

# 将多个矩阵方程的求解并行化

2021 年 1 月 30 日

## 1 问题叙述

假设我们有分块矩阵

$$\begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ A_3 \\ A_4 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \\ \mathbf{b}_3 \\ \mathbf{b}_4 \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

我们希望找到  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \mathbf{x}_4$  满足

$$\begin{cases} A_1 \mathbf{x}_1 = \mathbf{b}_1 \\ A_2 \mathbf{x}_2 = \mathbf{b}_2 \\ A_3 \mathbf{x}_3 = \mathbf{b}_3 \\ A_4 \mathbf{x}_4 = \mathbf{b}_4 \end{cases} \quad (1.2)$$

如何将这样的计算并行化呢?

## 2 解法

线性代数的知识告诉我们:

$$\begin{bmatrix} A_1 & & & \\ & A_2 & & \\ & & A_3 & \\ & & & A_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \mathbf{x}_3 \\ \mathbf{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \\ \mathbf{b}_3 \\ \mathbf{b}_4 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

所以只需凑出这个分块对角矩阵  $\text{diag}\{A_1, A_2, A_3, A_4\}$  然后再求它的乘法逆就可以了, 可是在实践中, 有很多个这样的矩阵  $A_1, A_2, \dots, A_n$ , 这里  $n$  是一个不小的数, 如果说每一个这样的  $A_i$  是  $d_0 \times d_1$  的形状的话, 那么这个分块对角矩阵就有  $n \times n \times d_0 \times d_1$  个元素, 并且这个矩阵是高度稀疏的, 所以如果直接存储的话, 非常浪费空间.

## 3 实现

借助于 SciPy 库为稀疏矩阵实现的一些方法, 我们可以解决原问题. 作为演示, 我们就随机生成 4 个  $3 \times 3$  的方阵:

```
1 import numpy as np
2
```

```

3 mat_A1 = np.random.rand(3, 3)
4 mat_A2 = np.random.rand(3, 3)
5 mat_A3 = np.random.rand(3, 3)
6 mat_A4 = np.random.rand(3, 3)

```

然后我们再来检验它们是否都可逆:

```

1 print(np.linalg.det(mat_A1))
2 print(np.linalg.det(mat_A2))
3 print(np.linalg.det(mat_A3))
4 print(np.linalg.det(mat_A4))

```

如果行列式的绝对值太小, 比如说绝对值小于  $1 \times 10^{-6}$  的话, 可以考虑再重新生成随机矩阵, 直到可逆为止. 确保它们都可逆后, 拼成一个大数组, 并且一维化:

```

1 data = np.concatenate((mat_A1, mat_A2, mat_A3, mat_A4,), axis=0)
2 data = data.reshape(data.shape[0]*data.shape[1])

```

下面构造 `indptr`, `indices` 这两个量, 与 `data` 一起, 用来初始化一个 `csr_matrix` 实例, 这就是原来这 4 个矩阵的分块对角矩阵的稀疏矩阵表示:

```

1 from scipy.sparse import csr_matrix
2
3 indptr = np.arange(0, 4*3*3+1, 3)
4 indices = np.arange(0, 4*3, 1).reshape(4, 3)
5 indices = np.concatenate((indices, indices, indices,), axis=1)
6 indices = indices.reshape(indices.shape[0]*indices.shape[1])
7
8 sp_mat = csr_matrix((data, indices, indptr))

```

这个 `sp_mat` 就是  $\text{diag}\{A_1, A_2, A_3, A_4\}$  的稀疏表示, 从而大大地节省了存储空间, 下面我们随机生成四组系数代表  $b_1, b_2, b_3, b_4$ , 然后开始求解:

```

1 from scipy.sparse.linalg import splu
2
3 b1 = np.random.rand(3)
4 b2 = np.random.rand(3)
5 b3 = np.random.rand(3)
6 b4 = np.random.rand(3)
7 b = np.concatenate((b1, b2, b3, b4))
8
9 answer = splu(sp_mat, b)

```

得到的这个 `answer` 是一个 10 元组, 第一个元素是解, 其余的如果读者感兴趣可去翻看文档, 为了方便验证, 我们把每个解都提取出来, 然后验证看解是否求对了:

```

1 sol1 = answer[0][0:3]
2 sol2 = answer[0][3:6]
3 sol3 = answer[0][6:9]
4 sol4 = answer[0][9:12]
5
6 print(np.max(np.abs((mat_A1 @ sol1) - b1)))
7 print(np.max(np.abs((mat_A2 @ sol2) - b2)))
8 print(np.max(np.abs((mat_A3 @ sol3) - b3)))
9 print(np.max(np.abs((mat_A4 @ sol4) - b4)))

```

在我的实验中，最大的误差绝对值不超过 $1 \times 10^{-6}$ ，还算是比较理想的。借助于 SuperLU[1]，计算效率会非常高。

## 4 总结和补充

在我们给的演示案例中，看不出这样做的好处，但实际上，通过将多个矩阵的逆归结为一个矩阵的逆，可以使得求多个矩阵的逆这个过程得以并行化，所以我们才说，是「同时」求出若干组矩阵方程的解，而不是一个一个地求。如果是一个一个地求，计算设备的很多时间会花在等待上，相比起来，并行化使得硬件资源被充分利用，所以理论上应该会更快一些。

## 参考文献

- [1] Xiaoye S. Li. An overview of SuperLU: Algorithms, implementation, and user interface. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 31(3):302–325, September 2005.