深度之眼
deepshare.net

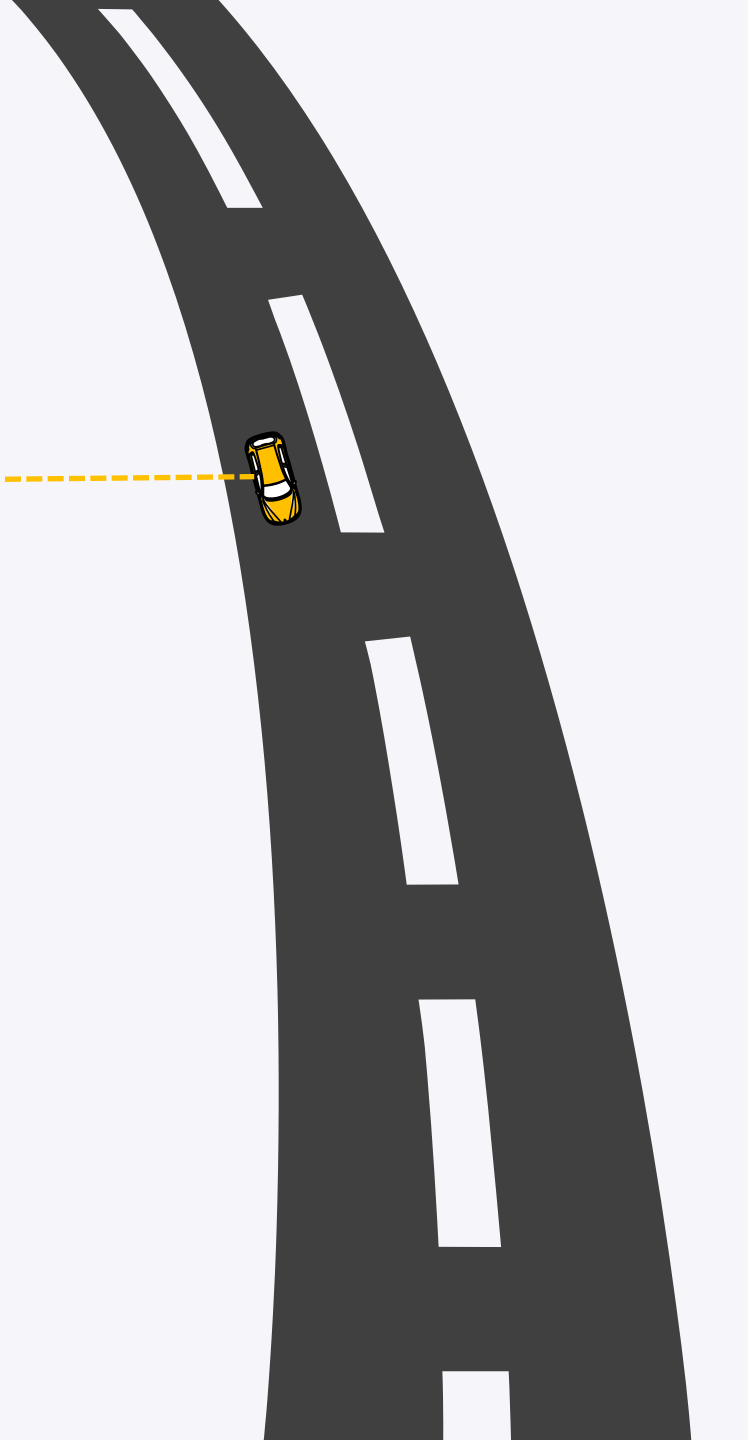
数学基础—线性代数

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分解的证明上
  - 2.SVD分解的证明上
  - 3.SVD分解的应用:图像压缩算法
  - 4.SVD分解的应用:深度学习的加速



主要内容

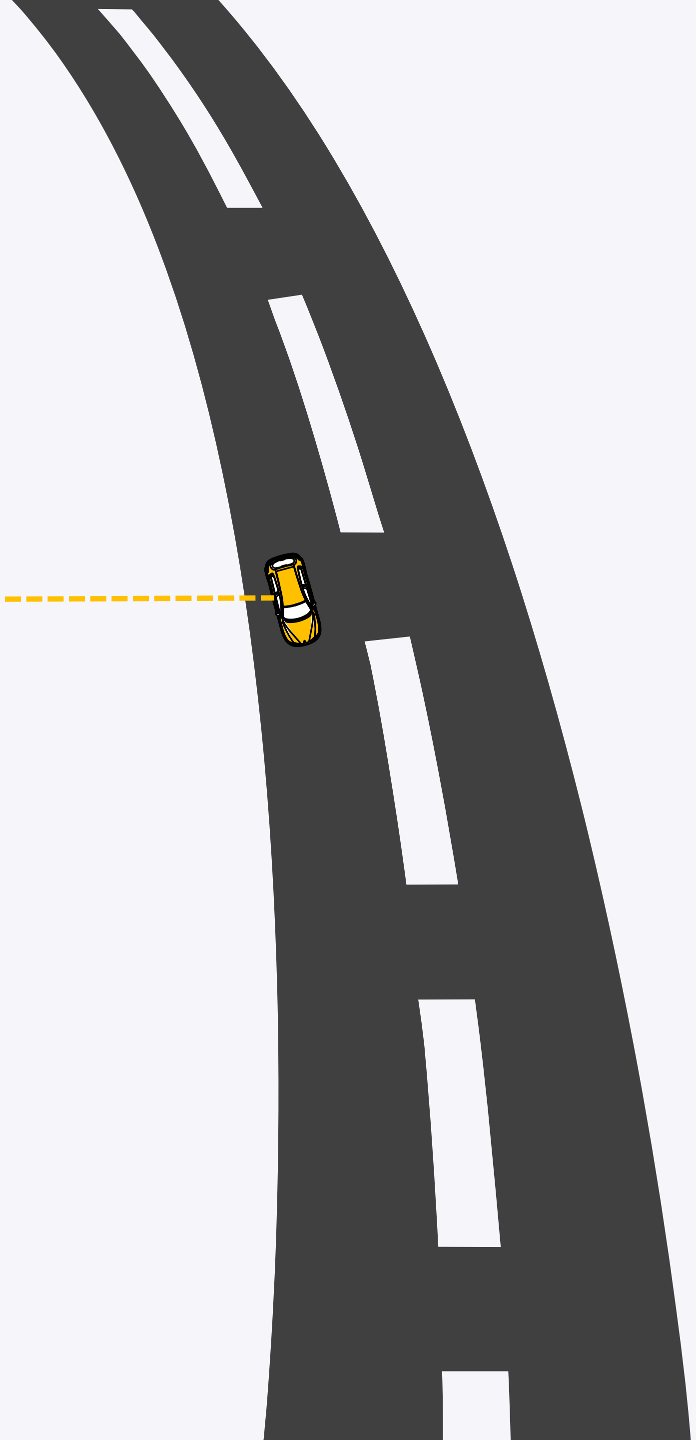
线性代数（下）

- **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分解的证明上
  - 2.SVD分解的证明上
  - 3.SVD分解的应用:图像压缩算法
  - 4.SVD分解的应用:深度学习的加速

主要内容

线性代数（下）

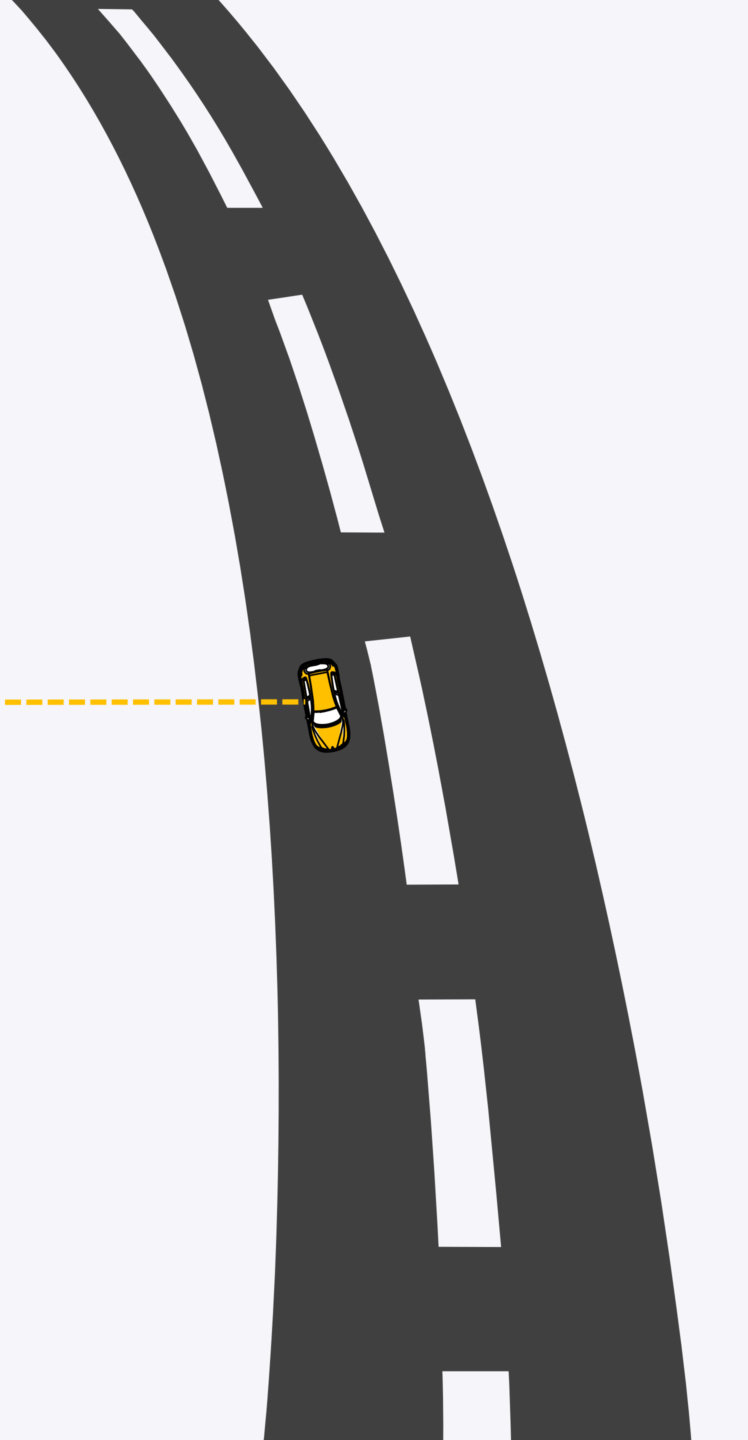
- P4:矩阵的初等变换
  - 1.初等变换的引入
  - 2.三种矩阵的初等变换以及对应的三种初等矩阵，矩阵的标准
  - 3.初等变换的常用性质与矩阵逆矩阵的另外一种简单求法
  - 4.矩阵秩的定义以及性质
  - 5.线性方程组解的个数
  - 6.矩阵的秩在机器学习线性回归算法中的运用
- P5:矩阵的特征值与特征向量
  - 1.向量的线性相关，线性无关以及和可逆矩阵的关系
  - 2.向量的内积，范数，正交，规范正交基
  - 3.施密特正交化
  - 4.特征值和特征向量的定义以及直观的意义
  - 5.特征值与特征向量的求法以及常用性质
- P6:矩阵对角化以及二次型
  - 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分解的证明上
  - 2.SVD分解的证明上
  - 3.SVD分解的应用:图像压缩算法
  - 4.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分解的证明上
  - 2.SVD分解的证明上
  - 3.SVD分解的应用:图像压缩算法
  - 4.SVD分解的应用:深度学习的加速



向量的线性相关,线性无关以及与可逆矩阵的关系

线性相关与线性无关

定义 给定向量组A: $a_1, a_2, \cdots, a_m$，如果存在不全为零的数$k_1, k_2, \cdots, k_m$，使

$$k_1 a_1 + k_2 a_2 + \cdots + k_m a_m = 0,$$

则称向量组A是线性相关的，否则称它线性无关.

$a_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ $a_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ 则a_1, a_2线性无关.

假设$k_1 a_1 + k_2 a_2 = 0$

$$\Rightarrow k_1 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} + k_2 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow k_1 = k_2 = 0$$

$a_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ $a_2 = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}$ 则a_1, a_2线性相关.

假设$k_1 a_1 + k_2 a_2 = 0$

$$\Rightarrow k_1 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + k_2 \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} k_1 + 2k_2 = 0 \\ 2k_1 + 4k_2 = 0 \end{cases} \Rightarrow k_1 + 2k_2 = 0$$

向量的线性相关,线性无关以及与可逆矩阵的关系

线性相关与可逆的关系

定理 向量组$a_1, a_2, \cdots, a_m$线性相关的充分必要条件是它所构成的矩阵$A = (a_1, a_2, \cdots, a_m)$的秩小于向量个数$m$；向量组线性无关的充分必要条件是$R(A) = m$.

例 试讨论n维单位坐标向量组的线性相关性.

解：n维单位坐标向量组构成的矩阵

$$E = (e_1, e_2, \cdots, e_n)$$

是n阶单位矩阵.由$|E| = 1 \neq 0$，知$R(E) = n$，

即$R(E)$等于向量组中向量个数，故由定理知，

此向量组是线性无关的.

向量的内积，范数，正交，规范正交基

内积

定义 设有n维向量

$$x=\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\\vdots\\x_n\end{bmatrix},y=\begin{bmatrix}y_1\\y_2\\\vdots\\y_n\end{bmatrix},$$

令 $[x,y]=x_1y_1+x_2y_2+\cdots+x_ny_n$，$[x,y]$称为向量$x$与$y$的内积.

内积是两个向量之间的一种运算，其结果是一个实数，用矩阵记号表示，当x与y都是列向量时，有

$$[x,y]=x^Ty.$$

内积具有下列性质（其中x,y,z为n维向量，λ为实数）：

$(i)[x,y]=[y,x]$;

$(ii)[\lambda x,y]=\lambda[x,y]$;

$(iii)[x+y,z]=[x,z]+[y,z]$;

(iv)当$x=0$时，$[x,x]=0$；当$x\neq0$时，$[x,x]>0$.

由这些定义加上我们中学在二维空间里面向量夹角的概念，我们可以推广到高维空间，也可以用来衡量高维空间中两个样本的相似度的一种度量(不同于欧式距离)

柯西不等式 $[x,y]^2\le[x,x][y,y]$.

$\forall x,y\in R^n$，令$z=x-\lambda y$.

$[z,z]=[x-\lambda y,x-\lambda y]$

$\quad=[x,x]-2\lambda[x,y]+\lambda^2[y,y]\ge0\ \ \forall\lambda$

$\Delta=4[x,y]^2-4[x,x][y,y]\le0$

$[x,y]^2<=[x,x][y,y]$

“=”条件为$x=\lambda y$

向量的内积，范数，正交，规范正交基

深度之眼 deepshare.net

范数与正交

定义 令 $\|x\| = \sqrt{[x,x]} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2}$,

$\|x\|$称为n维向量x的长度（或范数）.

当$\|x\| = 1$时，称x为单位向量.

向量的长度具有下述性质:

(i)非负性 当$x \neq 0$时，$\|x\| > 0$；当$x = 0$时，$\|x\| = 0$;

(ii)齐次性 $\|\lambda x\| = |\lambda|\|x\|$;

(iii)三角不等式 $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$.

当$[x,y] = 0$时，称向量x与y正交.显然，若$x = 0$，则x与任何向量都正交.

定理 若n维向量$a_1, a_2, \cdots, a_r$是一组两两正交的非零向量，则$a_1, a_2, \cdots, a_r$线性无关.

二维欧式空间直观理解

向量的内积，范数，正交，规范正交基

深度之眼 deepshare.net

规范正交基

定义 设n维向量$e_1, e_2, \cdots, e_r$是向量空间$V\,(V \subset \mathbb{R}^n)$的一个基，如果$e_1, e_2, \cdots, e_r$两两正交，且都是单位向量，则称$e_1, e_2, \cdots, e_r$是$V$的一个规范正交基.

例如 $e_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},\ e_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},\ e_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix},\ e_4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$ 就是$\mathbb{R}^4$的一个规范正交基.

若$e_1, e_2, \cdots, e_r$是V的一个规范正交基，那么V中任一向量a应能由$e_1, e_2, \cdots, e_r$线性表示，设表示式为$a = \lambda_1 e_1 + \lambda_2 e_2 + \cdots + \lambda_r e_r$

思考

1.二维空间的规范正交基有哪些

2.如何求出这些表示的系数

施密特正交化

设$a_1,\cdots,a_r$是向量空间V的一个基，要求V的一个规范正交基.这也就是要找一组两两正交的单位向量$e_1,\cdots,e_r$，使$e_1,\cdots,e_r$与$a_1,\cdots,a_r$等价.这样一个问题，称为把**$a_1,\cdots,a_r$这个基规范正交化.**

我们可以用以下办法把$a_1,\cdots,a_r$规范正交化：取

$$b_1=a_1;$$

$$b_2=a_2-\frac{[b_1,a_2]}{[b_1,b_1]}b_1;$$

$$\cdots\ \cdots\ \cdots\ \cdots$$

$$b_r=a_r-\frac{[b_1,a_r]}{[b_1,b_1]}b_1-\frac{[b_2,a_r]}{[b_2,b_2]}b_2-\cdots-\frac{[b_{r-1},a_r]}{[b_{r-1},b_{r-1}]}b_{r-1},$$

容易验证$b_1,\cdots,b_r$两两正交，且$b_1,\cdots,b_r$与$a_1,\cdots,a_r$等价.

然后只要把它们单位化，即取

$$e_1=\frac{1}{\|b_1\|}b_1,e_2=\frac{1}{\|b_2\|}b_2,\cdots,e_r=\frac{1}{\|b_r\|}b_r,$$

就是V的一个规范正交基.

施密特正交化

例 设$a_1=\begin{bmatrix}1\\2\\-1\end{bmatrix}, a_2=\begin{bmatrix}-1\\3\\1\end{bmatrix}, a_3=\begin{bmatrix}4\\-1\\0\end{bmatrix}$，试用施密特正交化过程把这组向量规范正交化.

解 取$b_1=a_1$;

$$b_2=a_2-\frac{[a_2,b_1]}{\|b_1\|^2}b_1=\begin{bmatrix}-1\\3\\1\end{bmatrix}-\frac{4}{6}\begin{bmatrix}1\\2\\-1\end{bmatrix}=\frac{5}{3}\begin{bmatrix}-1\\1\\1\end{bmatrix};$$

$$b_3=a_3-\frac{[a_3,b_1]}{\|b_1\|^2}b_1-\frac{[a_3,b_2]}{\|b_2\|^2}b_2=\begin{bmatrix}4\\-1\\0\end{bmatrix}-\frac{1}{3}\begin{bmatrix}1\\2\\-1\end{bmatrix}+\frac{5}{3}\begin{bmatrix}-1\\1\\1\end{bmatrix}=2\begin{bmatrix}1\\0\\1\end{bmatrix}$$

再把它们单位化，取

$$e_1=\frac{b_1}{\|b_1\|}=\frac{1}{\sqrt{6}}\begin{bmatrix}1\\2\\-1\end{bmatrix}, e_2=\frac{b_2}{\|b_2\|}=\frac{1}{\sqrt{3}}\begin{bmatrix}-1\\1\\1\end{bmatrix}, e_3=\frac{b_3}{\|b_3\|}=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{bmatrix}1\\0\\1\end{bmatrix},$$

e_1,e_2,e_3即合所求.

施密特正交化

深度之眼 deepshare.net

定义 如果n阶矩阵A满足 $A^TA=E$ (即$A^{-1}=A^{\mathrm{T}}$)，那么称A为正交矩阵，简称正交阵.

上式用A的列向量表示，即是

$$\begin{bmatrix} a_1^T \\ a_2^T \\ \vdots \\ a_n^T \end{bmatrix}(a_1, a_2, \cdots, a_n) = E,$$

因为$A^TA=E$与$AA^T=E$等价，所以上述结论对A的行向量亦成立.

由此可见，n阶正交阵A的n个列（行）向量构成向量空间$\mathbb{R}^n$的一个规范正交基.

特征值和特征向量的定义以及直观的意义

Eigenvalues and eigenvectors

定义 设A是n阶矩阵，如果数λ和n维非零列向量x使关系式

$$Ax = \lambda x \qquad (1)$$

成立，那么，这样的数λ称为矩阵A的特征值，非零向量x称为A的对应于特征值λ的特征向量

刚开始讲矩阵的时候讲过矩阵对应的线性变换，如何从线性变换的角度去看这个问题

$$(A - \lambda E)x = 0 \qquad \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} = 0$$

特征方程与特征多项式

$(i)\lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_n = a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn};$

$(ii)\lambda_1\lambda_2 \cdots \lambda_n = |A|.$

设$\lambda = \lambda_i$为矩阵A的一个特征值，则由方程$(A - \lambda_i E)x = 0$

可求得非零解$x = p_i$，那么p_i便是A的对应于特征值λ_i的特征向量.

特征值与特征向量的求法以及常用性质

例 求矩阵$A=\begin{pmatrix}3 & -1\\ -1 & 3\end{pmatrix}$的特征值和特征向量.

解 A的特征多项式为

$$|A-\lambda E|=\begin{vmatrix}3-\lambda & -1\\ -1 & 3-\lambda\end{vmatrix}=(3-\lambda)^2-1=8-6\lambda+\lambda^2=(4-\lambda)(2-\lambda),$$

所以A的特征值为$\lambda_1=2,\lambda_2=4$.

当$\lambda_1=2$时，对应的特征向量应满足

$$\begin{pmatrix}3-2 & -1\\ -1 & 3-2\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_1\\ x_2\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}0\\ 0\end{pmatrix}, \text{即}\begin{pmatrix}1 & -1\\ -1 & 1\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_1\\ x_2\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}0\\ 0\end{pmatrix},$$

解得$x_1=x_2$，所以对应的特征向量可取为$p_1=\begin{pmatrix}1\\ 1\end{pmatrix}$.

显然，若p_i是矩阵A的对应于特征值λ_i的特征向量，则$kp_i(k\neq 0)$也是对应于λ_i的特征向量.

特征值与特征向量的求法以及常用性质

例 求矩阵 $A=\begin{bmatrix}-1 & 1 & 0\\ -4 & 3 & 0\\ 1 & 0 & 2\end{bmatrix}$ 的特征值和特征向量.

解 A的特征多项式为

$$|A-\lambda E|=\begin{vmatrix}-1-\lambda & 1 & 0\\ -4 & 3-\lambda & 0\\ 1 & 0 & 2-\lambda\end{vmatrix}=(2-\lambda)(1-\lambda)^2,$$

所以A的特征值为$\lambda_1=2, \lambda_2=\lambda_3=1$.

当$\lambda_1=2$时，解方程$(A-2E)x=0$.

由$A-2E=\begin{bmatrix}-3 & 1 & 0\\ -4 & 1 & 0\\ 1 & 0 & 0\end{bmatrix}\sim\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$,

得基础解系$p_1=\begin{bmatrix}0\\0\\1\end{bmatrix}$,

所以$kp_1(k\neq 0)$是对应于$\lambda_1=2$的全部特征向量.

当$\lambda_2=\lambda_3=1$时，解方程$(A-E)x=0$.由

$$A-E=\begin{bmatrix}-2 & 1 & 0\\ -4 & 2 & 0\\ 1 & 0 & 1\end{bmatrix}\sim\begin{bmatrix}1 & 0 & 1\\ 0 & 1 & 2\\ 0 & 0 & 0\end{bmatrix},$$

得基础解系

$$p_2=\begin{bmatrix}-1\\-2\\1\end{bmatrix},$$

所以$kp_2(k\neq 0)$是对应于$\lambda_2=\lambda_3=1$的全部特征向量.

特征值与特征向量的求法以及常用性质

例 求矩阵 $A=\begin{bmatrix}-2 & 1 & 1\\ 0 & 2 & 0\\ -4 & 1 & 3\end{bmatrix}$ 的特征值和特征向量.

解 $|A-\lambda E|=\begin{vmatrix}-2-\lambda & 1 & 1\\ 0 & 2-\lambda & 0\\ -4 & 1 & 3-\lambda\end{vmatrix}=(2-\lambda)\begin{vmatrix}-2-\lambda & 1\\ -4 & 3-\lambda\end{vmatrix}$

$=(2-\lambda)(\lambda^2-\lambda-2)=-(\lambda+1)(\lambda-2)^2$

所以A的特征值为$\lambda_1=-1,\lambda_2=\lambda_3=2.$

当$\lambda_1=-1$时，解方程$(A+E)x=0.$由

$$A+E=\begin{bmatrix}-1 & 1 & 1\\ 0 & 3 & 0\\ -4 & 1 & 4\end{bmatrix}\sim\begin{bmatrix}1 & 0 & -1\\ 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 0\end{bmatrix},$$

得基础解系$p_1=\begin{bmatrix}1\\ 0\\ 1\end{bmatrix}$,

所以对应于$\lambda_1=-1$的全部特征向量为$kp_1(k\neq 0).$

当$\lambda_2=\lambda_3=2$时，解方程$(A-2E)x=0.$由

$$A-2E=\begin{bmatrix}-4 & 1 & 1\\ 0 & 0 & 0\\ -4 & 1 & 1\end{bmatrix}\sim\begin{bmatrix}-4 & 1 & 1\\ 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0\end{bmatrix},$$

得基础解系

$$p_2=\begin{bmatrix}0\\ 1\\ -1\end{bmatrix},p_3=\begin{bmatrix}1\\ 0\\ 4\end{bmatrix},$$

所以对应于$\lambda_2=\lambda_3=1$的全部特征向量为
$k_2p_2+k_3p_3\quad(k_2,k_3$不同时为0)

特征值与特征向量的求法以及常用性质

例 设λ是方阵A的特征值，证明

(1)λ^2是A^2的特征值；

(2)当A可逆时，$\frac{1}{\lambda}$是A^{-1}的特征值.

证 因λ是A的特征值，故有$p \neq 0$使$Ap = \lambda p$.于是

(1) $$A^2p = A(Ap) = A(\lambda p) = \lambda(Ap) = \lambda^2 p,$$

所以λ^2是A^2的特征值.

(2)当A可逆时，由$Ap = \lambda p$，有$p = \lambda A^{-1}p$，因$p \neq 0$，知$\lambda \neq 0$，故$A^{-1}p = \frac{1}{\lambda}p$，

所以$\frac{1}{\lambda}$是A^{-1}的特征值.

按此例类推，不难证明：**若λ是A的特征值，则λ^k是A^k的特征值；$\varphi(\lambda)$是$\varphi(A)$的特征值（其中$\varphi(\lambda) = a_0 + a_1\lambda + \cdots + a_m\lambda^m$是$\lambda$的多项式，$\varphi(A) = a_0E + a_1A + \cdots + a_mA^m$是矩阵A的多项式）.**

特征值与特征向量的求法以及常用性质

例 设3阶矩阵A的特征值1,-1,2，求$A^* + 3A - 2E$的特征值.

解 因A的特征值全不为0，知A可逆，

故$A^* = |A|A^{-1}$. 而$|A| = \lambda_1\lambda_2\lambda_3 = -2$，所以

$$A^* + 3A - 2E = -2A^{-1} + 3A - 2E.$$

把上式记作$\varphi(A)$，有$\varphi(\lambda) = -\frac{2}{\lambda} + 3\lambda - 2$.这里，$\varphi(A)$虽不是矩阵多项式，但也具有矩阵多项式的特性，从而可得$\varphi(A)$的特征值为$\varphi(1) = -1, \varphi(-1) = -3, \varphi(2) = 3$.

特征值与特征向量的求法以及常用性质

定理 设$\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_m$是方程A的m个特征值，$p_1,p_2,\cdots,p_m$依次是与之对应的特征向量，如果$\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_m$各不相等，则$p_1,p_2,\cdots,p_m$线性无关.

例 设λ_1和λ_2是矩阵A的两个不同的特征值，对应的特征向量依次为p_1和p_2，证明p_1+p_2不是A的特征向量.

证 按题设，有$Ap_1=\lambda_1 p_1$，　$Ap_2=\lambda_2 p_2$，故　$A(p_1+p_2)=\lambda_1 p_1+\lambda_2 p_2$.

用反证法，假设p_1+p_2是A的特征向量，则应存在数λ，使$A(p_1+p_2)=\lambda(p_1+p_2)$，于是

$$\lambda(p_1+p_2)=\lambda_1 p_1+\lambda_2 p_2，即(\lambda_1-\lambda)p_1+(\lambda_2-\lambda)p_2=0,$$

因$\lambda_1\neq\lambda_2$，按定理知p_1,p_2线性无关，故由上式得$\lambda_1-\lambda=\lambda_2-\lambda=0$,即$\lambda_1=\lambda_2$，与题设矛盾.因此$p_1+p_2$不是A的特征向量.

深度之眼
deepshare.net

联系我们:

电话：18001992849

邮箱：service@deepshare.net

Q Q： 2677693114

公众号

客服微信