

本次介绍直接通过求解线性方程得到二维平板的稳态传热。当然，醉翁之意不在酒，拉普拉斯方程代表的一众物理问题都可以迎刃而解。

1 回顾

严格来说是前年，介绍了如何通过Gauss-Seidel迭代方法求解二维平板传热方程。以Gauss-Seidel、Jacobi等为代表的一种方法均通过迭代进行矩阵的求解。由于其收敛曲线平滑，因而对于满足此类方法的矩阵，复杂与否都可以得到期望的结果。但是缺点显而易见，在上一篇文章中，100X100的网格计算了90s，这显然是不可接受的。对于传热方程、或者对于形式上类似的方程，我们有更好的方法进行求解。

2 矩阵运算快速求解

2.1 二维传热方程的矩阵运算

无内热源，稳态的二维传热方程为

$$\nabla^2 \phi = 0$$

空间差分可以得到：

$$\frac{\phi_{i-1,j} - 2\phi_{i,j} + \phi_{i+1,j}}{\Delta^2 x} + \frac{\phi_{i,j-1} - 2\phi_{i,j} + \phi_{i,j+1}}{\Delta^2 y} = 0$$

考虑均匀的网格划分 $\Delta x = \Delta y$, 上述方程可以化简为：

$$\phi_{i-1,j} + \phi_{i+1,j} + \phi_{i,j-1} + \phi_{i,j+1} - 4\phi_{i,j} = 0$$

根据《传热学》，这一步就可以进行迭代表达式的拆分了。直观来看，似乎并没有什么好方法去求解这个复杂的线性方程组。

2.1.1 在一维情况下思考

如果我们退一步，考虑一维的传热方程

$$\phi_{i-1} - 2\phi_i + \phi_{i+1} = 0$$

我们遍历每一种可能情况：

$$\begin{aligned}\phi_1 - 2\phi_2 + \phi_3 &= 0 \\ \phi_2 - 2\phi_3 + \phi_4 &= 0 \\ \phi_3 - 2\phi_4 + \phi_{45} &= 0\end{aligned}$$

注意到可以写为一个系数矩阵 $A_{N \times N}$ 与 $T_{N \times 1}$ 的乘积，且系数矩阵只有三个对角！（不考虑周期边界条件）

$$A = \begin{bmatrix} -2 & 1 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & -2 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -2 & 1 \\ 1 & \cdots & 0 & 1 & -2 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad T = \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_N \end{bmatrix} \quad Z = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

也就是说，传热方程可以写成一个线性方程组 $AT = Z$ 。求解矩阵的线性方程组，自然而然的就想到几个方法：

1. 求逆。 $T = A^{-1}Z$ 。
2. 分解。 $A = LU, LUT = Z, b = UT, Lb = Z$

也就是说，这个方程好不好解，除了与本身的规模大小有关外，还与系数矩阵 A 的性质有关。我们重新观察 A ，发现他是：

1. 稀疏的。只有几个对角。——> 稀疏矩阵的逆往往是稠密的，稠密矩阵进行运算复杂度是 N^3
2. 对称的。 $A = A^T$
3. 在有边界值的情况下，是非奇异的。

A 的性质非常好，也就是说可以通过特殊的矩阵分解方法进行快速矩阵运算求解。举个例子，加入对于一维杆，两端温度已知，上述矩阵为：

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & -2 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -2 & 1 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad T = \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_N \end{bmatrix} \quad Z = \begin{bmatrix} T_0 \\ 0 \\ \vdots \\ T_N \end{bmatrix}$$

A构成了三对角矩阵，求解三对角矩阵的线性方程组可以使用**追赶法**：

对于方程组

$$\begin{pmatrix} b_1 & c_1 & & & \\ a_2 & b_2 & c_2 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{n-1} \\ f_n \end{pmatrix}$$

利用

1. 计算 $\{\beta_i\}$ 的递推公式：

$$\beta_1 = c_1/b_1$$

$$\beta_i = c_i/(b_i - a_i\beta_{i-1}), i = 2, 3, \dots, n-1$$

2. 求解 $\mathbf{Ly} = \mathbf{f}$

$$y_1 = f_1/b_1$$

$$y_i = (f_i - a_i y_{i-1})/(b_i - a_i \beta_{i-1}), i = 2, 3, \dots, n$$

3. 求解 $\mathbf{Ux} = \mathbf{y}$

$$x_n = y_n$$

$$x_i = y_i - \beta_i x_{i+1}, i = n-1, n-2, \dots, 2, 1$$

即可实现快速计算，即一种特殊LU分解。

2.1.2 在二维中

回到

$$\phi_{i-1,j} + \phi_{i+1,j} + \phi_{i,j-1} + \phi_{i,j+1} - 4\phi_{i,j} = 0$$

如果假设我们存在一个系数矩阵 $A_{N \times N}$ 与描述平面温度分布的矩阵 $T_{N \times N}$ ，这样的稠密矩阵相乘是非常繁琐的。自然的，类比一维空间差分的处理，自然的想到该方程对于某个系数矩阵 $A_{N \times N}$ 与电势矩阵 $\phi_{N \times N}$ 的乘积，写为 $A\phi = P_{N \times N}$ 。但是我们并没有很方便的工具去求解此问题（虽然可以考虑令 $\phi = A^{-1}P$ ）。保持一维情况下求解稀疏矩阵的策略不变，可以将空间差分网格依据纵向拼接，构成 $\Phi_{N^2 \times 1}$ 、 $P_{N^2 \times 1}$ 以及系数矩阵 $A_{N^2 \times N^2}$ ，即

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_N \end{bmatrix}, \quad \phi_j = \begin{bmatrix} \phi_{1,j} \\ \phi_{2,j} \\ \vdots \\ \phi_{N,j} \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ \vdots \\ P_N \end{bmatrix}, \quad p_j = \begin{bmatrix} p_{1,j} \\ p_{2,j} \\ \vdots \\ p_{N,j} \end{bmatrix},$$

系数矩阵 A 可以通过观察差分方程的格式得到：（暂时不考虑 Δx ）

$$A = \begin{bmatrix} \begin{matrix} -4 & 1 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & -4 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -4 & 1 \\ 1 & \cdots & 0 & 1 & -4 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{matrix} & \cdots & \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{matrix} \\ \hline \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{matrix} & \begin{matrix} -4 & 1 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & -4 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -4 & 1 \\ 1 & \cdots & 0 & 1 & -4 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{matrix} & \cdots & \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{matrix} \\ \hline \begin{matrix} \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{matrix} & \begin{matrix} \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \end{matrix} & \begin{matrix} \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \end{matrix} & \ddots & \begin{matrix} \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \end{matrix} \\ \hline \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{matrix} & \begin{matrix} \cdots & 1 & 0 & 0 & \cdots \\ \cdots & 0 & 1 & 0 & \cdots \\ \cdots & \vdots & \vdots & \ddots & \cdots \\ \cdots & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 & -4 & 1 & 0 & \cdots \\ 0 & 1 & -4 & 1 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -4 \\ 1 & 1 & \cdots & 0 & 1 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ -4 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 1 \end{matrix} \\ \hline \begin{matrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{matrix} & \begin{matrix} \cdots & 1 & 0 & 0 & \cdots \\ \cdots & 0 & 1 & 0 & \cdots \\ \cdots & \vdots & \vdots & \ddots & \cdots \\ \cdots & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{matrix} & \begin{matrix} -4 & 1 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & -4 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -4 & 1 \\ 1 & \cdots & 0 & 1 & -4 \end{matrix} \end{bmatrix}$$

即系数矩阵A为分块矩阵，简化表示为

$$A = \begin{bmatrix} T & E & Z & \cdots & E \\ E & T & E & \cdots & Z \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ Z & \cdots & E & T & E \\ E & \cdots & Z & T & E \end{bmatrix}_{N^2 \times N^2}$$

其中分块矩阵 T, E, Z 分别为

$$T = \begin{bmatrix} -4 & 1 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & -4 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & -4 & 1 \\ 1 & \cdots & 0 & 1 & -4 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad Z = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \cdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}_{N \times N}$$

显然的，二维问题又简化为求解线性方程组的问题，且对应的系数矩阵仍然是稀疏的。即对于 $N^2 \times N^2$ 规的矩阵，仅有九条对角线非0， $5N^2$ 个非0元素。

2.2 懒人求解工具

有很多种求解稀疏矩阵的工具，当然可以手搓，但是造轮子需要有一个非常扎实的数学基本功，至少我是不具备的。为此，介绍一种好用的稀疏矩阵线性方程组求解工具。

```
import scipy.sparse as sp
from scipy.sparse.linalg import spsolve
```

2.2.1 构建稀疏矩阵的方法

采用沿对角线构建稀疏矩阵，通过

```
diags = np.array([k1,k2,k3,...])
vals = np.vstack((e1,e2,e3,...))
mtx = sp.spdiags(vals,diags,N,N)
```

方式生成。其中，`diags` 指定了对角线元素`e`所处的位置。`k=0`处于主对角线，`k<0`处于主对角线下方，`k>0`处于主对角线上方。对角线元素`e`是长度为`N`的向量，写入矩阵时，`K<0`时舍弃尾部元素，`K>0`时舍弃头部元素；`vals` 将所有对角线向量组成多维向量；`sp.spdiags()` 即根据上述规则生成规模为`NxN`的矩阵。

2.2.2 求解稀疏线性方程组

`scipy.sparse.linalg` 提供了多种处理稀疏矩阵的工具。但是需要将矩阵的储存格式转换为按行/按列排列的形式。比如

```
mtx = sp.lil_matrix(mtx)
mtx = sp.csr_matrix(mtx)
```

之后，通过

```
T = spsolve(mtx, b)
```

即可快速的实现求解。

3 稳态传热数值解

无内热源，稳态的二维传热方程为

$$\nabla^2 \phi = 0$$

在一个长为0.6m，宽为0.4m的矩形板，左右下三侧温度均为100度，上侧温度500度。横纵均分为128个网格，条件表示为

```
Lx = 0.6
Ly = 0.4
Nx = 128
Ny = 128

dx = Lx/Nx
dy = Ly/Ny

"配置边界温度"
T_right = 100
T_left = 100
T_up = 500
T_down = 100
```

接下来，生成稀疏矩阵（考虑边界条件条件）

```
def Lmatrix_withBound(Nx,Ny,bound,dx,dy):
    ...
    Nx: Nx=Ny,差分网格横/纵方向上的节点数
```

bound: nx2数组, 给出了不同边界位置的坐标

...

#对边界索引进行变换

```
bou = (np.array([num[0]+Nx*num[1] for num in bound]))
```

```
N_grid = Nx*Ny
```

```
e00 = np.ones(N_grid)
```

```
e00 /= dy**2
```

```
e00[bou] = 0
```

```
e00 = np.roll(e00, -(Nx ** 2 - Nx))
```

```
e000 = np.ones(N_grid)
```

```
e000 /= dy**2
```

```
e000[bou] = 0
```

```
e000 = np.roll(e000, (Nx ** 2 - Nx))
```

```
e0 = np.ones(N_grid)
```

```
e0 /= dy**2
```

```
e0[bou] = 0
```

```
e0 = np.roll(e0, -Nx)
```

```
e6 = np.ones(N_grid)
```

```
e6 /= dy ** 2
```

```
e6[bou] = 0
```

```
e6 = np.roll(e6, Nx)
```

```
e1 = np.zeros(N_grid)
```

```
e1[np.array(range(Nx-1,N_grid,Nx))] = 1
```

```
e1 /= dx ** 2
```

```
e1[bou] = 0
```

```
e1 = np.roll(e1,-Nx+1)
```

```
e5 = np.zeros(N_grid)
```

```
e5[np.array(range(Nx - 1, N_grid, Nx))] = 1
```

```
e5 /= dx ** 2
```

```
e5[bou] = 0
```

```
e5 = np.roll(e5, Nx )
```

```
e2 = np.ones(N_grid)
```

```
e2[np.array(range(Nx, N_grid, Nx))]=0
```

```
e2 /= dx ** 2
```

```
e2[bou] = 0
```

```
e2 = np.roll(e2,-1)
```

```
e4 = np.ones(N_grid)
```

```
e4[np.array(range(Nx-1, N_grid, Nx))] = 0
```

```
e4 /= dx ** 2
```

```
e4[bou] = 0
```

```
e4 = np.roll(e4, 1)
```

```
e3 = (-2*np.ones(N_grid)/dx**2)+(-2*np.ones(N_grid)/dy**2)
```

```
e3[bou] = 1
```

```
diags = np.array([- (Nx ** 2 - Nx),-Nx,-Nx+1, -1 , 0 , 1 , Nx-1,Nx,(Nx ** 2 - Nx)])
```

```
vals = np.vstack((e00 ,e0, e1, e2 , e3 ,e4, e5, e6,e000))
```

```
mtx = sp.spdiags(vals,diags,N_grid,N_grid)
```

```
mtx = sp.lil_matrix(mtx)
```

```
mtx = sp.csr_matrix(mtx)
```

```
return mtx
```

之后，依据边界温度条件构造稀疏矩阵与右端向量：

```
def bound_condition(T_left,T_right,T_up,T_down,Nx,Ny,dx,dy):
    T_right = T_right
    T_left = T_left
    T_up = T_up
    T_down = T_down
    RHS = np.zeros(Nx * Ny)
    "配置边界网格"
    bound_right = (Ny - 1) * np.ones((Nx, 2))
    bound_right[:, 0] = np.arange(0, Nx)
    bound_liner_right = np.array([num[0] + Nx * num[1] for num in bound_right]).astype(int)

    bound_left = np.zeros((Nx, 2))
    bound_left[:, 0] = np.arange(0, Nx)
    bound_liner_left = np.array([num[0] + Nx * num[1] for num in bound_left]).astype(int)

    bound_up = np.zeros((Ny, 2))
    bound_up[:, 1] = np.arange(0, Ny)
    bound_liner_up = np.array([num[0] + Nx * num[1] for num in bound_up]).astype(int)

    bound_down = (Nx - 1) * np.ones((Ny, 2))
    bound_down[:, 1] = np.arange(0, Ny)
    bound_liner_down = np.array([num[0] + Nx * num[1] for num in bound_down]).astype(int)

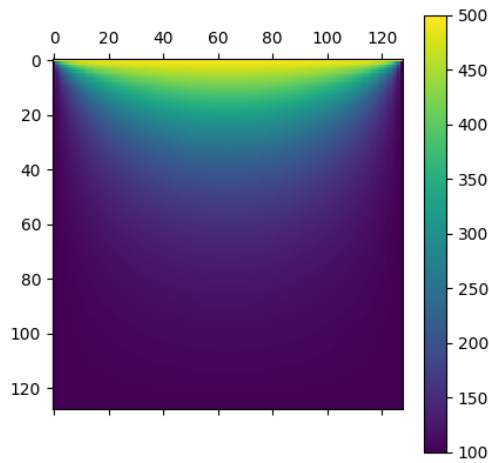
    bound = np.vstack((bound_left, bound_right, bound_up, bound_down)).astype(int)

    #添加边界上的解
    RHS[bound_liner_left] = T_left
    RHS[bound_liner_right] = T_right
    RHS[bound_liner_up] = T_up
    RHS[bound_liner_down] = T_down
    #生成稀疏矩阵
    Lmatx = Lmatrix_withBound(Nx,Ny, bound, dx,dy)
    return Lmatx,RHS
```

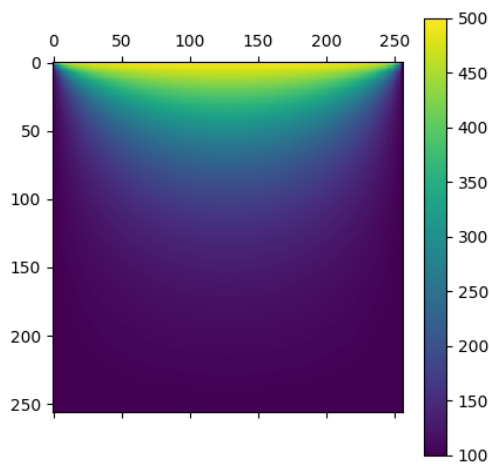
通过稀疏矩阵线性方程求解器得到温度的解，但是此温度是一个向量，需要重新转换为矩阵的形式。

```
T_grid = spsolve(Lmatx,RHS)
#转化为矩阵形式
T_martix = T_grid.reshape(Nx, Nx).T
#可以通过查看矩阵的值近似代替解的图像
plt.matshow(T_martix)
```

在计算0.12967610359191895s后，得到解的图像：



当网格为256x256时，在计算0.9013581275939941s后，得到解。



相比于迭代法，得到了将近700倍的加速，且误差仅存在于数据的储存上。

完整代码为：

```
def main():
    Lx = 0.6
    Ly = 0.4
    Nx = 256
    Ny = 256

    dx = Lx/Nx
    dy = Ly/Ny

    "配置边界温度"
    T_right = 100
    T_left = 100
    T_up = 500
    T_down = 100

    "配置系数矩阵A与向量b"
    Get_bound = bound_condition(T_left,T_right,T_up,T_down,Nx,Ny,dx,dy)
    Lmatx = Get_bound[0]
    RHS = Get_bound[1]
```

```
T_grid = spsolve(Lmatx,RHS)

T_martix = T_grid.reshape(Nx, Nx).T # 将矩阵

return T_martix

if __name__ == "__main__":
    Lx = 0.6
    Ly = 0.4
    Nx = 256
    Ny = 256
    st = time.time()
    T_martix = main()
    end = time.time() - st
    print(end)

    fig = plt.figure(figsize=(5, 4), dpi=80)
    plt.cla()
    Tp = plt.matshow(T_martix)
    plt.colorbar(Tp)
    plt.show()
```