

第三十讲：奇异值分解

本讲我们介绍将一个矩阵写为 $A = U\Sigma V^T$ ，分解的因子分别为正交矩阵、对角矩阵、正交矩阵，与前面几讲的分解不同的是，这两个正交矩阵通常是不同的，而且这个式子可以对任意矩阵使用，不仅限于方阵、可对角化的方阵等。

- 在正定一讲中（第二十八讲）我们知道一个正定矩阵可以分解为 $A = Q\Lambda Q^T$ 的形式，由于 A 对称性其特征向量是正交的，且其 Λ 矩阵中的元素皆为正，这就是正定矩阵的奇异值分解。在这种特殊的分解中，我们只需要一个正交矩阵 Q 就可以使等式成立。
- 在对角化一讲中（第二十二讲），我们知道可对角化的矩阵能够分解为 $A = S\Lambda S^T$ 的形式，其中 S 的列向量由 A 的特征向量组成，但 S 并不是正交矩阵，所以这不是我们希望得到的奇异值分解。

我们现在要做的是，在 A 的列空间中找到一组特殊的正交基 v_1, v_2, \dots, v_r ，这组基在 A 的作用下可以转换为 A 的行空间中的一组正交基 u_1, u_2, \dots, u_r 。

用矩阵语言描述为 $A[v_1 \ v_2 \ \dots \ v_r] = [\sigma_1 u_1 \ \sigma_2 u_2 \ \dots \ \sigma_r u_r] =$

$$[u_1 \ u_2 \ \dots \ u_r] \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \sigma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_n \end{bmatrix}, \text{ 即 } Av_1 = \sigma_1 u_1, Av_2 = \sigma_2 u_2, \dots, Av_r = \sigma_r u_r, \text{ 这}$$

些 σ 是缩放因子，表示在转换过程中有拉伸或压缩。而 A 的左零空间和零空间将体现在 σ 的零值中。

另外，如果算上左零、零空间，我们同样可以对左零、零空间取标准正交基，然后写为

$$A[v_1 \ v_2 \ \dots \ v_r \ v_{r+1} \ \dots \ v_m] = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_r \ u_{r+1} \ \dots \ u_n] \left[\begin{array}{ccc|ccc} \sigma_1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & \sigma_r & & & \\ \hline & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \end{array} \right], \text{ 此}$$

时 U 是 $m \times m$ 正交矩阵， Σ 是 $m \times n$ 对角矩阵， V^T 是 $n \times n$ 正交矩阵。

最终可以写为 $AV = U\Sigma$ ，可以看出这十分类似对角化的公式，矩阵 A 被转化为对角矩阵 Σ ，我们也注意到 U, V 是两组不同的正交基。（在正定的情况下， U, V 都变成了 Q ）。进一步可以写作 $A = U\Sigma V^{-1}$ ，因为 V 是标准正交矩阵所以可以写为 $A = U\Sigma V^T$ 。

计算一个例子， $A = \begin{bmatrix} 4 & 4 \\ -3 & 3 \end{bmatrix}$ ，我们需要找到：

- 行空间 \mathbf{R}^2 的标准正交基 v_1, v_2 ；
- 列空间 \mathbf{R}^2 的标准正交基 u_1, u_2 ；
- $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0$ 。

在 $A = U\Sigma V^T$ 中有两个标准正交矩阵需要求解，我们希望一次只解一个，如何先将 U 消去来求 V ？

这个技巧会经常出现在长方形矩阵中：求 $A^T A$ ，这是一个对称正定矩阵（至少是半正定矩阵），于是有 $A^T A = V\Sigma^T U^T U\Sigma V^T$ ，由于 U 是标准正交矩阵，所以 $U^T U = I$ ，而 $\Sigma^T \Sigma$ 是对角线元素为 σ^2 的对角矩阵。

现在有 $A^T A = V \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \sigma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_n \end{bmatrix} V^T$ ，这个式子中 V 即是 $A^T A$ 的特征向量矩阵而 Σ^2 是其特征值矩阵。

同理，我们只想求 U 时，用 AA^T 消掉 V 即可。

我们来计算 $A^T A = \begin{bmatrix} 4 & -3 \\ 4 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 4 \\ -3 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 25 & 7 \\ 7 & 25 \end{bmatrix}$ ，对于简单的矩阵可以直接观察得到特征向量 $A^T A \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 32 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ ， $A^T A \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} = 18 \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$ ，化为单位向量有 $\sigma_1 = 32$ ， $v_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$ ， $\sigma_2 = 18$ ， $v_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$ 。

到目前为止，我们得到 $\begin{bmatrix} 4 & 4 \\ -3 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_? & u_? \\ u_? & u_? \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{32} & 0 \\ 0 & \sqrt{18} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$ ，接下来继续求解 U 。

$AA^T = U\Sigma V^T V\Sigma^T U^T = U\Sigma^2 U^T$ ，求出 AA^T 的特征向量即可得到 U ，

$\begin{bmatrix} 4 & 4 \\ -3 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & -3 \\ 4 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 32 & 0 \\ 0 & 18 \end{bmatrix}$ ，观察得 $AA^T \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = 32 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ ， $AA^T \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 18 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 。但是我们不能直接使用这一组特征向量，因为式子 $AV = U\Sigma$ 明确告诉我们，一旦 V 确定下来， U 也必须取能够满足该式的向量，所以此处 $Av_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -\sqrt{18} \end{bmatrix} = u_2 \sigma_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix} \sqrt{18}$ ，则 $u_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ ， $u_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ 。（这个问题在[本讲的官方笔记](#)中有详细说明。）

- 补充: AB 的特征值与 BA 的特征值相同, 证明来自[Are the eigenvalues of AB equal to the eigenvalues of BA? \(Citation needed!\)](#):

取 $\lambda \in 0$, v 是 AB 在特征值取 λ 时的特征向量, 则有 $Bv \in 0$, 并有 $\lambda Bv = B(\lambda v) = B(ABv) = (BA)Bv$, 所以 Bv 是 BA 在特征值取同一个 λ 时的特征向量。

再取 AB 的特征值 $\lambda = 0$, 则 $0 = \det AB = \det A \det B = \det BA$, 所以 $\lambda = 0$ 也是 BA 的特征值, 得证。

最终, 我们得到 $\begin{bmatrix} 4 & 4 \\ -3 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{32} & 0 \\ 0 & \sqrt{18} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$ 。

再做一个例子, $A = \begin{bmatrix} 4 & 3 \\ 8 & 6 \end{bmatrix}$, 这是个秩一矩阵, 有零空间。 A 的行空间为 $\begin{bmatrix} 4 \\ 3 \end{bmatrix}$ 的倍数, A 的列空间为 $\begin{bmatrix} 4 \\ 8 \end{bmatrix}$ 的倍数。

- 标准化向量得 $v_1 = \begin{bmatrix} 0.8 \\ 0.6 \end{bmatrix}$, $u_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ 。
- $A^T A = \begin{bmatrix} 4 & 8 \\ 3 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 3 \\ 8 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 80 & 60 \\ 60 & 45 \end{bmatrix}$, 由于 A 是秩一矩阵, 则 $A^T A$ 也不满秩, 所以必有特征值0, 则另特征值一个由迹可知为125。
- 继续求零空间的特征向量, 有 $v_2 = \begin{bmatrix} 0.6 \\ -0.8 \end{bmatrix}$, $u_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \end{bmatrix}$

最终得到 $\begin{bmatrix} 4 & 3 \\ 8 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{125} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.8 & 0.6 \\ 0.6 & -0.8 \end{bmatrix}$, 其中下划线部分都是与零空间相关的部分。

- v_1, \dots, v_r 是行空间的标准正交基;
- u_1, \dots, u_r 是列空间的标准正交基;
- v_{r+1}, \dots, v_n 是零空间的标准正交基;
- u_{r+1}, \dots, u_m 是左零空间的标准正交基。

通过将矩阵写为 $Av_i = \sigma_i u_i$ 形式, 将矩阵对角化, 向量 u, v 之间没有耦合, A 乘以每个 v 都能得到一个相应的 u 。