



矩阵特征值及二次型

向量的内积及正交性

方阵的特征值与特征向量

相似矩阵

实对称矩阵的相似对角化

二次型及其标准形

正定二次型与正定矩阵

向量的内积及正交性

二维和三维空间中的向量有长度, 夹角等概念, 但是空间 \mathbb{R}^n 中的向量却没有这些概念. 本节我们先将二维和三维向量的数量积(又称内积)推广到 \mathbb{R}^n 中来, 再借助于 \mathbb{R}^n 中向量的内积来定义 \mathbb{R}^n 中向量的长度, 夹角等概念.

定义 (向量的内积)

设有 n 维向量

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

定义二元函数 $\langle \cdot, \cdot \rangle : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle := \mathbf{x}^T \mathbf{y} = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n,$$

我们称 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ 为 n 维向量 x 与 y 的内积.

向量的内积

定义 (向量的内积)

设有 n 维向量

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

定义二元函数 $\langle \cdot, \cdot \rangle : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle := \mathbf{x}^T \mathbf{y} = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n,$$

我们称 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ 为 n 维向量 x 与 y 的内积.

注

n 维向量的内积是二维,三维向量的数量积的一种推广,其结果是一个实数.

n 维向量内积的性质

对任意 n 维列向量 x, y 与 z ,任意 $\lambda \in \mathbb{R}$:

- (1) $\langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle;$
- (2) $\langle \lambda x, y \rangle = \lambda \langle y, x \rangle = \langle x, \lambda y \rangle;$
- (3) $\langle x + y, z \rangle = \langle x, z \rangle + \langle y, z \rangle;$
- (4) $\langle x, x \rangle \geq 0$, 当且仅当 $x = 0$ 时, $\langle x, x \rangle = 0.$

n 维向量内积的性质

对任意 n 维列向量 x, y 与 z ,任意 $\lambda \in \mathbb{R}$:

- (1) $\langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle;$
- (2) $\langle \lambda x, y \rangle = \lambda \langle y, x \rangle = \langle x, \lambda y \rangle;$
- (3) $\langle x + y, z \rangle = \langle x, z \rangle + \langle y, z \rangle;$
- (4) $\langle x, x \rangle \geqslant 0$, 当且仅当 $x = 0$ 时, $\langle x, x \rangle = 0$.

Cauchy-Schwarz不等式

对任意 n 维列向量 x, y ,

$$\langle x, y \rangle^2 \leqslant \langle x, x \rangle \langle y, y \rangle.$$

向量的长度

定义 (向量的长度)

设有 n 维向量

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n,$$

定义函数 $\|\cdot\| : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$:

$$\|\mathbf{x}\| := \sqrt{\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle} = x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2,$$

我们称 $\|\mathbf{x}\|$ 为 n 维向量 \mathbf{x} 的长度(或范数).

n 维向量长度的性质

- (1) 正定性: 当 $x \neq 0$ 时, $\|x\| > 0$; 当 $x = 0$ 时, $\|x\| = 0$;
- (2) 绝对齐次性: $\|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|x\|, \forall \lambda \in \mathbb{R}$;
- (3) 三角不等式: $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$.

n 维向量长度的性质

- (1) 正定性: 当 $x \neq 0$ 时, $\|x\| > 0$; 当 $x = 0$ 时, $\|x\| = 0$;
- (2) 绝对齐次性: $\|\lambda x\| = |\lambda| \cdot \|x\|$, $\forall \lambda \in \mathbb{R}$;
- (3) 三角不等式: $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$.

注

- 当 $\|x\| = 1$ 时, 我们称 x 为单位向量.
- 如果 $\alpha \neq 0$, 那么 $\frac{\alpha}{\|\alpha\|}$ 是一个单位向量.
- 我们称由向量 α 得到单位向量 $\frac{\alpha}{\|\alpha\|}$ 的过程称为向量 α 的单位化.

定义 (n 维向量之间的夹角)

当 n 维向量 $x \neq 0, y \neq 0$ 时, 我们称

$$\theta := \arccos \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \cdot \|y\|}$$

为 n 维向量 x 与 y 的夹角.

定义 (n 维向量之间的夹角)

当 n 维向量 $x \neq 0, y \neq 0$ 时, 我们称

$$\theta := \arccos \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \cdot \|y\|}$$

为 n 维向量 x 与 y 的夹角.

注

- 由Cauchy-Schwarz不等式可知向量夹角定义合理.
- 当 $\langle x, y \rangle = 0$ 时, 我们称 n 维向量 x 与 y 正交.
- $x = 0$ 时, 我们规定零向量 x 与任何 n 维向量都正交.

定义 (正交向量组)

我们称由一组两两正交的非零 n 维向量组成的向量组为一个正交向量组.

定义 (正交向量组)

我们称由一组两两正交的非零 n 维向量组成的向量组为一个正交向量组.

例

- \mathbb{R}^3 中一组正交向量组 $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix}$.

定义 (正交向量组)

我们称由一组两两正交的非零 n 维向量组成的向量组为一个正交向量组.

例

- \mathbb{R}^3 中一组正交向量组 $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 2 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix}$.

- \mathbb{R}^4 中一组正交向量组 $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{\sqrt{2}}{2} \\ -\frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix}$.

定理

若 n 维向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是一个正交向量组, 则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关.

定理

若 n 维向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是一个正交向量组, 则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关.

例 1

已知 3 维空间 \mathbb{R}^3 中的两个向量

$$\alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix}, \alpha_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{bmatrix},$$

正交, 试求一个非零向量 α_3 , 使得 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 两两正交.

定义 (向量空间中的标准正交基)

设 n 维向量组 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是向量空间 V ($V \subseteq \mathbb{R}^n$)的一个基, 如果 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 两两正交且都是单位向量, 那么我们称 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是 V 的一个标准正交基.

定义 (向量空间中的标准正交基)

设 n 维向量组 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是向量空间 V ($V \subseteq \mathbb{R}^n$)的一个基, 如果 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 两两正交且都是单位向量, 那么我们称 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是 V 的一个标准正交基.

例

- n 维单位向量 e_1, e_2, \dots, e^n 是 \mathbb{R}^n 的一个标准正交基.
- 向量组

$$\xi_1 = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \end{bmatrix}, \xi_2 = \begin{bmatrix} -\frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} \end{bmatrix}, \xi_3 = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \\ -\frac{2}{3} \end{bmatrix}$$

是 \mathbb{R}^3 的一个标准正交基.

向量空间中的标准正交基

设 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是 V 的一个标准正交基. 对 V 中任一向量 β , 我们有线性表示式

$$\beta = \lambda_1 \xi_1 + \lambda_2 \xi_2 + \dots + \lambda_r \xi_r,$$

用 $\xi_i^T (i = 1, 2, \dots, r)$ 左乘上式, 我们有

$$\xi_i^T \beta = \lambda_i \xi_i^T \xi_i = \lambda_i (i = 1, 2, \dots, r),$$

即

$$\lambda_i = \xi_i^T \beta = \langle \xi_i, \beta \rangle (i = 1, 2, \dots, r),$$

向量空间中的标准正交基

设 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是 V 的一个标准正交基. 对 V 中任一向量 β , 我们有线性表示式

$$\beta = \lambda_1 \xi_1 + \lambda_2 \xi_2 + \dots + \lambda_r \xi_r,$$

用 $\xi_i^T (i = 1, 2, \dots, r)$ 左乘上式, 我们有

$$\xi_i^T \beta = \lambda_i \xi_i^T \xi_i = \lambda_i (i = 1, 2, \dots, r),$$

即

$$\lambda_i = \xi_i^T \beta = \langle \xi_i, \beta \rangle (i = 1, 2, \dots, r),$$

向量 β 在标准正交基 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 中的坐标 λ_i 为内积 $\langle \xi_i, \beta \rangle (i = 1, 2, \dots, r)$, 因此我们从给定的向量空间中取一组基时常常取标准正交基.

向量空间中的标准正交基

设 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 是 V 的一个标准正交基. 对 V 中任一向量 β , 我们有线性表示式

$$\beta = \lambda_1 \xi_1 + \lambda_2 \xi_2 + \dots + \lambda_r \xi_r,$$

用 $\xi_i^T (i = 1, 2, \dots, r)$ 左乘上式, 我们有

$$\xi_i^T \beta = \lambda_i \xi_i^T \xi_i = \lambda_i (i = 1, 2, \dots, r),$$

即

$$\lambda_i = \xi_i^T \beta = \langle \xi_i, \beta \rangle (i = 1, 2, \dots, r),$$

向量 β 在标准正交基 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 中的坐标 λ_i 为内积 $\langle \xi_i, \beta \rangle (i = 1, 2, \dots, r)$, 因此我们从给定的向量空间中取一组基时常常取标准正交基.

问题

从向量空间 V 的一个基出发, 我们如何找到 V 的一组标准正交基?

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 是向量空间 V 的一个基, 从基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 出发, 我们需要找到一组两两正交的单位向量 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$, 使 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 与 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 等价.

施密特正交化过程

设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 是向量空间 V 的一个基, 从基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 出发, 我们需要找到一组两两正交的单位向量 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$, 使 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 与 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 等价.

(1) 将基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 正交化. 即取

$$\beta_1 = \alpha_1,$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - \frac{\langle \beta_1, \alpha_2 \rangle}{\langle \beta_1, \beta_1 \rangle} \beta_1,$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - \frac{\langle \beta_1, \alpha_3 \rangle}{\langle \beta_1, \beta_1 \rangle} \beta_1 - \frac{\langle \beta_2, \alpha_3 \rangle}{\langle \beta_2, \beta_2 \rangle} \beta_2,$$

.....

$$\beta_r = \alpha_r - \frac{\langle \beta_1, \alpha_r \rangle}{\langle \beta_1, \beta_1 \rangle} \beta_1 - \frac{\langle \beta_2, \alpha_r \rangle}{\langle \beta_2, \beta_2 \rangle} \beta_2 - \cdots - \frac{\langle \beta_{r-1}, \alpha_r \rangle}{\langle \beta_{r-1}, \beta_{r-1} \rangle} \beta_{r-1}.$$

我们可以验证 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 两两正交, 且与 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 等价.

定义 (施密特正交化过程)

我们称上述从线性无关向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 导出正交向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 的过程为施密特(Schmidt)正交化过程.

定义 (施密特正交化过程)

我们称上述从线性无关向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 导出正交向量组 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 的过程为施密特(Schmidt)正交化过程.

(2) 我们将 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 单位化, 得到

$$\xi_1 = \frac{\beta_1}{\|\beta_1\|}, \xi_2 = \frac{\beta_2}{\|\beta_2\|}, \dots, \xi_r = \frac{\beta_r}{\|\beta_r\|}.$$

因此向量组 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_r$ 就是 V 的一个标准正交基.

例 2

设

$$\alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \alpha_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}, \alpha_3 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

是 \mathbb{R}^3 的一个基, 求一个与 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 等价的标准正交基.

例 2

设

$$\alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \alpha_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}, \alpha_3 = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

是 \mathbb{R}^3 的一个基, 求一个与 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 等价的标准正交基.

例 3

已知 $\alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$, 求一组非零向量 α_2, α_3 , 使 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 两两正交.

定义 (正交矩阵)

如果 n 阶矩阵A满足

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{E}_n \text{(即 } \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^T\text{)},$$

那么我们称A为正交矩阵, 简称正交阵.

定义 (正交矩阵)

如果 n 阶矩阵 A 满足

$$A^T A = E_n \text{ (即 } A^{-1} = A^T\text{)},$$

那么我们称 A 为正交矩阵, 简称正交阵.

定理 (判定方阵为正交矩阵)

设矩阵 A 是 n 阶方阵, 则下列结论等价:

- (1) A 是 n 阶正交矩阵;
- (2) A 的列向量组是 \mathbb{R}^n 的一个标准正交基;
- (3) A 的行向量组是 \mathbb{R}^n 的一个标准正交基.

例 4

验证矩阵

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

是正交阵.

正交矩阵的性质

- (1) 若 A 为正交矩阵, 则 $A^{-1} = A^T$ 也是正交矩阵, 且 $|A| = 1$ 或 -1 .
- (2) 若 A 和 B 都是正交矩阵, 则 AB 也是正交矩阵.

正交矩阵的性质

- (1) 若 A 为正交矩阵, 则 $A^{-1} = A^T$ 也是正交矩阵, 且 $|A| = 1$ 或 -1 .
- (2) 若 A 和 B 都是正交矩阵, 则 AB 也是正交矩阵.

定义 (正交变换)

如果 P 为正交矩阵, 那么我们称变换 $y = Px$ 为正交变换.

正交矩阵的性质

- (1) 若 A 为正交矩阵, 则 $A^{-1} = A^T$ 也是正交矩阵, 且 $|A| = 1$ 或 -1 .
- (2) 若 A 和 B 都是正交矩阵, 则 AB 也是正交矩阵.

定义 (正交变换)

如果 P 为正交矩阵, 那么我们称变换 $y = Px$ 为正交变换.

设 $y = Px$ 为正交变换, 则

$$\|y\| = \sqrt{y^T y} = \sqrt{x^T P^T P x} = \sqrt{x^T x} = \|x\|.$$

即正交变换保持向量的长度不变.

方阵的特征值与特征向量

工程技术中的一些问题, 常可归结为求一个方阵的特征值和特征向量:

- 振动问题和稳定性问题.
- 方阵的对角化及解微分方程组等问题.

工程技术中的一些问题, 常可归结为求一个方阵的特征值和特征向量:

- 振动问题和稳定性问题.
- 方阵的对角化及解微分方程组等问题.

本节我们就来介绍方阵的特征值理论.

定义 (特征值与特征向量)

设 A 是 n 阶矩阵, 如果存在数 λ 和 n 维非零向量 α , 使得

$$A\alpha = \lambda\alpha,$$

那么我们称

- λ 为矩阵 A 的**特征值**,
- 非零向量 α 为 A 对应于特征值 λ 的**特征向量**.

例

设矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}$, 向量 $\alpha = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$,

例

设矩阵 $A = \begin{bmatrix} -1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}$, 向量 $\alpha = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$, 由于

$$A\alpha = \begin{bmatrix} -1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 6 \\ 3 \end{bmatrix} = 3 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix},$$

所以数3是矩阵A的一个特征值, α 是A的对应于特征值3的特征向量.

问题

一个任意给定的 n 阶矩阵A有多少个特征值？我们如何计算矩阵A的特征向量？

问题

一个任意给定的 n 阶矩阵 A 有多少个特征值？我们如何计算矩阵 A 的特征向量？

我们先假设矩阵 A 有特征值 λ , 对应于特征值 λ 的特征向量 α , 那么 λ 与 α 满足 $A\alpha = \lambda\alpha$, 将上式改写成

$$(A - \lambda E)\alpha = 0,$$

所以 α 是 n 个未知数 n 个方程的齐次方程组 $(A\alpha - \lambda E)x = 0$ 的非零解. 而方程组有非零解的充分必要条件是系数行列式等于零, 即 $|A - \lambda E| = 0$. 我们记

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

定义 (方阵的特征多项式与特征方程)

- 我们称 λ 的 n 次多项式

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

为矩阵 \mathbf{A} 的**特征多项式**.

- $|\mathbf{A} - \lambda\mathbf{E}| = 0$ 是以 λ 为未知数的一元 n 次方程, 我们称其为矩阵 \mathbf{A} 的**特征方程**, 而 \mathbf{A} 的特征值就是特征方程 $f(\lambda) = 0$ 的根.

定义 (方阵的特征多项式与特征方程)

- 我们称 λ 的 n 次多项式

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

为矩阵 \mathbf{A} 的特征多项式.

- $|\mathbf{A} - \lambda\mathbf{E}| = 0$ 是以 λ 为未知数的一元 n 次方程, 我们称其为矩阵 \mathbf{A} 的**特征方程**, 而 \mathbf{A} 的特征值就是特征方程 $f(\lambda) = 0$ 的根.

定理 (代数基本定理(2.0))

一元 n 次方程在复数域 \mathbb{C} 范围内恒有 n 个根(重根按重数计算).

注

- n 阶矩阵A在复数范围内有 n 个特征值, 通过求解矩阵A的特征方程我们就可以得到这 n 个特征值.
- 设 $\lambda = \lambda_i$ 为矩阵A的一个特征值, 由方程 $(A - \lambda_i E)x = 0$ 可求得非零解 $x = \alpha_i$, 因此 α_i 是矩阵A对应于特征值 λ_i 的特征向量.

注

- n 阶矩阵A在复数范围内有 n 个特征值, 通过求解矩阵A的特征方程我们就可以得到这 n 个特征值.
- 设 $\lambda = \lambda_i$ 为矩阵A的一个特征值, 由方程 $(A - \lambda_i E)x = 0$ 可求得非零解 $x = \alpha_i$, 因此 α_i 是矩阵A对应于特征值 λ_i 的特征向量.

例 1

求矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

的特征值和特征向量.

例 2

求矩阵

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

的特征值和特征向量.

例 2

求矩阵

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

的特征值和特征向量.

例 3

求矩阵

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 3 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

的特征值和特征向量.

性质1

设 n 阶矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则

- (1) $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = a_{11} + a_{22} + \dots + a_{nn}$;
- (2) $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n = |\mathbf{A}|$.

性质1

设 n 阶矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则

- (1) $\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = a_{11} + a_{22} + \dots + a_{nn}$;
- (2) $\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n = |\mathbf{A}|$.

性质2

如果 λ 是方阵 \mathbf{A} 的特征值且 α 为对应于特征值 λ 的特征向量,那么

- (1) λ^k 是方阵 \mathbf{A}^k 的特征值(k 为非负整数), 对应于特征值 λ^k 的特征向量是 α ;
- (2) $k\lambda$ 是方阵 $k\mathbf{A}$ 的特征值(k 为任意常数), 对应于特征值 $k\lambda$ 的特征向量是 α ;
- (3) 当 \mathbf{A} 可逆时, λ^{-1} 是方阵 \mathbf{A}^{-1} 的特征值, 对应于特征值 λ^{-1} 的特征向量是 α .

性质3

如果矩阵A的多项式是

$$\varphi(\mathbf{A}) = a_m \mathbf{A}^m + \cdots + a_1 \mathbf{A} + a_0 \mathbf{E},$$

那么方阵 $\varphi(\mathbf{A})$ 的特征值是 $\varphi(\lambda)$, 其中

$$\varphi(\lambda) = a_m \lambda^m + \cdots + a_1 \lambda + a_0$$

是关于 λ 的多项式, 对应于特征值 $\varphi(\lambda)$ 的特征向量是 α .

性质3

如果矩阵A的多项式是

$$\varphi(\mathbf{A}) = a_m \mathbf{A}^m + \cdots + a_1 \mathbf{A} + a_0 \mathbf{E},$$

那么方阵 $\varphi(\mathbf{A})$ 的特征值是 $\varphi(\lambda)$, 其中

$$\varphi(\lambda) = a_m \lambda^m + \cdots + a_1 \lambda + a_0$$

是关于 λ 的多项式, 对应于特征值 $\varphi(\lambda)$ 的特征向量是 α .

性质4

如果 α_1 与 α_2 是方阵A的同一特征值 λ 所对应的特征向量, 那么 $k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2$ (k_1, k_2 不同时为零)也是特征值 λ 所对应的特征向量.

性质5

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 是方阵A的m个互不相同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是依次与之对应的特征向量,那么 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关.

性质5

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 是方阵A的m个互不相同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是依次与之对应的特征向量,那么 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关.

性质6

设 λ_1, λ_2 是矩阵A的两个不同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 和 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 是分别对应于 λ_1 和 λ_2 的线性无关的特征向量,则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 线性无关.

性质5

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 是方阵A的m个互不相同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是依次与之对应的特征向量,那么 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关.

性质6

设 λ_1, λ_2 是矩阵A的两个不同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 和 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 是分别对应于 λ_1 和 λ_2 的线性无关的特征向量,则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 线性无关.

例 4

设3阶矩阵的特征值为1, 2, 3, 求 $2A^* - 3A + 2E_3$ 的特征值.

性质5

设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 是方阵A的m个互不相同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是依次与之对应的特征向量,那么 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关.

性质6

设 λ_1, λ_2 是矩阵A的两个不同的特征值, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 和 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 是分别对应于 λ_1 和 λ_2 的线性无关的特征向量,则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 线性无关.

例 4

设3阶矩阵的特征值为1, 2, 3, 求 $2A^* - 3A + 2E_3$ 的特征值.

例 5

设 λ_1, 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 α_1, α_2 .
证明: $\alpha_1 + \alpha_2$ 不是A的特征向量.

相似矩阵

本节我们介绍矩阵相似的概念和性质，并给出矩阵与对角矩阵相似的充要条件.

定义 (相似矩阵)

设 n 阶方阵A, B.

- 如果存在可逆矩阵P,使得 $P^{-1}AP = B$, 那么我们称B是A的**相似矩阵**,或者说**矩阵A与B相似**.
- 我们称对矩阵A的运算 $P^{-1}AP$ 为对A进行**相似变换**.
- 我们称可逆矩阵P为把A变成B的**相似变换矩阵**.

定义 (相似矩阵)

设 n 阶方阵 A, B .

- 如果存在可逆矩阵 P ,使得 $P^{-1}AP = B$, 那么我们称 B 是 A 的**相似矩阵**,或者说**矩阵 A 与 B 相似**.
- 我们称对矩阵 A 的运算 $P^{-1}AP$ 为对 A 进行**相似变换**.
- 我们称可逆矩阵 P 为把 A 变成 B 的**相似变换矩阵**.

定理

若 n 阶矩阵 A 与 B 相似, 则 A 与 B 有相同的特征多项式, 从而 A 与 B 有相同的特征值.

推论

若 n 阶矩阵 A 与对角阵

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

相似，则 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 即是 A 的 n 个特征值.

推论

若 n 阶矩阵 A 与对角阵

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

相似, 则 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 即是 A 的 n 个特征值.

定理

设 $f(\lambda)$ 是矩阵 A 的特征多项式, 则 $f(A) = 0$.

定义 (方阵的对角化)

我们称对 n 阶方阵A去寻求相似变换矩阵P,使得 $\Lambda = P^{-1}AP$ 为对角阵的过程为矩阵A的相似对角化.

定义 (方阵的对角化)

我们称对 n 阶方阵A去寻求相似变换矩阵P,使得 $\Lambda = P^{-1}AP$ 为对角阵的过程为矩阵A的相似对角化.

问题

如果 n 阶矩阵A可相似对角化, 我们如何寻找相似变换矩阵P?

- 假设 n 阶矩阵A可以相似对角化, 即存在可逆矩阵P, 使得 $P^{-1}AP = \Lambda$ 为对角阵.

方阵的相似对角化

定义 (方阵的对角化)

我们称对 n 阶方阵A去寻求相似变换矩阵P,使得 $\Lambda = P^{-1}AP$ 为对角阵的过程为矩阵A的相似对角化.

问题

如果n阶矩阵A可相似对角化, 我们如何寻找相似变换矩阵P?

- 假设 n 阶矩阵A可以相似对角化, 即存在可逆矩阵P, 使得 $P^{-1}AP = \Lambda$ 为对角阵. 我们把矩阵P列分块为 $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, 由 $P^{-1}AP = \Lambda$, 得 $AP = P\Lambda$, 即

$$A(p_1, p_2, \dots, p_n) = (p_1, p_2, \dots, p_n) \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix} = (\lambda_1 p_1, \lambda_2 p_2, \dots, \lambda_n p_n).$$

- 于是 $\mathbf{A}p_i = \lambda_i p_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 即 λ_i 为 \mathbf{A} 的特征值, 而 \mathbf{P} 的列向量 p_i 就是 \mathbf{A} 对应于特征值 λ_i 的特征向量.

- 于是 $\mathbf{A}p_i = \lambda_i p_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 即 λ_i 为 \mathbf{A} 的特征值, 而 \mathbf{P} 的列向量 p_i 就是 \mathbf{A} 对应于特征值 λ_i 的特征向量.
- 反之, 如果 n 阶矩阵 \mathbf{A} 恰好有 n 个特征向量, 那么这 n 个特征向量即可构成矩阵 \mathbf{P} , 使得

$$\mathbf{AP} = \mathbf{P}\Lambda.$$

这 n 个特征向量必定线性无关, 从而 \mathbf{P} 可逆, 因此有 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} = \Lambda$.

- 于是 $\mathbf{A}p_i = \lambda_i p_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 即 λ_i 为 \mathbf{A} 的特征值, 而 \mathbf{P} 的列向量 p_i 就是 \mathbf{A} 对应于特征值 λ_i 的特征向量.
- 反之, 如果 n 阶矩阵 \mathbf{A} 恰好有 n 个特征向量, 那么这 n 个特征向量即可构成矩阵 \mathbf{P} , 使得

$$\mathbf{AP} = \mathbf{P}\Lambda.$$

这 n 个特征向量必定线性无关, 从而 \mathbf{P} 可逆, 因此有 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} = \Lambda$.

定理 (方阵对角化的充要条件)

n 阶矩阵 \mathbf{A} 与对角阵相似 (\mathbf{A} 能对角化) $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 有 n 个线性无关的特征向量.

- 于是 $\mathbf{A}p_i = \lambda_i p_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 即 λ_i 为 \mathbf{A} 的特征值, 而 \mathbf{P} 的列向量 p_i 就是 \mathbf{A} 对应于特征值 λ_i 的特征向量.
- 反之, 如果 n 阶矩阵 \mathbf{A} 恰好有 n 个特征向量, 那么这 n 个特征向量即可构成矩阵 \mathbf{P} , 使得

$$\mathbf{AP} = \mathbf{P}\Lambda.$$

这 n 个特征向量必定线性无关, 从而 \mathbf{P} 可逆, 因此有 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} = \Lambda$.

定理 (方阵对角化的充要条件)

n 阶矩阵 \mathbf{A} 与对角阵相似 (\mathbf{A} 能对角化) $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 有 n 个线性无关的特征向量.

推论

如果 n 阶矩阵 \mathbf{A} 的 n 个特征值互不相等, 则 \mathbf{A} 与对角阵相似.

注

矩阵的特征方程有重根时不一定有 n 个线性无关的特征向量,从而不一定能对角化.

注

矩阵的特征方程有重根时不一定有 n 个线性无关的特征向量,从而不一定能对角化.

例 1

设

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ x & 1 & y \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

有3个线性无关的特征向量, 求 x 与 y 应满足的条件.

实对称矩阵的相似对角化

根据方阵可对角化的理论内容可知, 要判断一个 n 阶矩阵A是否可对角化, 关键在于判断这个矩阵是否有 n 个线性无关的特征向量.

根据方阵可对角化的理论内容可知, 要判断一个 n 阶矩阵A是否可对角化, 关键在于判断这个矩阵是否有 n 个线性无关的特征向量.

但这不是一件容易的事情(我们对此不进行一般性的讨论), 以下我们仅讨论当方阵A是实对称矩阵的情形(关于实对称矩阵的对角化问题有确定的结果): 实对称矩阵总是可对角化.

根据方阵可对角化的理论内容可知, 要判断一个 n 阶矩阵A是否可对角化, 关键在于判断这个矩阵是否有 n 个线性无关的特征向量.

但这不是一件容易的事情(我们对此不进行一般性的讨论), 以下我们仅讨论当方阵A是实对称矩阵的情形(关于实对称矩阵的对角化问题有确定的结果): 实对称矩阵总是可对角化.

本节我们来具体讨论实对称矩阵的对角化.

定义 (实对称矩阵)

如果一个 n 阶实矩阵A满足 $A = A^T$,那么我们称A为一个实对称矩阵.

定义 (哈密顿矩阵)

如果一个 n 阶复矩阵A满足 $A = A^T$,那么我们称A为一个哈密顿矩阵.

定义 (复矩阵及其共轭矩阵)

设复矩阵 $X = (x_{ij}), x_{ij} \in \mathbb{C}$. 我们称 $\bar{X} = (\bar{x}_{ij}), \bar{x}_{ij} \in \mathbb{C}$ 为矩阵 $X = (x_{ij})$ 的共轭矩阵.

性质1

实对称矩阵的特征值为实数.

- 设对称矩阵A的特征值为 $\lambda \in \mathbb{C}$, 对应 λ 的特征向量为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$,
即 $\mathbf{Ax} = \lambda x$.

性质1

实对称矩阵的特征值为实数.

- 设对称矩阵A的特征值为 $\lambda \in \mathbb{C}$, 对应 λ 的特征向量为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 即 $\mathbf{Ax} = \lambda x$.
- A为实对称矩阵, 有 $A = \overline{A}$ 及 $A^T = A$.

性质1

实对称矩阵的特征值为实数.

- 设对称矩阵 A 的特征值为 $\lambda \in \mathbb{C}$, 对应 λ 的特征向量为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 即 $Ax = \lambda x$.
- A 为实对称矩阵, 有 $A = \overline{A}$ 及 $A^T = A$.
- 注意到

$$\bar{x}^T Ax = \bar{x}^T (Ax) = \bar{x}^T (\lambda x) = \lambda \bar{x}^T x$$

且

$$\bar{x}^T Ax = (\bar{x}^T A)x = (A\bar{x})^T x = (\overline{A}\bar{x})^T x = (\overline{Ax})^T x = (\overline{\lambda x})^T x = \bar{\lambda} \bar{x}^T x.$$

两式相减, 我们得到 $(\lambda - \bar{\lambda})\bar{x}^T x = 0, x \neq 0$.

- $x \neq 0 \Rightarrow \bar{x}^T x = \sum_{i=1}^n \bar{x}_i x_i = \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \neq 0$, 所以 $\lambda - \bar{\lambda} = 0$, 即 $\lambda = \bar{\lambda}$, 这说明 $\lambda \in \mathbb{R}$.
- 特征值 $\lambda_i \in \mathbb{R} \Rightarrow$ 实系数齐次线性方程组 $(A - \lambda_i E)x = 0$ 必有实的基础解系, 所以对应特征值 λ_i 的特征向量可以取实向量.

性质2

设对称矩阵 A 的特征值为 λ_1, λ_2 , 其对应特征向量 p_1, p_2 . 若 $\lambda_1 \neq \lambda_2$, 则 p_1 与 p_2 正交.

- $x \neq 0 \Rightarrow \bar{x}^T x = \sum_{i=1}^n \bar{x}_i x_i = \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \neq 0$, 所以 $\lambda - \bar{\lambda} = 0$, 即 $\lambda = \bar{\lambda}$, 这说明 $\lambda \in \mathbb{R}$.
- 特征值 $\lambda_i \in \mathbb{R} \Rightarrow$ 实系数齐次线性方程组 $(A - \lambda_i E)x = 0$ 必有实的基础解系, 所以对应特征值 λ_i 的特征向量可以取实向量.

性质2

设对称矩阵 A 的特征值为 λ_1, λ_2 , 其对应特征向量 p_1, p_2 . 若 $\lambda_1 \neq \lambda_2$, 则 p_1 与 p_2 正交.

已知 $Ap_1 = \lambda_1 p_1, Ap_2 = \lambda_2 p_2, \lambda_1 \neq \lambda_2$, 且 A 对称. 于是

$$\begin{aligned}\lambda_1 p_1^T p_2 &= (\lambda_1 p_1^T) p_2 = (\lambda_1 p_1)^T p_2 = (Ap_1)^T p_2 \\ &= p_1^T A^T p_2 = p_1^T (Ap_2) = p_1^T (\lambda_2 p_2) = \lambda_2 p_1^T p_2.\end{aligned}$$

- $x \neq 0 \Rightarrow \bar{x}^T x = \sum_{i=1}^n \bar{x}_i x_i = \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \neq 0$, 所以 $\lambda - \bar{\lambda} = 0$, 即 $\lambda = \bar{\lambda}$, 这说明 $\lambda \in \mathbb{R}$.
- 特征值 $\lambda_i \in \mathbb{R} \Rightarrow$ 实系数齐次线性方程组 $(A - \lambda_i E)x = 0$ 必有实的基础解系, 所以对应特征值 λ_i 的特征向量可以取实向量.

性质2

设对称矩阵 A 的特征值为 λ_1, λ_2 , 其对应特征向量 p_1, p_2 . 若 $\lambda_1 \neq \lambda_2$, 则 p_1 与 p_2 正交.

已知 $A p_1 = \lambda_1 p_1, A p_2 = \lambda_2 p_2, \lambda_1 \neq \lambda_2$, 且 A 对称. 于是

$$\begin{aligned}\lambda_1 p_1^T p_2 &= (\lambda_1 p_1^T) p_2 = (\lambda_1 p_1)^T p_2 = (A p_1)^T p_2 \\ &= p_1^T A^T p_2 = p_1^T (A p_2) = p_1^T (\lambda_2 p_2) = \lambda_2 p_1^T p_2.\end{aligned}$$

即 $(\lambda_1 - \lambda_2) p_1^T p_2 = 0$ 但 $\lambda_1 \neq \lambda_2$, 所以 $\langle p_1, p_2 \rangle = p_1^T p_2 = 0$, 即 p_1 与 p_2 正交.

定理

n 阶实对称阵 A 必定正交相似于实对角阵 Λ : 即存在正交矩阵 P , 使得

$$P^{-1}AP = P^TAP = \Lambda,$$

其中 Λ 的对角线上的元素是 A 的 n 个特征值.

定理

n 阶实对称阵 A 必定正交相似于实对角阵 Λ :即存在正交矩阵 P ,使得

$$P^{-1}AP = P^TAP = \Lambda,$$

其中 Λ 的对角线上的元素是 A 的 n 个特征值.

推论

设 A 为 n 阶实对称阵, λ 是 A 的特征方程的 k 重根, 则矩阵 $A - \lambda E$ 的秩

$$R(A - \lambda E) = n - k,$$

从而对应特征值 λ 有 k 个线性无关的特征向量.

算法

我们有如下将实对称矩阵A对角化的步骤:

- (1) 计算A的全部特征值 $\lambda_1 \neq \lambda_2 \neq \cdots \neq \lambda_s$, λ_i 的重数依次为 $k_i, i = 1, 2, \dots, s$
且 $k_1 + k_2 + \cdots + k_s = n$;
- (2) 对于每个 k_i 重特征值 λ_i , 我们求方程 $(A - \lambda_i E)x = 0$ 的基础解系, 得到 k_i 个线性
无关的特征向量, 再把它们正交化, 单位化, 得 k_i 个两两正交的单位特征向量. 由
于 $k_1 + k_2 + \cdots + k_s = n$, 所以我们总共可得 n 个两两正交的单位特征向量;
- (3) 将这 n 个两两正交的单位特征向量构成正交阵P, 有 $P^{-1}AP = P^TAP = \Lambda$.
- (4) 需要注意: 对角矩阵 Λ 中对角元的排列次序应与P中列向量的排列次序相对应.

例 1

设矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & -1 & 0 \\ 3 & 0 & 2 \end{bmatrix}$, 求正交阵 P , 使 $P^{-1}AP = P^TAP$ 为对角阵.

例 1

设矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & -1 & 0 \\ 3 & 0 & 2 \end{bmatrix}$, 求正交阵 P , 使 $P^{-1}AP = P^TAP$ 为对角阵.

例 2

设 $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{bmatrix}$, 求 A^{10} .

二次型及其标准形

已知平面 \mathbb{R}^2 上一条曲线方程为 $3x^2 + 3y^2 + 4xy = 1$, 为了求曲线上到原点的距离最长和最短的点, 可以先选择适当的坐标旋转变换

$$\begin{cases} x = x' \cos \theta - y' \sin \theta, \\ y = x' \sin \theta + y' \cos \theta, \end{cases} \quad \theta = \frac{\pi}{4},$$

即

$$\begin{cases} x = \frac{\sqrt{2}}{2}x' - \frac{\sqrt{2}}{2}y', \\ y = \frac{\sqrt{2}}{2}x' + \frac{\sqrt{2}}{2}y', \end{cases}$$

将曲线方程化为标准方程: $x'^2 + 5y'^2 = 1$.

已知平面 \mathbb{R}^2 上一条曲线方程为 $3x^2 + 3y^2 + 4xy = 1$, 为了求曲线上到原点的距离最长和最短的点, 可以先选择适当的坐标旋转变换

$$\begin{cases} x = x' \cos \theta - y' \sin \theta, \\ y = x' \sin \theta + y' \cos \theta, \end{cases} \quad \theta = \frac{\pi}{4},$$

即

$$\begin{cases} x = \frac{\sqrt{2}}{2}x' - \frac{\sqrt{2}}{2}y', \\ y = \frac{\sqrt{2}}{2}x' + \frac{\sqrt{2}}{2}y', \end{cases}$$

将曲线方程化为标准方程: $x'^2 + 5y'^2 = 1$.

显然, 这是一条椭圆曲线, 从而曲线上到原点的距离最长和最短的点分别可取 $(\pm 1, 0)$ 和 $(0, \pm \frac{1}{\sqrt{5}})$.

从代数学的观点来看, 上述化曲线的一般方程为标准方程的过程, 就是通过变量间非退化的线性替换把一个二次齐次多项式化简为只含有平方项的过程. 我们会经常在许多实际问题或理论问题中遇到这样的问题.

从代数学的观点来看, 上述化曲线的一般方程为标准方程的过程, 就是通过变量间非退化的线性替换把一个二次齐次多项式化简为只含有平方项的过程. 我们会经常在许多实际问题或理论问题中遇到这样的问题.

本节我们讨论一般的含 n 个变量的二次齐次多项式并研究如何利用变量间非退化的线性替换将二次齐次多项式化简为只含有平方项的二次多项式.

定义 (二次型及其标准形)

- 我们称数域 \mathbb{F} 上含有 n 个变量 x_1, x_2, \dots, x_n 的二次齐次多项式

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n) = & \\ & a_{11}x_1^2 + 2a_{12}x_1x_2 + 2a_{13}x_1x_3 + \cdots + 2a_{1,n-1}x_1x_{n-1} + 2a_{1n}x_1x_n \\ & + a_{22}x_2^2 + 2a_{23}x_2x_3 + \cdots + 2a_{2,n-1}x_2x_{n-1} + 2a_{2n}x_2x_n \\ & \quad \cdots \cdots \\ & + a_{n-1,n-1}x_{n-1}^2 + \cdots + 2a_{n-1,n}x_{n-1}x_n \\ & \quad + a_{nn}x_n^2 \end{aligned} \tag{5-1}$$

为一个二次型.

- 如果所有系数 $a_{ij} \in \mathbb{R}$ ($1 \leq i, j \leq n$), 那么我们称该二次型为实二次型.

定义 (二次型及其标准形)

- 如果 n 元实二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 只含有平方项, 即

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = k_1x_1^2 + k_2x_2^2 + \dots + k_nx_n^2,$$

那么我们称这样的二次型为二次型的标准形.

- 如果二次型标准形的系数 k_1, k_2, \dots, k_n 只在 $1, -1, 0$ 三个数中取值, 即

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_p^2 - x_{p+1}^2 - \dots - x_r^2,$$

那么我们称这样的二次型为二次型的规范形.

二次型及其标准形的定义

注

在式(5-1)中, 对 $j > i$ 取 $a_{ji} = a_{ij}$, 那么

$$2a_{ij}x_i x_j = a_{ij}x_i x_j + a_{ji}x_j x_i,$$

于是式(5-1)中二次型有如下对称多项式求和表示:

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= a_{11}x_1^2 + a_{12}x_1x_2 + \dots + a_{1n}x_1x_n \\ &\quad + a_{21}x_2x_1 + a_{22}x_2^2 + \dots + a_{2n}x_2x_n \\ &\quad + \dots \dots \dots \\ &\quad + a_{n1}x_nx_1 + a_{n2}x_nx_2 + \dots + a_{nn}x_n^2 \\ &= \sum_{i,j=1}^n a_{ij}x_i x_j. \end{aligned} \tag{5-2}$$

注

式(5-2)中二次型有如下矩阵乘积表示:

$$f = (a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n)x_1 + (a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n)x_2 \\ + \cdots + (a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n)x_n$$

$$= (x_1, x_2, \dots, x_n) \begin{bmatrix} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n \\ \cdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n \end{bmatrix}$$

$$= (x_1, x_2, \dots, x_n) \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}.$$

二次型及其标准形的定义

注

记

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix},$$

那么上述二次型又可记作

$$f(\mathbf{x}) = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots, \mathbf{x}_n) \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x},$$

其中 \mathbf{A} 为一个对称矩阵.

例

二次型 $f = x_1^2 - 3x_3^2 - 4x_1x_2 + x_2x_3$ 有如下矩阵乘积表示:

$$f(x_1, x_2, x_3) = (x_1, x_2, x_3) \begin{bmatrix} 1 & -2 & 0 \\ -2 & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & \frac{1}{2} & -3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}.$$

注

上述推理说明二次型与对称矩阵之间存在一一对应的关系. 因此,

- 矩阵 \mathbf{A} 叫做二次型 $f(x) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ 的矩阵.
- $f(x) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ 叫做对称阵 \mathbf{A} 的二次型.

注

对于二次型 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$, 如何寻求可逆的线性变换

$$\left\{ \begin{array}{l} x_1 = c_{11}y_1 + c_{12}y_2 + \cdots + c_{1n}y_n, \\ x_2 = c_{21}y_1 + c_{22}y_2 + \cdots + c_{2n}y_n, \\ \cdots \cdots \\ x_n = c_{n1}y_1 + c_{n2}y_2 + \cdots + c_{nn}y_n \end{array} \right. \quad (5-3)$$

使得二次型 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$ 可以化为标准形, 其中 $c_{ij} \in \mathbb{R}$ ($1 \leq i, j \leq n$).

注

对于二次型 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$, 如何寻求可逆的线性变换

$$\begin{cases} x_1 = c_{11}y_1 + c_{12}y_2 + \cdots + c_{1n}y_n, \\ x_2 = c_{21}y_1 + c_{22}y_2 + \cdots + c_{2n}y_n, \\ \cdots \cdots \\ x_n = c_{n1}y_1 + c_{n2}y_2 + \cdots + c_{nn}y_n \end{cases} \quad (5-3)$$

使得二次型 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$ 可以化为标准形, 其中 $c_{ij} \in \mathbb{R}$ ($1 \leq i, j \leq n$).

记 $\mathbf{C} = (c_{ij})$, $\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$, 我们可以把可逆变换(5-3)记作 $x = \mathbf{C}\mathbf{y}$.

将 $x = Cy$ 代入 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$, 我们有

$$f(x) = x^T \mathbf{A}x = (Cy)^T \mathbf{A}Cy = y^T (\mathbf{C}^T \mathbf{A} \mathbf{C})y = y^T \mathbf{B}y = g(y).$$

将 $x = Cy$ 代入 $f(x) = x^T Ax$, 我们有

$$f(x) = x^T Ax = (Cy)^T ACy = y^T (C^T AC)y = y^T By = g(y).$$

因此, 如果二次型 $g(y) = y^T By$ 是标准形, 那么矩阵 $B = C^T AC$ 就是对角阵.

将 $x = Cy$ 代入 $f(x) = x^T Ax$, 我们有

$$f(x) = x^T Ax = (Cy)^T ACy = y^T (C^T AC)y = y^T By = g(y).$$

因此, 如果二次型 $g(y) = y^T By$ 是标准形, 那么矩阵 $B = C^T AC$ 就是对角阵.

定义 (合同矩阵)

设A和B是 n 阶矩阵, 若有可逆矩阵C, 使 $B = C^T AC$, 则称矩阵A与B合同.

将 $x = Cy$ 代入 $f(x) = x^T Ax$, 我们有

$$f(x) = x^T Ax = (Cy)^T ACy = y^T (C^T AC)y = y^T By = g(y).$$

因此, 如果二次型 $g(y) = y^T By$ 是标准形, 那么矩阵 $B = C^T AC$ 就是对角阵.

定义 (合同矩阵)

设A和B是 n 阶矩阵, 若有可逆矩阵C, 使 $B = C^T AC$, 则称矩阵A与B合同.

合同关系

矩阵间的合同关系是一个等价关系, 其满足

(1) 反身性:每一个方阵都与它自身合同: $A = E^T AE$

(2) 对称性:如果A与B合同,那么B与A也合同:

$$B = C^T AC, C \text{可逆} \Rightarrow A = P^T AP, P = C^{-1}.$$

(3) 传递性:如果A与B合同,如果B与C合同,那么A与C也合同:

$$B = P_1^T AP_1, C = P_2^T BP_2 \Rightarrow C = P_2^T P_1^T AP_1 P_2 = (P_1 P_2)^T A (P_1 P_2).$$

命题

如果 A 为对称阵, 那么 $B = C^T AC$ 也为对称阵, 且 $R(B) = R(A)$.

命题

如果A为对称阵, 那么 $B = C^T AC$ 也为对称阵, 且 $R(B) = R(A)$.

注

- 二次型 $f(x) = x^T Ax$ 经可逆变换 $x = Cy$ 变成标准形, 就是要使矩阵 $C^T AC$ 是对角阵.
- 我们称通过寻求可逆矩阵C, 将对称矩阵A转化为 $C^T AC$ 并使其称为对角阵的过程称为对称矩阵A的**合同对角化**.
- 由实对称矩阵对角化的理论可知: 任给对称阵A, 总有正交阵P, 使得

$$P^{-1}AP = P^T AP = \Lambda.$$

定理

任给实二次型 $f = \sum_{i,j=1}^n a_{ij}x_i x_j$ ($a_{ij} = a_{ji}$), 总有正交变换 $x = Py$, 使得实二次型 f 化为标准形 $f = \lambda_1 y_1^2 + \lambda_2 y_2^2 + \cdots + \lambda_n y_n^2$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 f 的矩阵 $A = (a_{ij})$ 的特征值.

定理

任给实二次型 $f = \sum_{i,j=1}^n a_{ij}x_i x_j$ ($a_{ij} = a_{ji}$), 总有正交变换 $x = \mathbf{P}y$, 使得实二次型 f 化为标准形 $f = \lambda_1 y_1^2 + \lambda_2 y_2^2 + \cdots + \lambda_n y_n^2$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 f 的矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})$ 的特征值.

推论

任给 n 元实二次型 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$ ($\mathbf{A}^T = \mathbf{A}$), 总有可逆变换 $x = \mathbf{C}z$, 使得实二次型 $f(\mathbf{C}z)$ 可化为规范形.

定理

任给实二次型 $f = \sum_{i,j=1}^n a_{ij}x_i x_j$ ($a_{ij} = a_{ji}$), 总有正交变换 $x = \mathbf{P}y$, 使得实二次型 f 化为标准形 $f = \lambda_1 y_1^2 + \lambda_2 y_2^2 + \cdots + \lambda_n y_n^2$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 f 的矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})$ 的特征值.

推论

任给 n 元实二次型 $f(x) = x^T \mathbf{A}x$ ($\mathbf{A}^T = \mathbf{A}$), 总有可逆变换 $x = \mathbf{C}z$, 使得实二次型 $f(\mathbf{C}z)$ 可化为规范形.

例 1

求一个正交变换 $x = \mathbf{P}y$, 把二次型 $f = 2x_1^2 + 2x_2^2 + 2x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_1x_3 + 2x_2x_3$ 化为标准形.

命题

- 用正交变换化二次型成标准形具有保持几何形状不变的优点.
- 对于研究二次型正定性来说, 我们不仅可以用正交变换, 还可以用可逆的线性变换 $x = Py$ 把二次型化成标准形, 有时我们称这种方法称为**配方法**.

命题

- 用正交变换化二次型成标准形具有保持几何形状不变的优点.
- 对于研究二次型正定性来说, 我们不仅可以用正交变换, 还可以用可逆的线性变换 $x = Py$ 把二次型化成标准形, 有时我们称这种方法称为**配方法**.

例 2

化二次型 $f = x_1^2 + 2x_2^2 + 5x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_1x_3 + 6x_2x_3$ 成标准形, 并求所用的变换矩阵.

命题

- 用正交变换化二次型成标准形具有保持几何形状不变的优点.
- 对于研究二次型正定性来说, 我们不仅可以用正交变换, 还可以用可逆的线性变换 $x = Py$ 把二次型化成标准形, 有时我们称这种方法称为**配方法**.

例 2

化二次型 $f = x_1^2 + 2x_2^2 + 5x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_1x_3 + 6x_2x_3$ 成标准形, 并求所用的变换矩阵.

例 3

化二次型 $f = 2x_1x_2 + 4x_1x_3 - 6x_2x_3$ 成标准形, 并求所用的变换矩阵.

正定二次型与正定矩阵

一个实二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 总可以经过可逆的变量替换化为标准形, 但是标准形并不是唯一确定的.

一个实二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 总可以经过可逆的变量替换化为标准形, 但是标准形并不是唯一确定的. 例如二次型

$$f = 2x_1x_2 + 4x_1x_3 - 6x_2x_3,$$

一个实二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 总可以经过可逆的变量替换化为标准形，但是标准形并不是唯一确定的。例如二次型

$$f = 2x_1x_2 + 4x_1x_3 - 6x_2x_3,$$

如果我们令

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{2}{3} & 1 & 1 \\ \frac{1}{3} & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix}$$

那么我们有标准形 $f = \frac{4}{3}y_1^2 - 6y_2^2 + 6y_3^2$.

一个实二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 总可以经过可逆的变量替换化为标准形，但是标准形并不是唯一确定的。例如二次型

$$f = 2x_1x_2 + 4x_1x_3 - 6x_2x_3,$$

如果我们令

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{2}{3} & 1 & 1 \\ \frac{1}{3} & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix}$$

那么我们有标准形 $f = \frac{4}{3}y_1^2 - 6y_2^2 + 6y_3^2$.

进一步我们可以发现，虽然用不同的可逆变量替换，二次型的标准形不同，但在不同的标准形中，正系数的个数相同，负系数的个数也相同。

一个实二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 总可以经过可逆的变量替换化为标准形，但是标准形并不是唯一确定的。例如二次型

$$f = 2x_1x_2 + 4x_1x_3 - 6x_2x_3,$$

如果我们令

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{2}{3} & 1 & 1 \\ \frac{1}{3} & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix}$$

那么我们有标准形 $f = \frac{4}{3}y_1^2 - 6y_2^2 + 6y_3^2$.

进一步我们可以发现，虽然用不同的可逆变量替换，二次型的标准形不同，但在不同的标准形中，正系数的个数相同，负系数的个数也相同。

本节我们来讨论一般二次型标准形的正系数和负系数。

定理 (惯性定理)

设有二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$, 它的秩为 r . 如果我们有两个可逆变换 $x = \mathbf{C}y$ 及 $x = \mathbf{P}z$, 使得

$$f = k_1 y_1^2 + k_2 y_2^2 + \cdots + k_r y_r^2 \quad (k_i \neq 0),$$

及

$$f = \lambda_1 z_1^2 + \lambda_2 z_2^2 + \cdots + \lambda_r z_r^2 \quad (\lambda_i \neq 0),$$

那么 k_1, k_2, \dots, k_r 中正数的个数与 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 中正数的个数相等.

定理 (惯性定理)

设有二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$, 它的秩为 r . 如果我们有两个可逆变换 $x = \mathbf{C}y$ 及 $x = \mathbf{P}z$, 使得

$$f = k_1 y_1^2 + k_2 y_2^2 + \cdots + k_r y_r^2 \quad (k_i \neq 0),$$

及

$$f = \lambda_1 z_1^2 + \lambda_2 z_2^2 + \cdots + \lambda_r z_r^2 \quad (\lambda_i \neq 0),$$

那么 k_1, k_2, \dots, k_r 中正数的个数与 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 中正数的个数相等.

定义 (二次型的正惯性指数和负惯性指数)

- 二次型标准形中正系数的个数称为二次型的正惯性指数,
- 二次型标准形中负系数的个数称为二次型的负惯性指数.

注

若二次型 f 的正惯性指数为 p , 秩为 r , 则 f 的规范形便可确定为

$$f = y_1^2 + y_2^2 + \cdots + y_p^2 - y_{p+1}^2 - y_r^2.$$

注

若二次型 f 的正惯性指数为 p , 秩为 r , 则 f 的规范形便可确定为

$$f = y_1^2 + y_2^2 + \cdots + y_p^2 - y_{p+1}^2 - y_r^2.$$

定义 (正定二次型与负定二次型)

设有二次型 $f = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$.

- 如果对于任何 $\mathbf{x} \neq 0$, 都有 $f(\mathbf{x}) > 0$, 那么我们称二次型 f 为**正定二次型**, 并称对称矩阵 \mathbf{A} 是**正定的**;
- 如果对于任何 $\mathbf{x} \neq 0$, 都有 $f(\mathbf{x}) < 0$, 那么我们称二次型 f 为**负定二次型**, 并称对称矩阵 \mathbf{A} 是**负定的**.

定理

n 元二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 为正定的 \Leftrightarrow 二次型 f 的正惯性指数等于 n , 即二次型 f 的规范形的 n 个系数全为 1.

定理

n 元二次型 $f = x^T \mathbf{A}x$ 为正定的 \Leftrightarrow 二次型 f 的正惯性指数等于 n , 即二次型 f 的规范形的 n 个系数全为 1.

推论

- 对称矩阵 \mathbf{A} 为正定的 $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 与单位矩阵 \mathbf{E} 合同.
- 对称矩阵 \mathbf{A} 为正定的 $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 的特征值全为正.

定理

n 元二次型 $f = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ 为正定的 \Leftrightarrow 二次型 f 的正惯性指数等于 n , 即二次型 f 的规范形的 n 个系数全为 1.

推论

- 对称矩阵 \mathbf{A} 为正定的 $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 与单位矩阵 \mathbf{E} 合同.
- 对称矩阵 \mathbf{A} 为正定的 $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 的特征值全为正.

例 1

判别二次型 $f(x_1, x_2, x_3) = -2x_1^2 - 6x_2^2 - 4x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_1x_3$ 的正定性.

定理

n 元二次型 $f = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ 为正定的 \Leftrightarrow 二次型 f 的正惯性指数等于 n , 即二次型 f 的规范形的 n 个系数全为 1.

推论

- 对称矩阵 \mathbf{A} 为正定的 $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 与单位矩阵 \mathbf{E} 合同.
- 对称矩阵 \mathbf{A} 为正定的 $\Leftrightarrow \mathbf{A}$ 的特征值全为正.

例 1

判别二次型 $f(x_1, x_2, x_3) = -2x_1^2 - 6x_2^2 - 4x_3^2 + 2x_1x_2 + 2x_1x_3$ 的正定性.

例 2

设 \mathbf{A} 为正定矩阵, 证明 \mathbf{A}^{-1} 也是正定矩阵.

定理 (Hurwitz)

- 对称阵A为正定的 \Rightarrow A的各阶顺序主子式都为正,即

$$a_{11} > 0, \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} > 0, \dots, \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} > 0.$$

- 对称阵A为负定的 \Rightarrow 奇数阶顺序主子式为负,偶数阶顺序主子式为正,即

$$(-1)^r \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} > 0 (r = 1, 2, \dots, n).$$

The End