



线性代数

笔记整理

姓名：刘斯宇
学号：17341110

目录

1	线性代数中的线性方程组	3
1.1	线性方程组	3
1.2	行化简与阶梯形矩阵	3
1.3	向量方程	5
1.4	矩阵方程 $Ax = B$	5
1.5	线性方程组的解	6
1.6	线性无关	6
1.7	线性变换介绍	7
1.8	线性变换的矩阵	7
2	矩阵代数	8
2.1	矩阵运算	8
2.2	矩阵的逆	8
2.3	分块矩阵	9
2.4	矩阵因式分解	10
2.5	R^n 的子空间	10
3	行列式	11
3.1	行列式	11
3.2	行列式的性质	11
3.3	克拉默法则、体积和线性变换	11

4	向量空间	12
4.1	向量空间与子空间	12
4.2	零空间、列空间和线性变换	12
4.3	线性无关集和基	13
4.4	坐标系	13
4.5	向量空间的维数	13
4.6	秩	14
4.7	基的变换	14
5	特征值与特征向量	15
5.1	特征向量与特征值	15
5.2	特征方程	15
5.3	对角化	15
5.4	特征向量与线性变换	15
6	正交性和最小二乘法	16
6.1	内积、长度和正交性	16
6.2	正交集	17
6.3	正交投影	17

☑ 第一章--线性代数中的线性方程组

☑ 第二章--矩阵代数

☑ 第三章--行列式

☑ 第四章--向量空间

1 线性代数中的线性方程组

1.1 线性方程组

定义 1.1 (线性方程) 包含未知数 x_1, x_2, \dots, x_n 的一个线性方程是形如 $a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n = b$ 的方程

定义 1.2 (线性方程组) 线性方程组是由一个或几个包含相同变量 x_1, x_2, \dots, x_n 的线性方程组成。

定义 1.3 (解集) 方程组所有可能的解的集合称为方程组的解集。

定义 1.4 (系数矩阵) 系数矩阵: 每个变量的系数写在对齐的一列中。

定义 1.5 (增广矩阵) 增广矩阵: 系数矩阵 + 方程组右边的常数。

定义 1.6 (行初等变换) 行初等变换:

- (倍加变换) 把某一行换成它本身与另一行的倍数的和
- (对换变换) 把两行对换
- (倍乘变换) 把某一行的所有元素乘以同一个非零数

定义 1.7 (行等价) 行等价: 我们称两个矩阵为行等价的, 若其中一个矩阵可以经过一系列的行初等变换称另一矩阵。

定理 1.1 若两个线性方程组的增广矩阵是行等价的, 则它们具有相同的解集。

1.2 行化简与阶梯形矩阵

定义 1.8 (简化阶梯形) 简化阶梯形:

- 1. 每一非零行在每一零行之上
- 2. 某一行的先导元素所在的列位于前一行先导元素的右面

- 3. 某一先导元素所在列下方元素全是零

例子:

$$\begin{bmatrix} 2 & -3 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & -4 & 8 \\ 0 & 0 & 0 & 7 \end{bmatrix}$$

定义 1.9 (简化行阶梯形) 简化行阶梯形:

- 1. 每一非零行在每一零行之上
- 2. 某一行的先导元素所在的列位于前一行先导元素的右面
- 3. 某一先导元素所在列下方元素全是零,
- 4. 每一非零行的先导元素是 1
- 5. 每一先导元素 1 是该元素所在列的唯一非零元素

简化行阶梯形例子:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 8 \\ 0 & 0 & 1 & 7 \end{bmatrix}$$

定理 1.2 (简化阶梯形矩阵的唯一性) 每个矩阵行等价于唯一的简化阶梯形矩阵。

定义 1.10 (主元位置) 矩阵中的主元位置是 A 中对应于它的阶梯形中先导元素的位置, 主元列是 A 的含有主元位置的列。

例题 1

确定矩阵 A 的主元列。 $A = \begin{bmatrix} 0 & -3 & -6 & 4 & 9 \\ -1 & -2 & -1 & 3 & 1 \\ -2 & -3 & 0 & 3 & -1 \\ 1 & 4 & 5 & -9 & -7 \end{bmatrix}$

解答

我们将矩阵 A 化成阶梯形

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -3 & -6 & 4 & 9 \\ 0 & 2 & 4 & -6 & -6 \\ 0 & 0 & 0 & -5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

所以我们得到 1、2、4 是主元列。

定义 1.11 (基本变量和自由变量) 主元列对应的变量称为基本变量，其他的变量称为自由变量。

定理 1.3 (存在与唯一性定理) 线性方程组相容的充要条件是增广矩阵的最右列不是主元列。

1.3 向量方程

定义 1.12 (向量) 仅含有一列的矩阵称为列向量，或者简称行向量。

定义 1.13 (零向量) 所有元素都是零的向量称为零向量，用 $\mathbf{0}$ 表示。

定义 1.14 (线性组合) 给定 \mathbf{R}^n 中向量 v_1, v_2, \dots, v_p 和标量 c_1, c_2, \dots, c_p ，向量

$$y = c_1 v_1 + c_2 v_2 + \cdots + c_p v_p$$

称为向量 v_1, v_2, \dots, v_p 以 c_1, c_2, \dots, c_p 为权的线性组合。

定义 1.15 若 v_1, v_2, \dots, v_p 是 \mathbf{R}^n 中向量，则 v_1, v_2, \dots, v_p 的所有线性组合所成的集合用记号 $\text{Span}\{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ 表示，称为由 v_1, v_2, \dots, v_p 所生成(张成)的 \mathbf{R}^n 的子集，也就是说 $\text{Span}\{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ 是所有形如

$$c_1 v_1 + c_2 v_2 + \cdots + c_p v_p$$

的向量的集合，其中 c_1, c_2, \dots, c_p 是标量。

Tip 设 v 是 \mathbf{R}^3 中的向量，那么 $\text{Span}\{v\}$ 就是 v 的所有倍数的集合，也就是通过 v 和 0 的直线。若 u 和 v 是 \mathbf{R}^3 中的向量，且 u 和 v 之间不是倍数的关系，那么 $\text{Span}\{v, u\}$ 是通过 $u, v, 0$ 的平面。

1.4 矩阵方程 $Ax = B$

定义 1.16 若 A 是 $m \times n$ 矩阵，它的各列为 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n$ ，若 x 是 \mathbf{R}^n 中的向量，则 A 与 x 的积记作 Ax ，就是 A 的各列以 x 中对应元素元素为权重的线性组合，即

$$Ax = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = x_1 a_1 + x_2 a_2 + \cdots + x_n a_n$$

定理 1.4 若 A 是 $m \times n$ 矩阵，它的各列为 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n$ ，而 \mathbf{b} 属于 \mathbf{R}^n ，则矩阵方程 $Ax = b$ 与向量方程 $x_1a_1 + x_2a_2 + \dots + x_na_n = b$ 有相同的解，它又与增广矩阵为 $[a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n \ b]$ 的线性方程组有相同的解集。

Tip 方程 $Ax = b$ 有解当且仅当 b 是 A 的各列的线性组合。

定理 1.5 若 A 是 $m \times n$ 矩阵， u, v 是 \mathbf{R}^n 中的向量， c 是标量，则

$$A(u + v) = Au + Av$$

$$A(cu) = c(Au)$$

1.5 线性方程组的解

定义 1.17 (齐次线性方程组) 线性方程组是齐次的，若他能写成 $Ax = 0$ 的形式。那么，常数项不全为零的线性方程组称为非齐次线性方程组。

定理 1.6 设方程 $Ax = b$ 对某个 b 是相容的， p 是一个特解，则 $Ax = b$ 的解集是所有形如 $w = p + v_h$ 的向量的集，其中 v_h 是齐次方程 $Ax = 0$ 的任意一个解。

1.6 线性无关

定义 1.18 (线性无关) \mathbf{R}^n 中一组向量 $\{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ 是线性无关的，如果向量方程 $x_1v_1 + x_2v_2 + \dots + x_nv_n = b$ 只有平凡解。向量组 $\{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ 是线性相关的，若存在不全为 0 的标量 c_1, c_2, \dots, c_p ，使得 $c_1v_1 + c_2v_2 + \dots + c_pv_p = 0$

定理 1.7 (线性相关集的特征) 两个或多个向量的集合 $S = \{v_1, \dots, v_p\}$ 线性相关，当且仅当 S 中至少有一个向量是其他向量的线性组合。

Tip 关于线性相关集，我们不能说每一个向量都能表示成其他向量的向量组合，考虑某个向量的权重为 0 的情况。

定理 1.8 若一个向量组的向量个数超过每个向量元素个数，那么这个向量组线性相关。(未知数比方程个数多，那么必有平凡解)

定义 1.19 若向量组 $S = \{v_1, \dots, v_p\}$ 包含零向量，那么它线性相关。

1.7 线性变换介绍

定义 1.20 (线性变换) 变换 T 是线性相关的, 若

- 对 T 的定义域中的一切 u, v , 有 $T(u + v) = T(u) + T(v)$
- 对于一切的 u 和标量 c 有 $T(cu) = cT(u)$

1.8 线性变换的矩阵

定理 1.9 设 $T: R^n \rightarrow R^m$ 是线性变换, 则存在唯一的矩阵 A , 使得 $T(x) = Ax$, 事实上, A 是 $m \times n$ 的矩阵, 它的第 j 列是向量 $T(e_j)$, 其中 e_j 是单位矩阵 I_n 的第 j 列: $A = [T(e_1) \dots T(e_n)]$

定义 1.21 (满射) 映射 $T: R^n \rightarrow R^m$ 称为到 R^m 上的映射, 若 R^m 中任一 b 都至少有一个 R^n 中的 x 与之对应。

定义 1.22 (单射) 映射 $T: R^n \rightarrow R^m$ 称为单射, 如果 R^m 中每个 b 至多有一个 R^n 中的 x 与之对应

定理 1.10 设 $T: R^n \rightarrow R^m$ 是线性变换, 设 A 是 T 的标准矩阵, 则

- $a.T$ 把 R^n 映上到 R^m , 当且仅当 A 的列生成 R^m
- $b.T$ 是一对一的, 当且仅当 A 的列线性无关。

2 矩阵代数

2.1 矩阵运算

定义 2.1 若 A 是 $m \times n$ 的矩阵, B 是 $n \times p$ 的矩阵, 则乘积 AB 是 $m \times p$ 的矩阵, 它的各列是 Ab_1, \dots, Ab_p .

Tip AB 的每一列都是 A 的各列的线性组合, 以 B 的对应列的元素为权

$$\begin{bmatrix} * & * & * & * \\ * & * & * & * \\ * & * & * & * \end{bmatrix} \begin{bmatrix} * & * \\ * & * \\ * & * \\ * & * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * & * \\ * & * \\ * & * \end{bmatrix}$$

定义 2.2 (矩阵的乘幂) 若 A 是 $n \times n$ 矩阵, k 是正整数, 则 A^k 表示 k 个 A 的乘积。

定义 2.3 (矩阵的转置) 给定 $m \times n$ 矩阵 A , 则 A 的转置是一个 $n \times m$ 矩阵, 用 A^T 表示。

Warning 若乘积 AB 是零矩阵, 不能断定 $A = 0$ 或 $B = 0$

Warning 消去率对矩阵乘法并不成立, 也就是说如果 $AB = AC$, 一般情况下, $B = C$ 并不成立

定理 2.1 设 A 与 B 表示矩阵, 其维数使得下面和与积有定义, 则

- $(A^T)^T = A$
- $(A + B)^T = A^T + B^T$
- 对于任意数 r , $(rA)^T = rA^T$
- $(AB)^T = B^T A^T$

2.2 矩阵的逆

定义 2.4 (奇异矩阵) 不可逆矩阵称为奇异矩阵, 可逆矩阵称为非奇异矩阵。

定理 2.2 下面结论成立:

- 若 A 是可逆矩阵, 则 A^{-1} 也是可逆的, 并且 $(A^{-1})^{-1} = A$
- $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$
- $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$

定义 2.5 (初等矩阵) 将单位矩阵进行一次行变换就得到初等矩阵。

Tip 每个初等矩阵 E 都是可逆的, E 的逆是一个同类型的初等矩阵, 他把 E 变回 I

定理 2.3 $n \times n$ 矩阵 A 是可逆的, 当且仅当 A 行等价于 I_n , 这是把 A 变为 I_n 的一系列初等变换同时把 I_n 变成 A^{-1}

定理 2.4 (可逆矩阵定理) 设 A 是 $n \times n$ 矩阵, 则下面命题等价

- 若 A 是可逆矩阵
- A 等价于 $n \times n$ 的单位矩阵
- A 有 n 个主元位置
- 方程 $Ax = 0$ 仅有平凡解
- A 的各列线性无关
- 线性变换 $x \rightarrow Ax$ 是一一对应的
- 对 R^n 中任意 b , 方程 $Ax = b$ 至少有一个解。
- A 的各列生成 R^n
- 线性表变换 $x \rightarrow Ax$ 把 R^n 映上到 R^n
- 存在矩阵 C 使得 $CA = I$
- 存在矩阵 D 使得 $AD = I$
- A^T 是可逆矩阵

定理 2.5 设 $T: R^n \rightarrow R^n$ 是线性变换, A 为 T 的标准矩阵, 则 T 可逆当且仅当 A 是可逆矩阵。

2.3 分块矩阵

定理 2.6 (AB 的列行展开) 若 A 是 $m \times n$ 矩阵, B 是 $n \times p$ 矩阵, 则

$$\begin{aligned}
 AB &= [\text{col}_1(A) \text{col}_2(A) \cdots \text{col}_n(A)] \begin{bmatrix} \text{row}_1(B) \\ \text{row}_2(B) \\ \vdots \\ \text{row}_n(B) \end{bmatrix} \\
 &= \text{col}_1(A) \text{row}_1(B) + \cdots + \text{col}_n(A) \text{row}_n(B)
 \end{aligned}$$

定理 2.7 (分块矩阵的逆)

$$A^{-1} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ 0 & A_{22} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A_{11}^{-1} & -A_{11}^{-1}A_{12}A_{22}^{-1} \\ 0 & A_{22}^{-1} \end{bmatrix}$$

2.4 矩阵因式分解

2.5 R^n 的子空间

定义 2.6 R^n 中的一个子空间是 R^n 中的集合 H ，具有一下三个性质：

- 零向量属于 H
- 对 H 中任意向量 u 和 v ， $u+v$ 属于 H
- 对 H 中任意向量 u 和 c ， cu 属于 H

定义 2.7 (列空间) 矩阵 A 的列空间是 A 的各列的线性组合的集合。记作 $Col A$

定义 2.8 (零空间) 矩阵 A 的零空间是齐次方程 $Ax = 0$ 的所有解的集合，记作 $Nul A$

定理 2.8 $m \times n$ 矩阵 A 的零空间是 R^n 的子空间，等价的， n 个未知数的 m 个齐次线性方程的解的全体是 R^n 的子空间。

定理 2.9 R^n 中子空间 H 的一组基是 H 中一个线性无关集，它生成 H 。

定理 2.10 矩阵 A 的主元列构成列空间的基。

3 行列式

3.1 行列式

定义 3.1 (行列式) 当 $n \geq 2$, $n \times n$ 矩阵 $A = [a_{ij}]$ 的行列式是:

$$\begin{aligned}\det A &= a_{11} \cdot \det A_{11} - a_{12} \cdot \det A_{12} + \cdots + (-1)^{1+n} a_{1n} \cdot \det A_{1n} \\ &= \sum_{i=1}^n (-1)^{1+i} a_{1i} \det A_{1i}\end{aligned}$$

定理 3.1 若 A 为三角阵, 则 $\det A$ 等于 A 的主对角线上元素的乘积。

3.2 行列式的性质

定理 3.2 (行变换) 令 A 是一个方阵

- 若 A 的某一行的倍数加到另一行得矩阵 B , 则 $\det B = \det A$
- 若 A 的两行互换得矩阵 B , 则 $\det B = -\det A$
- 若 A 的某行乘以 k 倍得到矩阵 B , 则 $\det B = k \det A$

定理 3.3 方阵 A 是可逆的当且仅当 $\det A \neq 0$

定理 3.4 若 A 是一个 $n \times n$ 的矩阵, 则 $\det A^T = \det A$

定理 3.5 (乘法性质) $\det AB = (\det A)(\det B)$

3.3 克拉默法则、体积和线性变换

定理 3.6 (克拉默法则) 设 A 是一个可逆的方阵, 对 R^n 中的任意向量 b , 方程 $Ax = b$ 的唯一解可由下式给出:

$$x_i = \frac{\det A_i(b)}{\det A}, i = 1, 2, \dots, n$$

定理 3.7 (逆矩阵公式)

$$A^{-1} = \frac{1}{\det A} \begin{bmatrix} C_{11} & C_{21} & \cdots & C_{n1} \\ C_{12} & C_{22} & \cdots & C_{n2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ C_{1n} & C_{2n} & \cdots & C_{nn} \end{bmatrix}$$

定理 3.8 设 $T: R^2 \rightarrow R^2$ 是由一个 2×2 矩阵 A 决定的线性变换, 若 A 是 R^2 中一个平行四边形, 则 $\{T(S) \text{ 的面积}\} = |\det A| \{S \text{ 的面积}\}$. 同理其他高维的情况类似。

4 向量空间

4.1 向量空间与子空间

定义 4.1 (向量空间) 一个向量空间是由一些被称为向量的对象构成的非空集合，在这个集合上定义两个运算，称为加法和减法服从下面公理，这些公理必须对 V 中所有向量 u, v, w 以及所有标量 c, d 成立

- $u+v$ 仍在 V 中
- $u+v=v+u$
- $(u+v) + w = u + (v+w)$
- V 中存在一个零向量，使得 $u + 0 = u$
- 对 V 中每个向量 u ，存在 V 中向量 $-u$ 使得 $u + (-u) = 0$
- u 与标量 c 的标量乘法记作 cu ，仍在 V 中
- $c(u+v) = cu + cv$
- $(c+d)u = cu + du$
- $c(du) = (cd)u$
- $1u = u$

定义 4.2 (子空间) 向量空间 V 的一个子空间是 V 的一个满足以下性质的子集 H :

- V 中的零向量在 H 中
- H 对向量加法封闭
- H 对标量乘法封闭

4.2 零空间、列空间和线性变换

定义 4.3 (零空间) 矩阵 A 的零空间是齐次方程 $Ax = 0$ 的所有解的集合，记作 $\text{Nul } A$

定理 4.1 $m \times n$ 矩阵 A 的零空间是 R^n 的子空间，等价的， n 个未知数的 m 个齐次线性方程的解的全体是 R^n 的子空间。

定义 4.4 (核) 线性变换 T 的核 (零空间) 是 V 中所有满足 $T(u) = 0$ 的向量 u 的集合， T 的值域是 W 中所有具有形式 $T(x)$ 的向量的集合。

4.3 线性无关集和基

定义 4.5 (基) 令 H 是向量空间 V 的一个子空间, V 中向量的指标集 $B = [b_1, \dots, b_p]$ 称为 H 的一个基, 如果

- B 是一线性无关集
- 由 B 生成的子空间与 H 相同, 即 $H = \text{span} \{b_1, \dots, b_p\}$

定理 4.2 (生成集定理) 令 $S = \{v_1, \dots, v_p\}$ 是 V 中的向量集, $H = \text{Span} \{v_1, \dots, v_p\}$.

- 若 S 中某一个向量, 比如说 v_k , 是 S 中其余向量的线性组合, 则 S 中去掉 v_k 后形成的集合仍然可以生成 H
- 若 $H \neq \{0\}$, 则 S 的某一个子集是 H 的一个基。

4.4 坐标系

定理 4.3 (唯一表示定理) 令 $B = [b_1, \dots, b_n]$ 是向量空间 V 的一个基, 则对 V 中每个向量 x , 存在唯一的一组数 c_1, \dots, c_n 使得 $x = c_1 b_1 + \dots + c_n b_n$

定义 4.6 假设集合 $B = [b_1, \dots, b_n]$ 是 V 的一个基, x 在 V 中, x 相对于基 B 的坐标是使得

$x = c_1 b_1 + \dots + c_n b_n$ 的数 c_1, \dots, c_n 。称 R^n 中的向量 $[x]_B = \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix}$ 是 x 相对于 B 的坐标向量。

定理 4.4 令 $B = [b_1, \dots, b_n]$ 是向量空间 V 的一个基, 则坐标映射 $x \rightarrow [x]_B$ 是一个由 V 映上到 R^n 的一对一的线性变换。

4.5 向量空间的维数

定理 4.5 若向量空间 V 具有一组基 $B = [b_1, \dots, b_n]$, 则 V 中任意包含多于 n 个向量的集合一定线性相关。

定理 4.6 若向量空间 V 由一组基含有 n 个向量, 则 V 的每一组基一定恰好有 n 个向量。

定义 4.7 若 V 由一个有限集生成, 则 V 称为有限维的, V 的维数写成 $\dim V$, 是 V 的基中含有向量的个数, 零向量空间 $\{0\}$ 的维数定义为零。

定理 4.7 令 H 是有限维向量空间 V 的子空间, 若有需要的话, H 中任一个线性无关集均可以扩充成为 H 的一个基, H 也是有限维的并且 $\dim H \leq \dim V$

定理 4.8 (基定理) 令 V 是一个 p 维向量空间, $p \geq 1$, V 中任意含有 p 个元素的线性无关集必然是 V 的一个基, 任意含有 p 个元素且生成 V 的集合必然是 V 的一个基。

Tip $\text{Nul}A$ 的维数是方程 $Ax = 0$ 中自由变量的个数, $\text{Col}A$ 的维数是 A 中主元列的个数。

4.6 秩

定理 4.9 若两个矩阵 A 和 B 行等价, 则它们的行空间相等, 若 B 是阶梯形矩阵, 则 B 的非零行构成 A 的行空间的一个基同时也是 B 的行空间的一个基。

定义 4.8 (秩) A 的秩即 A 的列空间的维数。

定理 4.10 (秩定理) $m \times n$ 矩阵 A 的列空间和行空间的维数相等, 这个公共的维数 (即 A 的秩) 还等于 A 的主元位置的个数且满足方程 $\text{rank } A + \dim \text{Nul } A = n$

定理 4.11 (可逆矩阵定理) 令 A 是一个 $n \times n$ 矩阵, 则下列命题中的每个均等价于 A 是可逆矩阵:

- A 的列构成 \mathbb{R}^n 的一个基
- $\text{Col } A = \mathbb{R}^n$
- $\dim \text{col } A = n$
- $\text{rank } A = n$
- $\text{Nul } A = \{0\}$
- $\dim \text{Nul } A = 0$

4.7 基的变换

定理 4.12 设 $B = \{b_1, \dots, b_n\}$, $C = \{c_1, \dots, c_n\}$ 是向量空间 V 的基, 则存在一个 $n \times n$ 矩阵 $P_{C \leftarrow B}$ 使得

$$[x]_C = P_{C \leftarrow B} [x]_B$$

$P_{C \leftarrow B}$ 的列是基 B 中向量的 C -坐标, 即

$$P_{C \leftarrow B} = [[b_1]_C \quad [b_2]_C \dots [b_n]_C]$$

5 特征值与特征向量

5.1 特征向量与特征值

定义 5.1 A 为 $n \times n$ 的矩阵, x 为非零向量, 若存在数 λ 使得 $Ax = \lambda x$ 成立, 则称 λ 为 A 的特征值, x 称为对应于 λ 的特征向量。

定理 5.1 三角矩阵的主对角线的元素是其特征值。

定理 5.2 $\lambda_1, \dots, \lambda_r$ 是 $n \times n$ 矩阵 A 相异的特征值, v_1, \dots, v_r 是与 $\lambda_1, \dots, \lambda_r$ 对应的特征向量, 那么 $\{v_1, \dots, v_r\}$ 线性无关

5.2 特征方程

定理 5.3 (可逆矩阵定理) 设 A 是 $n \times n$ 矩阵, 则 A 是可逆的当且仅当

- 0 不是 A 的特征值
- A 的行列式不等于 0

定理 5.4 若 $n \times n$ 矩阵 A 和 B 是相似的, 那么它们具有相同的特征多项式, 从而具有相同的特征值。

5.3 对角化

定理 5.5 $n \times n$ 矩阵 A 可对角化的充要条件是 A 有 n 个线性无关的特征向量。

定理 5.6 $n \times n$ 矩阵 A 的相异的特征值是 $\lambda_1, \dots, \lambda_p$,

- 对于 $1 \leq k \leq p$, λ_k 的特征空间的维数小于或等于 λ_k 的代数重数
- 矩阵 A 可对角化的充要条件是所有不同特征空间的维数之和为 n
- 若 A 可对角化, \mathcal{B}_k 是对应于 λ_k 的特征空间的基, 那么集合 $\mathcal{B}_1, \dots, \mathcal{B}_p$ 中所有向量的集合是 R^n 的特征向量基。

5.4 特征向量与线性变换

定理 5.7 (对角矩阵表示) 设 $A = PDP^{-1}$, 其中 D 为 $n \times n$ 对角矩阵, 若 R^n 的基 \mathcal{B} 由 P 的列向量组成, 那么 D 是变换 $x \rightarrow Ax$ 的 \mathcal{B} - 矩阵。

6 正交性和最小二乘法

6.1 内积、长度和正交性

定义 6.1 (内积/点积) 如果

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix}$$

那么 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 的内积定义为 $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = u_1v_1 + u_2v_2 + \cdots + u_nv_n$

定理 6.1 设 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 是 R^n 空间中的向量, c 是一个数, 那么

- $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$
- $(\mathbf{u} + \mathbf{v}) \cdot \mathbf{w} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{w} + \mathbf{v} \cdot \mathbf{w}$
- $(c\mathbf{u}) \cdot \mathbf{v} = c(\mathbf{u} \cdot \mathbf{v})$
- $\mathbf{u} \cdot \mathbf{u} \geq 0$

定义 6.2 (向量的长度) 向量 \mathbf{v} 的长度 (范数) 是非负数 $\|\mathbf{v}\|$

$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}} = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \cdots + v_n^2}$$

定义 6.3 R^n 中向量 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 的距离, 记作 $dis(\mathbf{u}, \mathbf{v})$, 表示向量 $\mathbf{u}-\mathbf{v}$ 的长度, 即

$$dis(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$$

定义 6.4 (正交) 如果 $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 0$, 则两个向量 \mathbf{u} 和 \mathbf{v} 称为正交的。

定理 6.2 假设 A 是 $m \times n$ 矩阵, 那么 A 的行向量空间的正交补空间是 A 的零空间, 且 A 的列向量空间的正交补是 A^T 的零空间, 即 $(\text{Row } A)^\perp = \text{Nul } A$ 且 $(\text{Col } A)^\perp = \text{Nul } A^T$

证明

如果 \mathbf{x} 是 $\text{Nul } A$ 中的向量, 那么向量 \mathbf{x} 与 A 的每一行正交。

6.2 正交集

定理 6.3 如果 $S = \{u_1, \dots, u_p\}$ 是由 R^n 空间中非零向量构成的正交集，那么 S 是线性无关集，因此构成所生成的子空间 S 的一组基。

定理 6.4 假设 $\{u_1, \dots, u_p\}$ 是 R^n 中子空间 W 的正交集，对 W 中的每个向量 y ，线性组合 $y = c_1 u_1 + \dots + c_p u_p$ 中的权值可以有 $c_j = \frac{y \cdot u_j}{u_j \cdot u_j}$ 计算。

定理 6.5 一个 $m \times n$ 矩阵 U 具有单位正交列向量的充要条件是 $U^T U = I$

定理 6.6 假设 U 是一个具有单位正交列的 $m \times n$ 矩阵，且 x 和 y 是 R^n 的向量，那么

- $\|Ux\| = \|x\|$
- $(Ux) \cdot (Uy) = x \cdot y$
- $(Ux) \cdot (Uy) = 0$ 的充要条件是 $x \cdot y = 0$

6.3 正交投影

定理 6.7 (正交分解定理) 若 W 是 R^n 的一个子空间，那么 R^n 中每一个向量 y 可以唯一表示 $y = \hat{y} + z$ ，此处 \hat{y} 属于 W 且 z 属于 W^\perp ，实际上，如果 $\{u_1, \dots, u_p\}$ 是 W 的任意正交基，那么 $\hat{y} = \frac{y \cdot u_1}{u_1 \cdot u_1} u_1 + \dots + \frac{y \cdot u_p}{u_p \cdot u_p} u_p$

定理 6.8 (最佳逼近原理) 假设 W 是 R^n 空间的一个子空间， y 是 R^n 的任意向量， \hat{y} 是 y 在 W 上的正交投影，那么 \hat{y} 是 W 中最接近 y 的点，也就是指 $\|y - \hat{y}\| < \|y - v\|$

定理 6.9 如果 $\{u_1, \dots, u_p\}$ 是 R^n 中子空间 W 的正交集，那么 $\text{proj}_W y = (y \cdot u_1)u_1 + \dots + (y \cdot u_p)u_p$ ，如果 $U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_p]$ ，则 $\text{proj}_W y = UU^T y$