

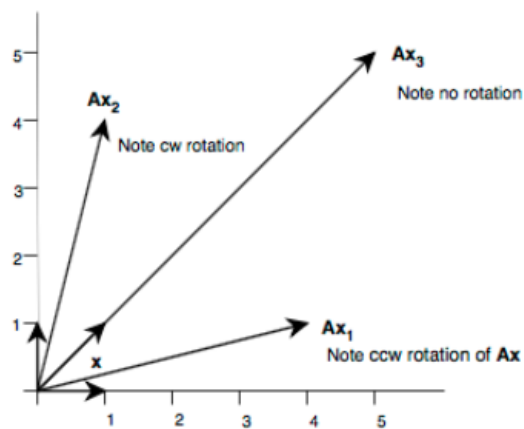
三、矩阵分析与应用

1、特征值、特征向量的意义（专门指的是方阵）

方阵的特征值(Eigenvalues)与特征向量(Eigenvectors)

$\mathbf{Ax} = \lambda \mathbf{x}$ 几何意义，并思考如何计算 \mathbf{A}^{1000}

给定一个矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}$ ，对于 $\mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ ，则有 $\mathbf{Ax}_1 = \begin{bmatrix} 4 \\ 1 \end{bmatrix}$ ；对于 $\mathbf{x}_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ ，则有 $\mathbf{Ax}_3 = 5 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$



特征值的意义是对向量乘以A，共线

对称矩阵的特征值与特征向量

- 如果一个对称矩阵的特征值不同，则其相应的所有的特征向量正交 ($\mathbf{UU}^T = \mathbf{U}^T \mathbf{U} = \mathbf{I}$)

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^T \quad (7)$$

$$= [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n^T \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$= \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \quad (9)$$

2、PCA解释

PCA目的在于降维，降维的意义就是乘以一个矩阵之后，新的向量协方差矩阵，方差最大（包含的信息最多），协方差为0（正交）

- 问题：假设变换矩阵为 $\mathbf{Y} = \mathbf{Q}\mathbf{X}$ ，并先假设 \mathbf{Q} 是方阵(先不降维)，则有

$$\mathbf{C}_Y = \frac{1}{n} \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T = \mathbf{Q}\mathbf{C}_X\mathbf{Q}^T$$

如何使得 \mathbf{C}_Y 是一个对角矩阵？回忆 $\mathbf{C}_X = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T \Rightarrow \mathbf{\Lambda} = \mathbf{U}^T\mathbf{C}_X\mathbf{U}$ 。如果 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}^T$ ？

因此选取特征值较大的特征向量出来计算PCA

3、SVD

特征值分解对方阵或者对称矩阵，对于一般矩阵来说，就是SVD

任何秩为 r 的矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ，可以被分解为

$$\mathbf{A} = \underbrace{[\mathbf{U}_1 \mathbf{U}_2]}_{\mathbf{U}} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma}_1 & \mathbf{0}_{r \times (n-r)} \\ \mathbf{0}_{(m-r) \times r} & \mathbf{0}_{(m-r) \times (n-r)} \end{bmatrix}}_{\mathbf{\Sigma}} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{V}_1^T \\ \mathbf{V}_2^T \end{bmatrix}}_{\mathbf{V}^T} \quad (12)$$

$$= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (13)$$

$$= \mathbf{U}_1\mathbf{\Sigma}_1\mathbf{V}_1^T \quad (14)$$

$$= \sum_{i=1}^r \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (15)$$

其中 $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 和 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是正交矩阵。 $\mathbf{\Sigma}_1 = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$ 且有 $\sigma_r > 0$ 。

(13)便于分析，但并不计算有效；(14)计算有效，但有时不方便分析；(15)方便展开，用于低秩矩阵计算。