



数学基础—线性代数

导师: Johnson




主要内容

线性代数（下）




P4:矩阵的初等变换

- 1.初等变换的引入
- 2.三种矩阵的初等变换以及对应的三种初等矩阵，矩阵的标准 
- 3.初等变换的常用性质与矩阵逆矩阵的另外一种简单求法
- 4.矩阵秩的定义以及性质
- 5.线性方程组解的个数
- 6.矩阵的秩在机器学习线性回归算法中的运用 

P5:矩阵的特征值与特征向量

- 1.向量的线性相关，线性无关以及和可逆矩阵的关系 
- 2.向量的内积，范数，正交，规范正交基
- 3.施密特正交化
- 4.特征值和特征向量的定义以及直观的意义 
- 5.特征值与特征向量的求法以及常用性质 

P6:矩阵对角化以及二次型

- 1.相似矩阵的定义以及矩阵的对角化
- 2.矩阵对角化的条件以及对称矩阵的对角化 
- 3.对角化在数据压缩算法中的应用
- 4.二次型与矩阵的正定性 
- 5.矩阵的正定性在机器学习线性回归算法中的运用 

SVD分解及应用

- 1.SVD分解的应用:图像压缩算法
- 2.SVD分解的应用:深度学习的加速



主要内容

线性代数（下）

P4:矩阵的初等变换

- 1.初等变换的引入
- 2.三种矩阵的初等变换以及对应的三种初等矩阵，矩阵的标准
- 3.初等变换的常用性质与矩阵逆矩阵的另外一种简单求法
- 4.矩阵秩的定义以及性质
- 5.线性方程组解的个数
- 6.矩阵的秩在机器学习线性回归算法中的运用

P5:矩阵的特征值与特征向量

- 1.向量的线性相关，线性无关以及和可逆矩阵的关系
- 2.向量的内积，范数，正交，规范正交基
- 3.施密特正交化
- 4.特征值和特征向量的定义以及直观的意义
- 5.特征值与特征向量的求法以及常用性质

P6:矩阵对角化以及二次型

- 1.相似矩阵的定义以及矩阵的对角化
- 2.矩阵对角化的条件以及对称矩阵的对角化
- 3.对角化在数据压缩算法中的应用
- 4.二次型与矩阵的正定性
- 5.矩阵的正定性在机器学习线性回归算法中的运用

SVD分解及应用

- 1.SVD分解的应用:图像压缩算法
- 2.SVD分解的应用:深度学习的加速



SVD分解的证明

定义 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n} (r > 0)$, $A^H A$ 的特征值为

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r > \lambda_{r+1} = \cdots = \lambda_n = 0$$

则称 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} (i = 1, 2, \cdots, n)$ 为 A 的奇异值；当 A 为零矩阵时，它的奇异值都是 0.

定义 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n} (r > 0)$, 则存在 m 阶酉矩阵 U 和 n 阶酉矩阵 V , 使得

$$U^H A V = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_r)$, 而 $\sigma_i (i = 1, 2, \cdots, r)$ 为矩阵 A 的全部非零奇异值.

SVD分解的应用:图像压缩算法

$$U^T A V = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$U U^T A V V^T = U \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^T$$

$$A_{m \times n} = (u_1 \ u_2 \ \cdots \ u_m) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \lambda_r & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}_{m \times n} \begin{pmatrix} v_1^T \\ v_2^T \\ \vdots \\ v_n^T \end{pmatrix}$$

$$= \lambda_1 u_1 v_1^T + \lambda_2 u_2 v_2^T + \cdots + \lambda_r u_r v_r^T$$

取前 k 项时

$$error = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^r \lambda_i}$$

SVD分解的应用:图像压缩算法



保留了前10个(压缩率122)



前30个(压缩率31)



前50个(压缩率17)

传统网络图片传输与现代传输的原理



SVD分解的应用:深度学习加速

$$A_{m \times n} = \lambda_1 u_1 v_1^T + \lambda_2 u_2 v_2^T + \dots + \lambda_r u_r v_r^T$$

$$A_{200 \times 100} = \lambda_1 u_1 v_1^T + \lambda_2 u_2 v_2^T + \dots$$

$$\approx (u_1 \ u_2 \ \dots \ u_{10})_{200 \times 10} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{10} \end{pmatrix}_{10 \times 10} \begin{pmatrix} v_1^T \\ v_2^T \\ \vdots \\ v_{10}^T \end{pmatrix}_{10 \times 100}$$

取前10项

$$= M_{200 \times 10} N_{10 \times 100}$$

$$A_{200 \times 100} X_{100 \times 1} \quad \text{算 } 200 \times 100 \text{ 次乘法}$$

$$M_{200 \times 10} N_{10 \times 100} X_{100 \times 1} \quad \text{算 } 10 \times 100 + 10 \times 200 = 3000 \text{ 次乘法}$$



deepshare.net

深度之眼

联系我们：

电话：18001992849

邮箱：service@deepshare.net

Q Q：2677693114



公众号



客服微信

