Chapter28奇异值分解

Section1.引入

我们已经学过两种不错的分解方式了:

- 在正定一讲中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,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。

本讲我们介绍将一个矩阵写为 $A = U\Sigma V^T$,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。

其中U是正交矩阵,描述的是A的列空间; Σ 是对角矩阵;V是正交矩阵,描述的是A的行空间。

Section2.证明

我们首先说明, $v_1, v_2 \cdots v_n$ 既是 $A^T A$ 的特征向量, 也是A的行空间的基:

$$A^{T}(Av) = \lambda v \rightarrow v$$
在 A^{T} 的列空间中,则 v 在 A 的行空间中

接下来说明v能够描述A的整个行空间:

A的零空间为n-r维,又因为Av=0实际上是 $\lambda=0$ 时候的情况 $\therefore \lambda=0$ 时候的特征向量为n-r维,因此 $\lambda\neq0$ 的特征向量为n-(n-r)=r维 又:行空间为r维,故 v_n 可以描述整个行空间

这里注意到 A^TA 是实对称矩阵,那么v是特征向量是正交的。

我们令

$$Av_n = u_n$$

,因此 u_n 位于A的列空间中,又注意到 u_n 之间的正交性:

$$u_i^T u_j = (Av_i)^T Av_j = \lambda_i \lambda_j v_i^T v_j = 0$$

又列空间为r维的,因此 u_n 是列空间的一组正交基。

但是我们要注意到, u_n 不是标准正交向量,因为模可能不等于1,因此我们引入 $Av_1=\sigma_1u_1,\ Av_2=\sigma_2u_2,\cdots,Av_r=\sigma_ru_r$,些 σ 是缩放因子,表示在转换过程中有拉伸或压缩。

当然,此时我们只描述了r维的情况,但是A是 $n \times n$ 的矩阵,因此我们考虑算上左零、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

$$Aegin{bmatrix} v_1 \ v_2 \ \cdots \ v_r \ v_{r+1} \ \cdots \ v_m \end{bmatrix} = egin{bmatrix} u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_r \ u_{r+1} \ \cdots \ u_n \end{bmatrix} egin{bmatrix} \sigma_1 \ & \ddots \ & \sigma_r \ & & \sigma_r \end{bmatrix}$$

,此时 $U = m \times m$ 正交矩阵, $\Sigma = m \times n$ 对角矩阵, $V^T = n \times n$ 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 $A = U\Sigma V^{T}$ 。

我们通过证明可以知道

- v_1, \dots, v_r 是行空间的标准正交基;
- *u*₁, ···, *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。

Section3.实例

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

- 行空间ℝ²的标准正交基v₁, v₂;
- 列空间 \mathbb{R}^2 的标准正交基 u_1, u_2 :
- $\sigma_1 > 0, \sigma_2 > 0_{\bullet}$

我们从证明过程可以知道, $Av = \sigma u$,因此我们做奇异值分解的时候,我们关注求解一个正交矩阵,另外一个就可以推出来:

那我们注意到:

$$A^TA = V \Sigma^T U^T U \Sigma V^T = V \Sigma^2 V^T$$

即:

$$A^TA = Vegin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & & \ & \sigma_2^2 & & & \ & & \ddots & & \ & & & \sigma_n^2 \end{bmatrix} V^T$$

这个式子中V即是 A^TA 的特征向量矩阵而 Σ^2 是其特征值矩阵。

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

我们求解u的时候,需要根据v来求,我们在证明的时候就提到过 $Av = \sigma u$,因此我们考虑

$$Av_2 = egin{bmatrix} 0 \ -\sqrt{18} \end{bmatrix} = u_2\sigma_2 = egin{bmatrix} 0 \ -1 \end{bmatrix} \sqrt{18}$$

则

$$u_1 = egin{bmatrix} 1 \ 0 \end{bmatrix}, \ u_2 = egin{bmatrix} 0 \ -1 \end{bmatrix}$$

ℰ AB和BA特征值相同的证明

取 $\lambda \neq 0$, v是AB在特征值取 λ 时的的特征向量,则有 $Bv \neq 0$,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。

Section4.另一个性质不同的实例

上一个例子中,我们的特征值没有0,因此考虑另一个例子。

 $A=\begin{bmatrix}4&3\\8&6\end{bmatrix}$,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。

同样的步骤:

标准化向量得
$$v_1=egin{bmatrix} 0.8 \ 0.6 \end{bmatrix},\ u_1=rac{1}{\sqrt{5}}egin{bmatrix} 1 \ 2 \end{bmatrix}$$
。

- $A^TA=\begin{bmatrix} 4 & 8 \\ 3 & 6 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 4 & 3 \\ 8 & 6 \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 80 & 60 \\ 60 & 45 \end{bmatrix}$,由于A是秩一矩阵,则 A^TA 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 $v_2=\left[egin{array}{c} 0.6 \\ -0,8 \end{array}
 ight],\ u_2=rac{1}{\sqrt{5}}\left[egin{array}{c} 2 \\ -1 \end{array}
 ight]$

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。

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。