bar{d}_n}{\bar{b}_n} \\ x_k = \frac{\bar{d}_k - c_k x_{k+1}}{\bar{b}_k} \end{cases}$$

```
x(n)=d(n)/b(n);
```

```
for i=n-1:-1:1
```

```
    x(i)=(d(i)-c(i)*x(i+1))/b(i);
```

```
end
```

该函数的调用格式为[U,x]=Catch_up(a,b,c,d)

----- 示例 -----

例【10-3】利用追赶法解下面的三对角方程组

$$\begin{bmatrix} -2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -2 \end{bmatrix} x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

```
% 1、用追赶法解
```

```
a=ones(3,1);b=-2*ones(4,1);c=a;d=[1;0;0;0]; % 主对角线、次对角线和右端向量
```

```
tic
```

```
[U,x]=Catch_up(a,b,c,d) % 利用追赶法求解三对角方程组
```

```
U = 4x5
```

```
   -2.0000    1.0000         0         0    1.0000
         0   -1.5000    1.0000         0    0.5000
         0         0   -1.3333    1.0000    0.3333
         0         0         0   -1.2500    0.2500
```

```
x = 1x4
```

```
   -0.8000   -0.6000   -0.4000   -0.2000
```

```
toc
```

历时 0.193514 秒。

```
% 2、直接用高斯消元法阶
```

```
A=diag(a,1)+diag(a,-1)+diag(b); % 构造线性方程组的系数矩阵
```

```
tic
```

```
[U1,x1]=Gauss(A,d) % 利用 Gauss 消去法进行检验
```

```

U1 = 4x5
    -2.0000    1.0000         0         0    1.0000
         0   -1.5000    1.0000         0    0.5000
         0         0   -1.3333    1.0000    0.3333
         0         0         0   -1.2500    0.2500

x1 = 4x1
    -0.8000
    -0.6000
    -0.4000
    -0.2000

```

```
toc
```

历时 0.047989 秒。

% 3、用列主元消元法解

A=diag(a,1)+diag(a,-1)+diag(b); % 构造线性方程组的系数矩阵

tic

[U2,x2]=Gauss_column(A,d) % 利用 Gauss 消去法进行检验

```

U2 = 4x5
    -2.0000    1.0000         0         0    1.0000
         0   -1.5000    1.0000         0    0.5000
         0         0   -1.3333    1.0000    0.3333
         0         0         0   -1.2500    0.2500

x2 = 4x1
    -0.8000
    -0.6000
    -0.4000
    -0.2000

```

```
toc
```

历时 0.017104 秒。

10.2 矩阵分解法

求解线性方程组除了消去法，还有矩阵分解方法。

矩阵分解法就是将稀疏矩阵 **A** 分解成两个或多个简单矩阵的乘积，由于分解后的矩阵具有某种特殊性，因此便于方程的求解。

矩阵分解除了解线性方程组外，其自身的理论与计算也有着重要的意义，因此研究矩阵分解本身也是十分重要的。

10.2.1 LU 分解

对于矩阵 **A**，若存在一个单位下三角矩阵 **L** 和一个上三角阵 **U**，使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{LU} \quad (10-9)$$

$$\text{即} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ l_{21} & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & u_{nn} \end{bmatrix}$$

称上述分解为矩阵 A 的 LU 分解，这时线性方程组可以改写为

$$Ax = b \Rightarrow LUx = b \Rightarrow Ly = b, Ux = L^{-1}b \quad (10-10)$$

这样求解线性方程组 $Ax = b$ 转化为求解两个三角方程组，而三角方程组的求解是极其简单的，下面推导 LU 分解的计算公式

由 (10-9) 可得

$$\begin{aligned} a_{1j} &= u_{1j}, \quad a_{i1} = l_{i1}u_{11} \\ a_{ij} &= (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{i, i-1}, 1, 0, \dots, 0) \times (u_{1j}, u_{2j}, \dots, u_{ij}, 0, \dots, 0)^T (i, j > 1) \end{aligned}$$

当 $j \geq i$ 时，

$$a_{ij} = l_{i1}u_{1j} + l_{i2}u_{2j} + \dots + l_{i, i-1}u_{i-1, j} + u_{ij}$$

$$\text{于是 } u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}u_{kj} \quad (10-11)$$

当 $j < i$ 时

$$a_{ij} = l_{i1}u_{1j} + l_{i2}u_{2j} + \dots + l_{i, j-1}u_{j-1, j} + l_{ij}u_{jj}$$

于是

$$l_{ij} = (a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik}u_{kj}) / u_{jj} \quad (10-12)$$

式 (10-11) 和式 (10-12) 是 LU 分解的一般公式。

----- LU 分解程序实现 -----

根据式 (10-10)，式 (10-11)，式 (10-12)，可以编写利用 LU 分解求解线性方程组的程序 LU_decompose.m, 具体内容如下

```
function [L,U,x]=LU_decompose(A,b)
```

```
% LU 分解求解线性方程组
```

```
% 输入参数:
```

```
%      ---A: 线性方程组的系数矩阵
```

```
%      ---b: 线性方程组的右端项
```

```

% 输出参数:

%      ---L: 分解后的下三角矩阵

%      ---U: 分解后的上三角矩阵

%      ---x: 线性方程组的解

n=length(b); U=zeros(n,n);

L=eye(n,n);

U(1,:)=A(1,:);

L(2:n,1)=A(2:n,1)/U(1,1);

% 当  $j \geq i$  时,  $u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}u_{kj}$ 

% 当  $j < i$ ,  $l_{ij} = (a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik}u_{kj})/u_{jj}$ 

for k=2:n

    U(k,k:n)=A(k,k:n)-L(k,1:k-1)*U(1:k-1,k:n);

    L(k+1:n,k)=A(k+1:n,k)-L(k+1:n,1:k-1)*U(1:k-1,k);

    L(k+1:n,k)=L(k+1:n,k)/U(k,k);

end

% 解下三角方程组:  $Ly=b$ 

y=zeros(n,1);

y(1)=b(1);

for k=2:n

    y(k)=b(k)-L(k,1:k-1)*y(1:k-1);

end

% 解上三角方程组:  $Ux=y$ 

x=zeros(n,1); x(n)=y(n)/U(n,n);

for k=n-1:-1:1

    x(k)=(y(k)-U(k,k+1:n)*x(k+1:n))/U(k,k);

end

```

----- 实例 -----

【例 10-4】利用 LU 分解法求解下面线性方程组的解

$$\begin{bmatrix} 81 & -36 & 27 & -18 \\ -36 & 116 & -62 & 68 \\ 27 & -62 & 98 & -44 \\ -18 & 68 & -44 & 90 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 252 \\ 148 \\ 74 \\ 134 \end{bmatrix}$$

```
A=[81 -36 27 -18;  
   -36 116 -62 68;  
   27 -62 98 -44;  
   -18 68 -44 90]; % 系数矩阵  
b=[252;148;74;134]; % 右端向量  
[L,U,x]=LU_decompose(A,b) % LU 分解求解线性方程组
```

```
L = 4×4  
    1.0000         0         0         0  
   -0.4444    1.0000         0         0  
    0.3333   -0.5000    1.0000         0  
   -0.2222    0.6000   -0.1250    1.0000  
U = 4×4  
    81    -36     27    -18  
     0    100    -50     60  
     0     0     64     -8  
     0     0     0     49  
x = 4×1  
     4  
     3  
     2  
     1
```

----- MATLAB 内置 LU 分解函数 -----

MATLAB 提供了矩阵的 LU 分解函数 `lu()`，该函数的调用格式为

`[L,U]=lu(A)` %格式 1

`[L,U, P]=lu(A)` %格式 2

其中格式 1 的输入参数与输出参数的关系满足关系式 $A = LU$ 其中 L 为单位下三角阵， U 为单位上三角阵；

格式 2 中的 P 为单位矩阵的行变换矩阵（因为 MATLAB 提供的 `lu()` 函数使用了部分选主元算法），这里的输入参数和输出参数满足关系 $LU = PA$

因此，上例可以通过以下代码实现：

```
[L,U] = lu(A)
```



```

L = 4×4
    1.0000    0    0    0
   -0.4444    1.0000    0    0
    0.3333   -0.5000    1.0000    0
   -0.2222    0.6000   -0.1250    1.0000
U = 4×4
    81    -36    27   -18
     0    100   -50    60
     0     0    64    -8
     0     0     0    49

```

```
[U1,x] = Gauss(U,L\b)
```

```

U1 = 4×5
    81.0000   -36.0000    27.0000   -18.0000   252.0000
         0   100.0000   -50.0000    60.0000   260.0000
         0         0    64.0000   -8.0000   120.0000
         0         0         0   49.0000    49.0000
x = 4×1
     4.0000
     3.0000
     2.0000
     1.0000

```

10.2.2 Cholesky 分解

当方程组的系数矩阵 A 对称正定时，可以证明，存在一个实的非奇异下三角阵 L ，使得

$$A = LL^T \quad (10-13)$$

$$\text{即} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11} & & & \\ l_{21} & l_{22} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_{11} & l_{21} & \cdots & l_{n1} \\ & l_{22} & \cdots & l_{n2} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & l_{nn} \end{bmatrix}$$

且当限定 L 的对角线元素为正时，这种分解是唯一的。

由 $A = LL^T$ 比较 A 与 LL^T 的对应元素，可求得 L 的元素 L_{ij} 如下

$$l_{11} = \sqrt{a_{11}}$$

$$l_{i1} = \frac{a_{i1}}{l_{11}} (i = 2, 3, \dots, n)$$

假设 L 的第 $k-1$ 列元素已经求出，下面求 L 的第 k 列元素 $L_{ik}, i = k, k+1, \dots, n$,

则有： $a_{ik} = \sum_{j=1}^{k-1} l_{ij}l_{kj} + l_{ik}l_{kk}$ ，得

$$l_{kk} = \left(a_{kk} - \sum_{j=1}^{k-1} l_{kj}^2 \right)^{1/2} \quad (10-14)$$

$$l_{ik} = \left(a_{ik} - \sum_{j=1}^{k-1} l_{ij} l_{kj} \right) / l_{kk}$$

上述分解方法称为 **Cholesky** 分解法。这时线性方程组 $Ax = b$ 即可以改写成

$$Ax = b \Rightarrow LL^T x = b \Rightarrow Ly = b, L^T x = y \quad (10-15)$$

这样解方程组 $Ax = b$ 转化为求解两个三角方程组，根据式 (10-14) 和式 (10-15) 可以编写利用 **Cholesky** 分解求解线性方程组的程序 **Chol_decompose.m**,

----- 实现代码 -----

```
function [L,x]=Chol_decompose(A,b)

% Cholesky 分解求解线性方程组

% 输入参数:

%      ---A: 线性方程组的系数矩阵

%      ---b: 线性方程组的右端项

% 输出参数:

%      ---L: 分解后的下三角矩阵

%      ---x: 线性方程组的解

n=length(b); L=eye(n,n);

% Cholesky 分解

%  $l_{kk} = \left( a_{kk} - \sum_{j=1}^{k-1} l_{kj}^2 \right)^{1/2}$ 
%  $l_{ik} = \left( a_{ik} - \sum_{j=1}^{k-1} l_{ij} l_{kj} \right) / l_{kk}$ 

for k=1:n

    L(k,k)=sqrt(A(k,k)-L(k,1:k-1)*L(k,1:k-1)');

    L(k+1:n,k)=(A(k+1:n,k)-L(k+1:n,1:k-1)*L(k,1:k-1)')/L(k,k);

end

% 解下三角方程组 Ly=b

y=zeros(n,1); y(1)=b(1)/L(1,1);
```

```

for k=2:n
    y(k)=(b(k)-L(k,1:k-1)*y(1:k-1))/L(k,k);
end
% 解上三角方程组 L'x=y
x=zeros(n,1);x(n)=y(n)/L(n,n);
for k=n-1:-1:1
    x(k)=(y(k)-L(k+1:n,k)'*x(k+1:n))/L(k,k);
end

```

----- 实例 -----

【例 10-5】利用 cholesky 分解求 【例 10-4】

$$\begin{bmatrix} 81 & -36 & 27 & -18 \\ -36 & 116 & -62 & 68 \\ 27 & -62 & 98 & -44 \\ -18 & 68 & -44 & 90 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 252 \\ 148 \\ 74 \\ 134 \end{bmatrix}$$

```

A=[81 -36 27 -18;
   -36 116 -62 68;
   27 -62 98 -44;
   -18 68 -44 90]; % 系数矩阵
b=[252;148;74;134]; % 右端向量
[L,x]=Chol_decompose(A,b) % Cholesky 分解求解线性方程组

```

```

L = 4x4
     9     0     0     0
    -4    10     0     0
     3     -5     8     0
    -2     6    -1     7
x = 4x1
     4
     3
     2
     1

```

10.3 方程组的性态与误差分析

以上讨论的都是线性方程组的直接解法。在没有舍入误差的前提下，用上述各种方法求得的解都是精确解，但在实际计算中舍入误差是不可避免的，所得到的解可能是近似解。

10.3.1 范数

1. 向量范数

设 $f(x) = \|x\|$ 是定义在 R^n 上的实函数，并且满足以下三个条件

(1) 非负性：对 $\forall \vec{x} \in R^n$ 有 $\|\vec{x}\| \geq 0$ ， $\|\vec{x}\| = 0$ 当且仅当 $x = 0$

(2) 齐次性：对 $\forall \lambda \in R$ 和 $\forall \vec{x} \in R^n$ ，有 $\|\lambda \vec{x}\| = |\lambda| \|\vec{x}\|$

(3) 三角不等式：对 $\forall \vec{x}, \vec{y} \in R^n$ ，有 $\|\vec{x} + \vec{y}\| \leq \|\vec{x}\| + \|\vec{y}\|$

则称 $\|\cdot\|$ 为 R^n 上的范数

设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 则可以定义一种范数

$\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}$ 称之为 p -范数

下面给出常用的几个范数

向量 x 的 1-范数： $\|x\|_1 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^1 \right)^{1/1} = \sum_{i=1}^n |x_i|$

向量 x 的 2-范数： $\|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{1/2} = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{1/2} = \sqrt{(x, x)}$

向量 x 的 ∞ -范数： $\|x\|_\infty = \lim_{p \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p} = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$

设有两种范数 $\|\cdot\|_\alpha$ ， $\|\cdot\|_\beta$ ，若存在 C_1 和 C_2 ，使得

$$C_1 \|x\|_\alpha \leq \|x\|_\beta \leq C_2 \|x\|_\alpha, \quad \forall x \in R^n$$

则称范数 $\|\cdot\|_\alpha$ 和 $\|\cdot\|_\beta$ 是 R^n 上的等价的范数。上面常用的范数有如下等价关系

$$\|x\|_\infty \leq \|x\|_1 \leq n \|x\|_\infty$$

$$\|x\|_\infty \leq \|x\|_2 \leq \sqrt{n} \|x\|_\infty$$

$$1/\sqrt{n} \|x\|_1 \leq \|x\|_2 \leq \|x\|_1$$

MATLAB 提供了函数 **norm** () 来求向量的范数，该函数的调用格式为：

norm (x,p) 其中 x 为向量， p 为范数的类型，可以为任意实数或者 **inf**，表示求取向量 x 的 p -范数。

【例 10-6】求向量 $x = (1, -2, 0, 7, 4, -9, 7)^T$ 的三个常用范数

```
x=[1 -2 0 7 4 -9 7]; % 给定的向量
p=[1 2 inf]; % 范数的类型
% 调用 norm()函数求解
x_norm = zeros(1,length(p));
for k=1:length(p)
    x_norm(k)=norm(x,p(k)); % 将求取的不同范数存储于向量 x_norm 中
end
% 根据定义求解
x_norm1(1)=sum(abs(x)); % 根据 1-范数的定义求解
x_norm1(2)=sqrt(sum(x.^2)); % 根据 2-范数的定义求解
x_norm1(3)=max(abs(x)); % 根据 -范数的定义求解
% 显示求解结果
x_norm,x_norm1
```

```
x_norm = 1×3
    30.0000    14.1421     9.0000
x_norm1 = 1×3
    30.0000    14.1421     9.0000
```

2. 矩阵范数

若对 $A, B \in R^{n \times n}$ 满足以下几个条件

- (1) 非负性: 对 $A \in R^{n \times n}$ 有 $\|A\| \geq 0$, $\|A\| = 0$ 当且仅当 $A = 0$
- (2) 齐次性: 对 $\forall \lambda \in R$ 和 $\forall A \in R^n$, 有 $\|\lambda A\| = |\lambda| \cdot \|A\|$
- (3) 三角不等式: 对 $\forall A, B \in R^{n \times n}$, 有 $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$
- (4) 相容性: 对 $\forall A, B \in R^{n \times n}$, 有 $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$

则称 $\|A\|$ 为矩阵 A 的范数

对于给定 R^n 上的一种范数 $\|x\|$ 和 $R^{n \times n}$ 上的一种范数 $\|A\|$, 若有

$$\|Ax\| \leq \|A\| \cdot \|x\|, \forall x \in R^n, \forall A \in R^{n \times n}$$

则称上述矩阵范数和向量范数是相容的。

这样可以利用相容性来定义矩阵的范数, 定义

$$\|A\| = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} = \max_{\|x\|=1} \|Ax\| \text{ 为矩阵 } A \text{ 的范数。根据该定义, 可以求出常用的矩阵范数}$$

$$\text{矩阵 } A \text{ 的 1-范数: } \|A\|_1 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$$

矩阵 A 的 2-范数: $\|A\|_2 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_2}{\|x\|_2} = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$

矩阵 A 的 ∞ -范数: $\|A\|_\infty = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\infty}{\|x\|_\infty} = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$

其中 $\lambda_{\max}(A^T A)$ 表示矩阵 $A^T A$ 的最大特征值。

另外还有一种范数, 称为矩阵 A 的 **Frobenius** 范数, 简称 **F-范数**, 其定义为

$$\|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

MATLAB 提供的求解矩阵范数仍是 `norm()` 函数, 不同在与 p 的取值限定为 1, 2 和 `inf`, 'fro'

【例 10-7】首先利用向量 (1, 1.5, 2, 2.5, 3) 构造一个范德蒙德矩阵 A , 再求矩阵 A 的几个常用的范数

```
A=vander(1:.5:3); % 根据向量 1:.5:3 构造范德蒙阵
p={1,2,inf,'fro'}; % 利用元胞数组存储范数的种类
% 调用 norm()函数求解
A_norm = zeros(1,length(p));
for k=1:length(p)
    A_norm(k)=norm(A,p{k}); % 将求取的矩阵范数依次存储于向量 A_norm 中
end
% 根据定义求解
A_norm1(1)=max(sum(abs(A))); % 根据矩阵 的 1-范数定义求解矩阵范数
A_norm1(2)=sqrt(max(abs(eig(A'*A)))); % 根据矩阵 的 2-范数定义求解矩阵范数
A_norm1(3)=max(sum(abs(A'))); % 根据矩阵 的 -范数定义求解矩阵范数
A_norm1(4)=sqrt(sum(diag(A'*A))); % 根据矩阵 的 Frobenius-范数定义求解矩阵范数
% 显示结果
A_norm,A_norm1
```

```
A_norm = 1x4
    142.1250    97.7706   121.0000    97.9217
A_norm1 = 1x4
    142.1250    97.7706   121.0000    97.9217
```

10.3.2 矩阵的条件数

设 $A \in R^{n \times n}$ 为非奇异矩阵, $\|\cdot\|$ 为某一种矩阵范数, 则称

$\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ 为矩阵的条件数

由上面的定义可知, 矩阵条件数与所取矩阵范数有关, 通常使用的条件数有

$$(1) \text{cond}(A)_{\infty} = \|A\|_{\infty} \cdot \|A^{-1}\|_{\infty}$$

(2) A 的谱条件数

$$\text{cond}(A)_2 = \|A\|_2 \cdot \|A^{-1}\|_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max} A^T A}{\lambda_{\min} A^T A}}$$

当 A 对称正定时

$$\text{cond}(A)_2 = \frac{\lambda_1}{\lambda_n}$$

其中 $\lambda_{\max} A^T A$ 和 $\lambda_{\min} A^T A$ 分别为矩阵 $A^T A$ 的最大特征值和最小特征值, λ_1 和 λ_n 分别为矩阵 A 的最大特征值和最小特征值

下面来讨论 A 和 b 的微小扰动对方程组解的影响。

(1) 设 A 是非奇异矩阵, x 是方程组 $Ax=b$ 的解, 若矩阵 A 有微小扰动 δA , b 是精确的, 并设 $x + \delta x$ 满足方程组

$$(A + \delta A)(x + \delta x) = b \quad (10-16)$$

将条件 $Ax = b$ 代入式 (10-16) 有

$$\delta A(x + \delta x) + A\delta x = 0 \text{ 或 } \delta x = -A^{-1} \cdot \delta A(x + \delta x)$$

两边取范数有

$$\|\delta x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\| \|x + \delta x\|$$

则方程组解的相对误差

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x + \delta x\|} \leq \|A^{-1}\| \cdot \|A\| \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \leq \text{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \quad (10-17)$$

式 (10-17) 说明相对误差是系数矩阵相对误差的 $\text{cond}(A)$ 倍

(2) 设 A 是非奇异矩阵, x 是方程组 $Ax = b$ 的解, 若 b 有微小扰动 δb , A 是精确的, 并设 $x + \delta x$ 满足方程组

$$A(x + \delta x) = b + \delta b$$

用类似的方法可以求得方程组的解的相对误差为

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \text{cond}(A) \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}$$

(3) 设 A 是非奇异矩阵且有微小扰动 δA , b 有微小扰动 δb , $Ax = b$ 的扰动方程为

$$(A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b$$

在 $\|A^{-1}\delta A\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\| < 1$ 的条件下可推得

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}} \left(\frac{\|\delta b\|}{\|b\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right) \quad (10-18)$$

当 $\|\delta A\|$ 充分小时，式 (10-18) 近似为

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \text{cond}(A) \left(\frac{\|\delta b\|}{\|b\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right)$$

由上面的介绍可以知道，初始数据的相对误差在解的相对误差中可能放大 $\text{cond}(A)$ 。所以条件数越大，由初始数据的相对误差引起解的相对误差可能越大，方程组越是病态的，所以矩阵条件数说明了解对初始数据扰动的敏感程度。

10.3.3 病态方程组的求解

如果矩阵 A 或常数项 b 的微小变化引起方程组 $Ax = b$ 的巨大变化，则称此方程组为病态方程组，矩阵 A 为病态矩阵，否则称之为良态矩阵，对应的方程组为良态方程组。

下面以求解线性方程组 $H_n x = b$ 为例，

其中 $(b = H_n e, e = (1, 1, \dots, 1)^T)$ ，分析系数矩阵的条件数对方程解的影响。

```
format short e
n=5*2.^(0:4);
err=zeros(1,length(n));
for k=1:length(n)
    e=ones(n(k),1);H_k=hilb(n(k));
    [U,x]=Gauss_column(H_k, H_k*e);
    err(k)=norm(x-e);
end
err
```

```
err = 1x5
    7.8114e-13    5.1568e-04    5.5979e+01    6.7710e+02    5.9590e+03
```

```
format short
```

输出结果为

err≈

```
7.8114e-013  5.1568e-004  5.5979e+001  6.7710e+002  5.9590e+003
```

由输出结果可知，当 $n > 10$ 后，方程组的解已经面目全非了。

对于病态方程组，通常的方法无法得到它的准确值，需要采取一些特殊的处理方法。

奇异值分解就是其中的一种，奇异值分解简称 **SVD**。即存在正交阵 U, V 和对角阵 S , 使得

$$A = USV^T$$

MATLAB 中提供的实现矩阵的奇异值分解的函数是 `svd()`, 该函数的调用格式为:

`[U,S,V]=svd(A)`

由 $A = USV^T \Rightarrow A^{-1} = VS^{-1}U^T$, 因此, 线性方程组 $Ax = b$ 的解为

$$x = A^{-1}b = VS^{-1}U^Tb = \sum_{i=1}^n \frac{u_i^T b}{\sigma_i} v_i \quad (10-19)$$

其中 σ_i 为矩阵 S 对角线上的元素, u_i 是正交阵 U 的第 i 列, v_i 是正交阵 V 的第 i 列

由式 (10-19) 可以看出, 当 σ_i 接近零时, 会对计算 x 产生较大的误差。为了克服它的影响, 再次考察式 (10-19), 注意到

$$A = \sum_{i=1}^n \sigma_i u_i v_i^T$$

当 σ_i 接近零时, 后面的项对矩阵 A 的贡献率非常小。取一正的阈值 (不妨设为 ϵ), 当 $|\sigma_i| < \epsilon$ 时, 其相应的项就不再计算, 即

$$A \approx \sum_{|\sigma_i| \geq \epsilon} \frac{u_i^T b v_i}{\sigma_i} \quad (10-20)$$

根据式 (10-20) 可以编写利用 **SVD** 分解求解线性方程组的程序 `svd_equations`

----- 代码实现 -----

```
function x=svd_equations(A,b)
```

```
% 奇异值分解求解线性(病态)方程组
```

```
% 输入参数:
```

```
%      ---A: 方程组的系数矩阵
```

```
%      ---b: 方程组的右端向量
```

```
% 输出参数:
```

```
%      ---x: 线性方程组的解
```

```
ep=1e-10;n=length(A);
```

```

[U,S,V]=svd(A);
s=diag(S);
x=zeros(n,1);
for i=1:n
    if abs(s(i))>=ep
        x=x+(U(:,i)'*b)/s(i)*V(:,i);
    end
end

```

该函数的调用格式为 `x=svd_equations(A,b)`

----- 实例 -----

利用 SVD 分解求解上面的希尔伯特病态方程组：

```

format short e
n=5*2.^(0:4);
for k=1:length(n)
    e=ones(n(k),1);H_k=hilb(n(k)); % 构造病态矩阵
    x=svd_equations(H_k,H_k*e); % 利用奇异值分解法求解病态方程组
    err(k)=norm(x-e); % 求误差范数
end
err

```

```

err = 1x5
    2.2715e-11    1.7224e-05    2.1774e-05    2.4503e-05    2.8157e-05

```

```
format short
```

10.4 线性方程组的 MATLAB 函数求解

针对三种不同的方程组解的结构，MATLAB 提供了不同的方法求解方程组的解。下面分类叙述

(1) 恰定方程组

MATLAB 主要提供的求解指令主要有三个

- 1) 逆矩阵法： `x=inv(A)*b`(或 `x=A^(-1)*b`)
- 2) 伪逆法： `x=pinv(A)*b`
- 3) 左除法： `x=A\b`

4) 符号矩阵: $x = \text{sym}(A) \backslash \text{sym}(b)$

说明:

1) 通常情况下, 利用逆矩阵法和左除法求得的均是数值解, 若要得到其解析解, 则要将数值矩阵转化为符号矩阵

2) 左除法比逆矩阵法具有更好的数值稳定性, 更快的运算速度, 而且左除法还适合 A 不是方阵的情形

(2) 欠定方程组

欠定方程组 $Ax = b$ 的解由其对应的齐次方程 $Ax = 0$ 的通解和它本身的一个特解构成, 记作 $x = \hat{x}(\text{通解}) + x_0(\text{特解})$ 。MATLAB 求方程 $Ax = 0$ 通解的指令是 `null()`, 其具体的使用方法为 `z=null(sym(A))`, 该函数也同样可以用于数值解的问题, 其中 z 的列数为 $n - \text{rank}(A)$, 其各列构成的向量称为矩阵 A 的基础解系。求方程 $Ax = b$ 的一个特解只需要左除法即可。

(3) 超定 (矛盾) 方程组

因为超定方程组一般意义下无解析解, 所以不能用符号矩阵出发来求解方程组, 而只能求其最小二乘解, 这也可以通过左除法或伪逆法来实现。

----- 代码实现 -----

下满的程序将上述几种方法综合到一个程序中

```
function [x,e]=Linear_equation(A,b)
```

```
% 线性方程组的求解
```

```
% 输入参数:
```

```
%      ---A: 方程组的系数矩阵
```

```
%      ---b: 方程组的右端向量
```

```
% 输出参数:
```

```
%      ---x: 方程组的解
```

```
%      ---e: 解的误差
```

```
[m,n]=size(A);
```

```
r1=rank(A);
```

```
r2=rank([A b]);
```

```
if r1==r2
```

```

if r1==n
    disp('方程组是恰定的，有唯一解！')
    x=A\b;
    e=norm(A*x-b);
else
    disp('方程组是欠定的，有无穷解！')
    z=null(sym(A)); %解出规范化的化零空间
    x0=sym(A)\sym(b); %求出一个特解

    colnum = size(z,2);
    k=[];
    for i = 1:colnum
        k = [k sym(['k' num2str(i)])];
    end
    x = z*k+x0;
    e=norm(A*x-b); %检验解的准确性
end
else
    disp('方程组是超定的，只有最小二乘意义下的解！')
    x=A\b;
    e=norm(A*x-b);
end

```

该函数的调用格式为

```
[x,e]=Linear_equation(A,b)
```

【例】利用上面的代码求解线性代数方程组

$$\begin{aligned}x - 2y + 3z - w &= 1 \\ 3x - y + 5z - 3w &= 2 \\ 2x + y + 2z - 2w &= 3\end{aligned}$$

```
A = [1 -2 3 -1; 3 -1 5 -3; 2 1 2 -2];
b = [1; 2; 3];
% A=[1 1 -3 -1; 3 -1 -3 4; 1 5 -9 -8]; % 系数向量
% b=[1 4 0]'; % 右端向量
[x e] = Linear_equation(A,b)
```

方程组是超定的，只有最小二乘意义下的解！

警告：秩亏，秩 = 2，tol = 5.475099e-15。

```
x = 4x1
      0
    0.9048
    0.7143
      0
e = 1.1547
```

工程应用：正方形槽的电位分布

1) 问题的提出

对分布式系统建模时，可能会得到线性代数方程。如下图所示，某横截面为正方形的无限长槽由三块接地导体版构成，槽的盖板接直流电压为 $\varphi = 100V$ 其他地方的电位标注如图所示，求矩形槽空间的电位分布

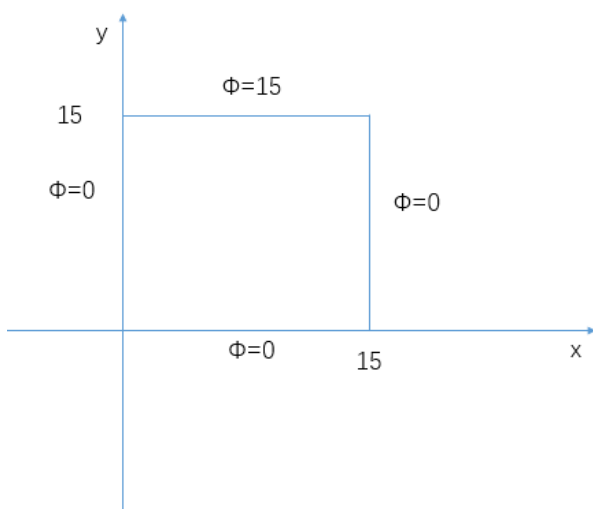


图 矩形槽电位分布

2) 问题分析与模型的建立

由电磁学的知识可知，矩形槽中的电位函数 φ 满足拉普拉斯方程，即

$$\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2} = 0$$

其边界条件满足第一类边界条件（Dirichlet 边界条件）

$$\varphi(x, y)|_{x=0} = 0, \varphi(x, y)|_{y=0} = 0$$

$$\varphi(x, y)|_{x=a} = 0, \varphi(x, y)|_{y=b} = 100$$

3) 模型的求解

对于该问题，可以利用偏微分方程图形求解界面求出该偏微分方程的数值解。这里通过有限差分来近似求解该微分方程。首先推导有限差分法的迭代公式，考查 5 个相邻节点上电位之间的关系，如下图所示

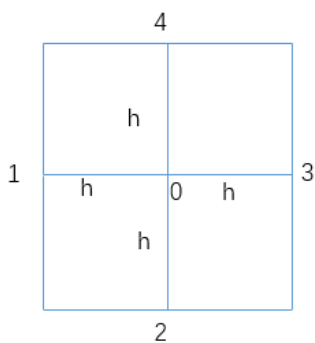


图 5 点电位分布

设节点 0 的坐标为 (x_0, y_0) ，其他的类似。将通过节点 0 且平行于轴的直线上的相邻点 x 的电位值 $\varphi(x, y_0)$ 在节点 0 处的泰勒展开为

$$\varphi_x = \varphi_0 + \left(\frac{\partial \varphi}{\partial x}\right)|_{x=x_0}(x - x_0) + \frac{1}{2!} \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2}\right)|_{x=x_0}(x - x_0)^2 + \frac{1}{3!} \left(\frac{\partial^3 \varphi}{\partial x^3}\right)|_{x=x_0}(x - x_0)^3 + \frac{1}{4!} \left(\frac{\partial^4 \varphi}{\partial x^4}\right)|_{x=x_0}(x - x_0)^4 + \dots$$

在节点 1 处， $x_1 = x_0 - h$ ，该点的电位为

$$\varphi_1 = \varphi_0 - \left(\frac{\partial \varphi}{\partial x}\right)|_{x=x_0}h + \frac{1}{2!} \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2}\right)|_{x=x_0}h^2 - \frac{1}{3!} \left(\frac{\partial^3 \varphi}{\partial x^3}\right)|_{x=x_0}h^3 + \frac{1}{4!} \left(\frac{\partial^4 \varphi}{\partial x^4}\right)|_{x=x_0}h^4 + \dots$$

在节点 3 处， $x_3 = x_0 + h$ ，该点的电位为

$$\varphi_3 = \varphi_0 + \left(\frac{\partial \varphi}{\partial x}\right)|_{x=x_0}h + \frac{1}{2!} \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2}\right)|_{x=x_0}h^2 + \frac{1}{3!} \left(\frac{\partial^3 \varphi}{\partial x^3}\right)|_{x=x_0}h^3 + \frac{1}{4!} \left(\frac{\partial^4 \varphi}{\partial x^4}\right)|_{x=x_0}h^4 + \dots$$

由以上两式相加可得

$$\varphi_1 + \varphi_3 = 2\varphi_0 + \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2}\right)|_{x=x_0} h^2 + \frac{2}{4!} \left(\frac{\partial^4 \varphi}{\partial x^4}\right)|_{x=x_0} h^4 + \dots \quad (10-21)$$

当 h 充分小时, $o(h^3)$ 均可以忽略, 则式 (10-21) 可以近似写成

$$\varphi_1 + \varphi_3 = 2\varphi_0 + \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2}\right)|_{x=x_0} h^2$$

同理可以求得

$$\varphi_2 + \varphi_4 = 2\varphi_0 + \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2}\right)|_{y=y_0} h^2$$

因此

$$\varphi_1 + \varphi_3 + \varphi_2 + \varphi_4 = 4\varphi_0 + \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2}\right)|_{x=x_0} h^2 + \left(\frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2}\right)|_{y=y_0} h^2$$

$$\text{又 } \frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \varphi}{\partial y^2} = 0$$

故

$$\varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3 + \varphi_4 = 4\varphi_0$$

$$\varphi_0 = \frac{\varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3 + \varphi_4}{4}$$

写成迭代格式有

$$\varphi_{ij}^{(k+1)} = \frac{1}{4} (\varphi_{i-1,j}^{(k)} + \varphi_{i,j-1}^{(k)} + \varphi_{i+1,j}^{(k)} + \varphi_{i,j+1}^{(k)}) \quad (10-22)$$

式 (10-22) 即为有限差分法的迭代公式。

下面回归到题述问题的求解。

先将区域进行分格, 用两条水平和垂直的等间距直线将正方形区域划分为 9 个网格, 16 个节点, 如下图所示。其中边界节点 12 个, 内节点 4 个, 边界节点上的电位是已知的, 而 4 个内节点的电位未知, 根据题意, 列出如下线性方程组:

$$\varphi_1 = (100 + 0 + \varphi_2 + \varphi_3)/4$$

$$\varphi_2 = (100 + 0 + \varphi_1 + \varphi_4)/4$$

$$\varphi_3 = (0 + 0 + \varphi_1 + \varphi_4)/4$$

$$\varphi_4 = (0 + 0 + \varphi_2 + \varphi_3)/4$$

写成标准的矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} 4 & -1 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \varphi_3 \\ \varphi_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 100 \\ 100 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

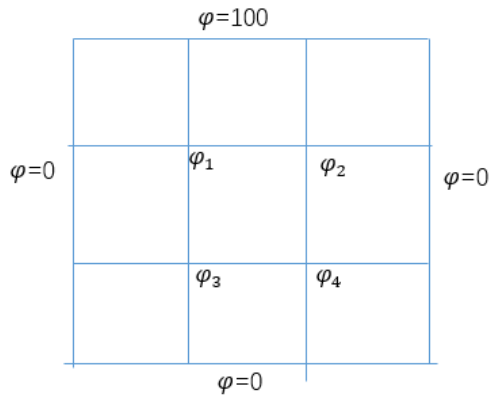


图 用两条直线划分正方形区域

为了提供求解的精度，需要将网格加密，假设将正方形区域划分为 $n \times n (n \geq 3)$ 个网格，这时若直接输入矩阵 A 和右端向量 b 则显得非常繁琐。需要分析一下矩阵 A 和右端向量 b 的结构，通过某种途径构造出矩阵 A 和右端向量 b ，再调用 `Linear_equation` 函数求解即可。

方法二：迭代求解方法

对于该问题也可以直接根据推导出的迭代公式求解，代码如下：

```

hx=17;hy=hx; % 设置网格节点数
v1=ones(hy,hx); % 设置行列二维数组
% 上下两行的 Dirichlet 边界条件值
v1(hy,:)=ones(1,hx)*100;
v1(1,:)=zeros(1,hx);
% 左右两列的 Dirichlet 边界条件值
v1(:,1)=zeros(1,hx);
v1(:,hx)=zeros(1,hx);
v2=v1;err=1;t=0; % 初始化
while(err>1e-6) % 由 v1 迭代，算出 v2，迭代精度为 1e-6
    for i=2:hy-1 % 从 2 到 hy-1 行循环
        for j=2:hx-1 % 从 2 到 hx-1 列循环
            v2(i,j)=(v1(i,j+1)+v1(i+1,j)+v2(i-1,j)+v2(i,j-1))/4; % 拉普拉斯方程
            % 差分式
            err=max(abs(v2(i,j)-v1(i,j)));
        end
    end
end

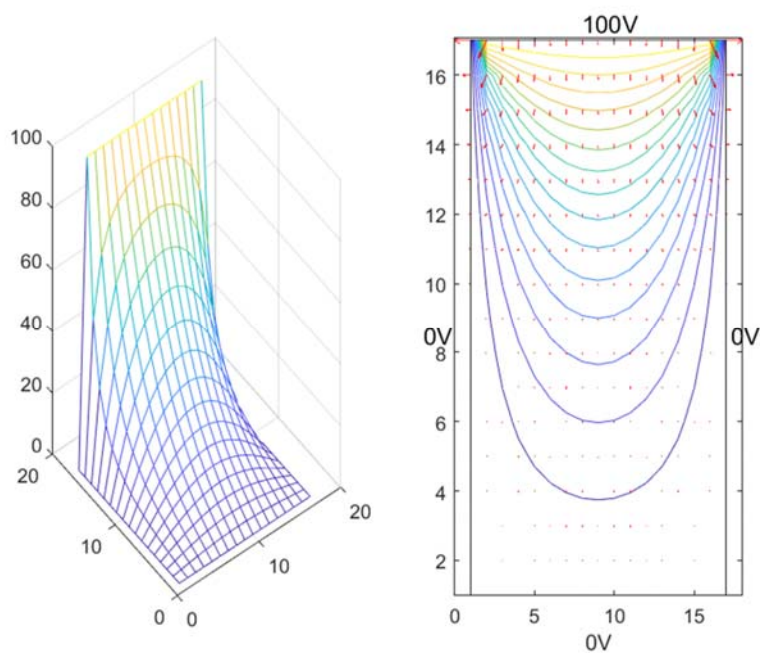
```



```

    err=norm(v2(i,j)-v1(i,j));
    v1=v2;
end
subplot(1,2,1),mesh(v2) % 画三维曲面图
subplot(1,2,2),contour(v2,15) % 画等电位线图
hold on
x=1:hx;y=1:hy;
[xx,yy]=meshgrid(x,y); % 形成栅格
[Gx,Gy]=gradient(v2,0.6,0.6); % 计算梯度
quiver(xx,yy,-Gx,-Gy,0.8,'r') % 根据梯度数据画箭头
plot([1,1,hx,hx,1],[1,hy,hy,1,1],'k') % 画导体边框
xlabel('0V','fontsize',11); % 下标注
text(hx/2-0.5,hy+0.5,'100V','fontsize',11); % 上标注
text(-2,hy/2,'0V','fontsize',11); % 左标注
text(hx+0.3,hy/2,'0V','fontsize',11); % 右标注
hold off

```



作业：

1、求解下面的线性方程组

$$\begin{aligned} & x+2y+3z+4w=5 \\ & 4x+3y+2z+w=4 \\ (1) \quad & x+3y+2z+4w=3 \\ & 4x+y+3z+2w=2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & x+y-3z-w=1 \\ (2) \quad & 3x-y-3z+4w=4 \\ & x+5y-9z-8w=0 \end{aligned}$$

2、求解下面给出的线性代数方程组

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 3 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 2 & 4 \\ 4 & 1 & 3 & 2 \end{bmatrix} x = \begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 4 & 2 \\ 3 & 3 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}$$

3、一种大型输电网络可以简化为下图所示电路，其中 R_i 表示负载电阻， r_i 表示线路内阻，设电源电压为 V 。

若 $R_i = 6\Omega$, $r_i = 1\Omega$, $V=18V$, $n=10$ ，试求出各个负载上的电流 I_1, I_2, \dots, I_n 及总电流 I_0 。

