

# 线性代数 数据科学

ISEP第一年

2023-2024

第 12 届会议 - 2023 年 12 月 22 日

课程部分基于……请参阅参考资料

# 大纲

· 线性代数基础 · 特征值  
分解 · 奇异值分解 (SVD)\*

# 大纲

· 线性代数基础 · 特征值  
分解 · 奇异值分解 (SVD)\*

# 基本概念

- $R^n$ 中的向量是有序的  
n 个实数的集合。

– 例如  $v = (1, 6, 3, 4)$  在  $R^4$  中

– 列向量:

– 行向量:

- $m \times n$  矩阵是  $R^{m \times n}$  中的对象, 具有 m  
行和 n

列中, 每个条目都填充一个 (通常) 实数:

æ ÷ ö 1  
÷ 6  
÷  
ç ç 3 ç ÷ ø  
4  
ç è

(1 6 3 4)

æ ö ÷ 1 4 8 6 ÷  
ç ÷ 9 3 2 和 ø

# 基本概念

**向量范数:**向量的范数  
非正式度量。

$\| \cdot \|$  是向量 “长度”的

– p-范数

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}$$

– 通用规范: L1、L2 (欧几里德)

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| \quad \|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

– 林菲尼蒂

$$\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$$

# 基本概念

我们将使用小写字母表示向量。例如,我们表示向量 $x$ 及其元素 $x_i$ 。

- 矢量

点 (内)积:

$$x^T y \in \mathbb{R} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n x_i y_i.$$

如果  $u \cdot v = 0$ ,  $\|u\|^2 \neq 0$ ,  $\|v\|^2 \neq 0 \Rightarrow u$  和  $v$  正交

如果  $u \cdot v = 0$ ,  $\|u\|^2 = 1$ ,  $\|v\|^2 = 1 \Rightarrow u$  和  $v$  是正交的

- 向量外积:

$$xy^T \in \mathbb{R}^{m \times n} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 y_1 & x_1 y_2 & \cdots & x_1 y_n \\ x_2 y_1 & x_2 y_2 & \cdots & x_2 y_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m y_1 & x_m y_2 & \cdots & x_m y_n \end{bmatrix}$$

# 基本概念

我们将使用大写字母表示矩阵。这些元素被称为

“&”。

## • 矩阵乘积：

$$A \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad B \in \mathbb{R}^{n \times p}$$

$$C = AB \in \mathbb{R}^{m \times p}$$

%

“& = &”  
#\$

例如

$$A = \begin{bmatrix} \text{哦} & \text{啊} \\ \text{和} & \text{啊} \end{bmatrix} \begin{matrix} 11 & 12 \\ 21 & 22 \end{matrix} \quad B = \begin{bmatrix} \text{他} & \text{他} \\ \text{和} & \text{他} \end{bmatrix} \begin{matrix} 11 & 12 \\ 21 & 22 \end{matrix}$$

$$= AB = \begin{bmatrix} \text{父辈们} & \text{父辈们} \\ \text{和} & \text{父辈们} \end{bmatrix} \begin{matrix} 11 & 12 \\ 21 & 22 \end{matrix} + \begin{bmatrix} \text{他} & \text{他} \\ \text{和} & \text{他} \end{bmatrix} \begin{matrix} 12 & 21 \\ 22 & 22 \end{matrix}$$

# 基本概念:特殊矩阵

$$A = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix}$$

对角线

也表示为 $\text{diag}(a,b,c)$

$$A = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & b & 0 \\ 0 & 0 & c \end{pmatrix}$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$I$  (单位矩阵)

$$0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{维度 3 的零向量}$$

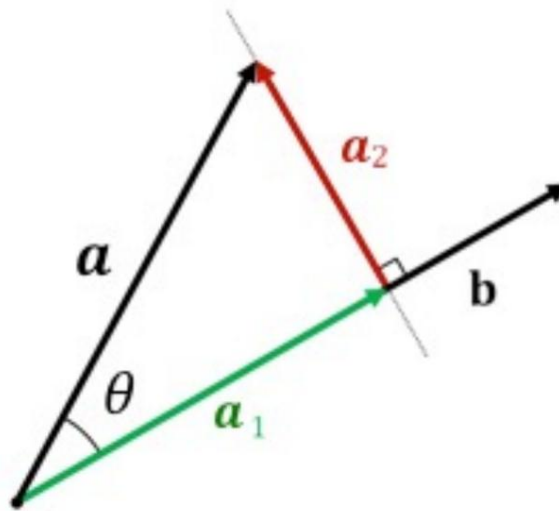


# 基本概念

~~向量在另一个向量b (不同于零向量)上的正交投影~~

令  $a$  和  $b$  为两个向量,使得  $b \neq 0$  到  $b$  上的投影是由下式给出的向量:

$$= \frac{a \cdot b}{b \cdot b} b = \frac{a \cdot b}{|b|^2} b \quad (余弦)$$



是向量之间的角度

# 基本概念

定义: 给定一个  $n \times m$  矩阵  $A$ ,  $A$  的转置是  $m \times n$  矩阵, 记为  $A^T$ , 其元素  $(i, j)$  对应于  $A$  的元素  $(j, i)$

**转置**: 你可以将其视为

– “翻转”行和列

OR

– 在线 “反映” 向量/矩阵

例如

$$\begin{matrix} & \text{时间} \\ \text{埃克} & A \\ \zeta & \div (a \ b) = \div \text{和} b \ \text{和} \ \text{和} \\ \text{ö} & ab \end{matrix}$$

$$\begin{matrix} & \text{时间} \\ \zeta & \div \zeta \div \zeta = \div \zeta \div \text{和} \text{和} \ \text{和} \ \text{和} \end{matrix}$$

特性: \_\_\_\_\_

- $(A^T)^T = A$
- $(AB)^T = B^T A^T$
- $(A + B)^T = A^T + B^T$

# 行列式 (1/2)

$n \times n$  矩阵  $A$  的行列式, 表示为  $\det(A)$  或  $|A|$  是一个实数, 一些例子:

· 对于  $1 \times 1$  矩阵  $A = [a]$ ,  $\det(A) = a$

· 对于  $2 \times 2$  矩阵  $A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ ,  $\det(A) = (ad - bc)$

· 对于  $3 \times 3$  矩阵  $A = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$  是:

$$\det(A) = a \begin{vmatrix} e & f \\ h & i \end{vmatrix} - b \begin{vmatrix} d & f \\ g & i \end{vmatrix} + c \begin{vmatrix} d & e \\ g & h \end{vmatrix}$$

# 行列式 (2/2)

一般定义：

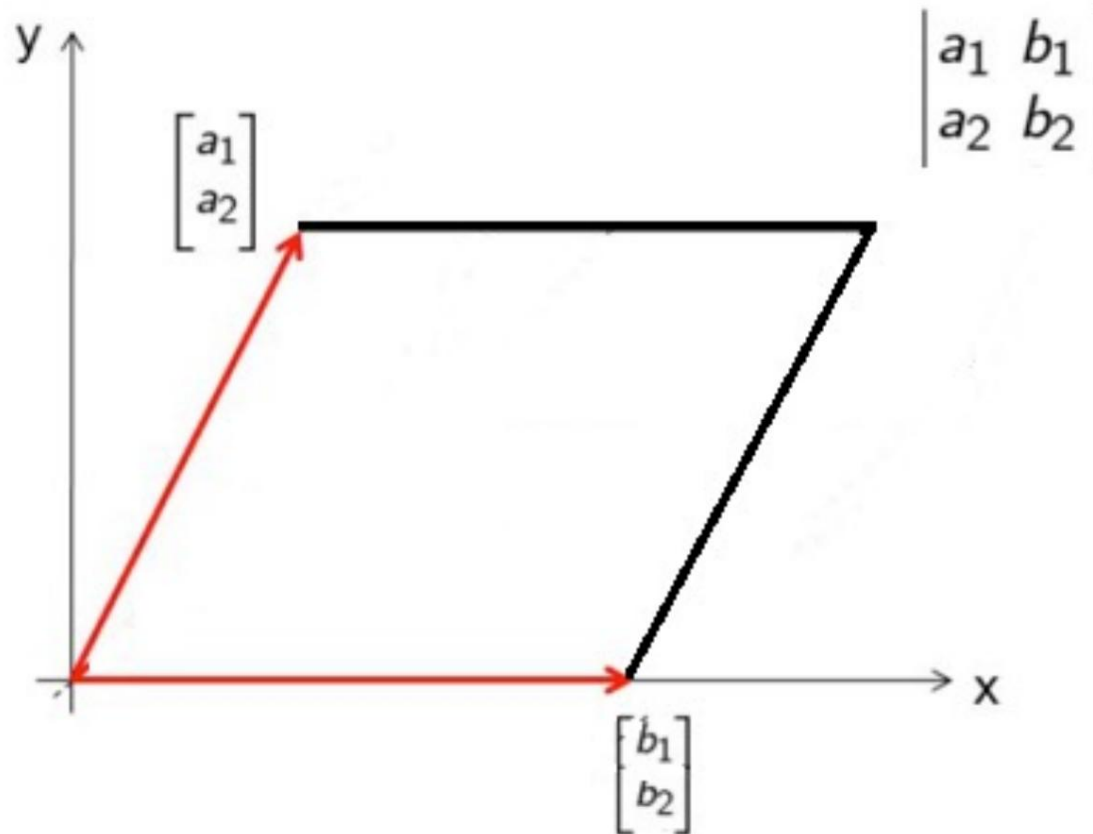
For  $n \geq 2$ , the **determinant** of an  $n \times n$  matrix  $A = [a_{ij}]$  is the sum of  $n$  terms of the form  $\pm a_{1j} \det(A_{1j})$ , with plus and minus signs alternating, where the entries  $a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1n}$  are from the first row of  $A$ . In symbols,

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

其中子矩阵 $A_{ij}$ 是通过划掉第  $i$  行和第  $j$  列得到的

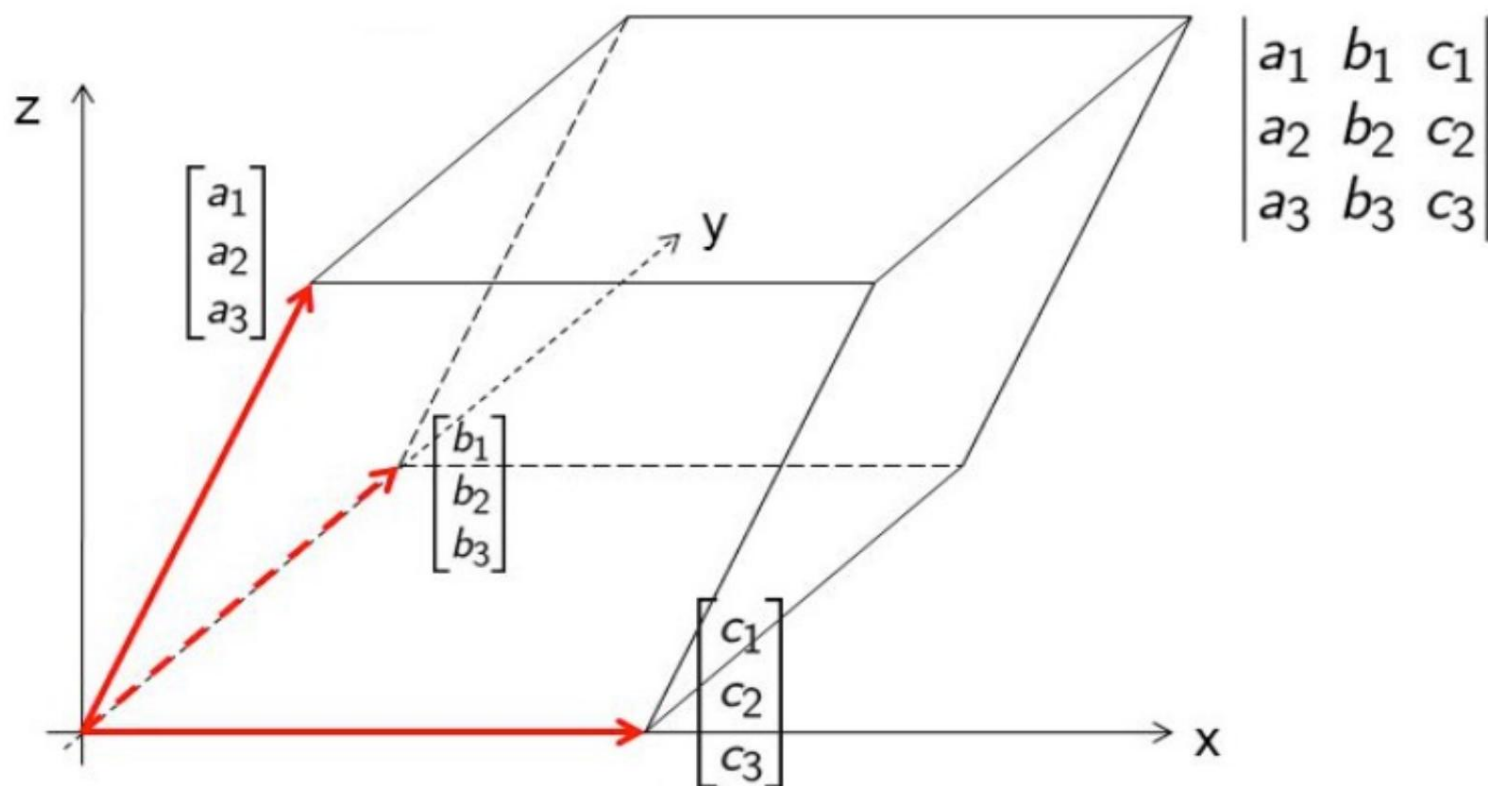
# 行列式-几何解释

- 对于  $2 \times 2$  矩阵  $A$ ,  $|\det(A)| = \{\text{由下式确定的平行四边形的面积}\}$   
A的列



# 行列式 - 几何解释

- 对于  $3 \times 3$  矩阵  $A$ ,  $|\det(A)| = \{\text{由下式确定的平行六面体的体积}\}$   
 $A$  的列



# 行列式 - 属性

## 行列式的性质

设A和B是两个 $n \times n$ 矩阵。

· 当且仅当 $\det(A) \neq 0$ 时，A是可逆的。

Ø 如果存在另一个矩阵 $A^{-1}$ ，则A是可逆的

即 $AA^{-1} = A^{-1}A = I$

·  $\det(AB) = (\det(A))(\det(B))$ （如果存在）。  
 ·  $\det(A^T) = \det(A)$ 。  
 · 如果A是三角形，则 $\det(A)$ 是A的主对角线上的条目。

# 线性组合

Given vectors  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_p$  in  $\mathbb{R}^n$  and given scalars  $c_1, c_2, \dots, c_p$ , the vector  $\mathbf{y}$  defined by :

$$\mathbf{y} = c_1\mathbf{v}_1 + c_2\mathbf{v}_2 + \dots + c_p\mathbf{v}_p$$

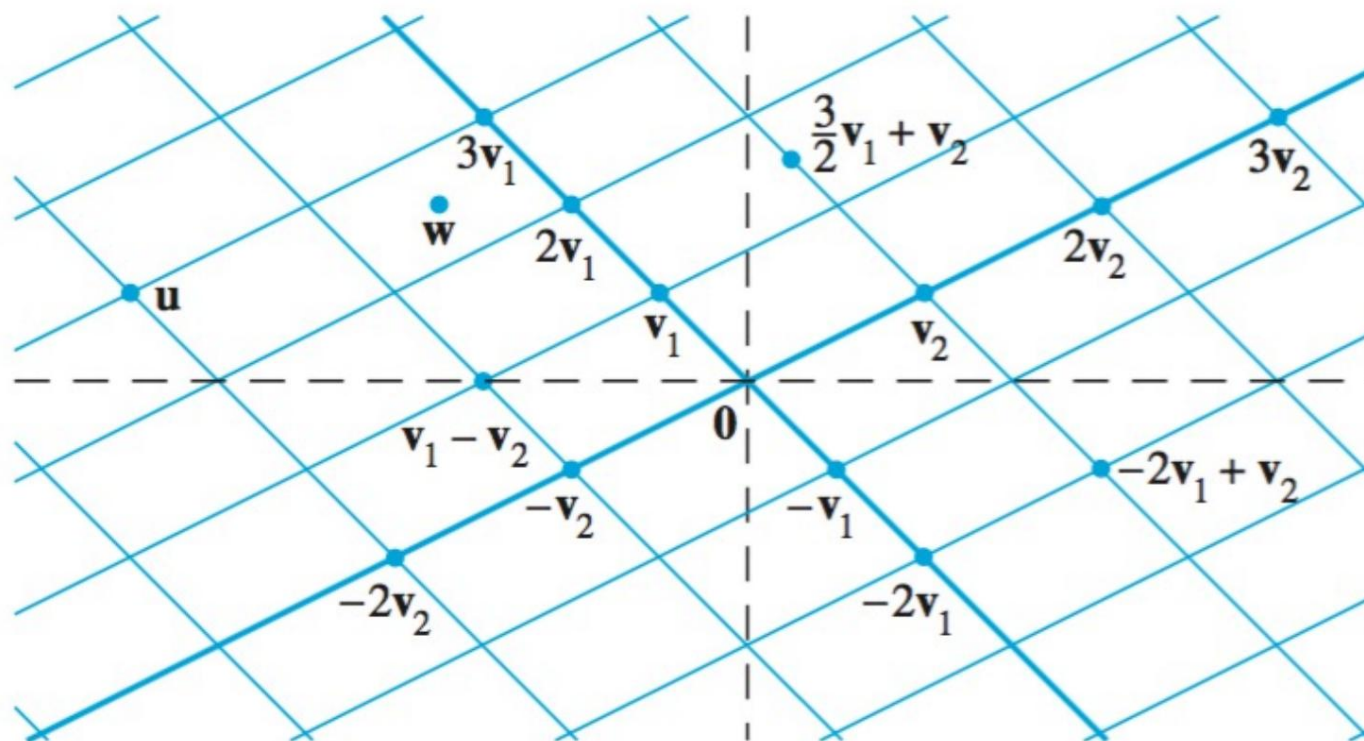
is called a **linear combination** of  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_p$  with weights  $c_1, c_2, \dots, c_p$ .

- 权重可以是任何实数,包括零。



# 线性组合示例

$$\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$



Linear combinations of  $\mathbf{v}_1$  and  $\mathbf{v}_2$ .

$$\mathbf{u} = 3\mathbf{v}_1 - 2\mathbf{v}_2 \quad \mathbf{w} = \frac{5}{2}\mathbf{v}_1 - \frac{1}{2}\mathbf{v}_2$$

# 线性独立性

- 如果一组向量中没有有一个向量可以写成其他向量的线性组合,则它们是**线性独立的**。

如果  $c_1v_1 + \dots + c_kv_k = 0$  意味着  $c_1 = \dots = c_k = 0$  | 向量  $v_1, \dots, v_k$  是线性无关的 | 和  $0$  和

$$\begin{vmatrix} c_1 & c_2 & c_3 \\ 1 & 2 & 3 \\ 1 & 1 & 3 \end{vmatrix} = 0$$

例如

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

在  $0$  和  $0$

当且仅当  $(u,v)=(0,0)$  时,等式成立,即列是线性无关的。

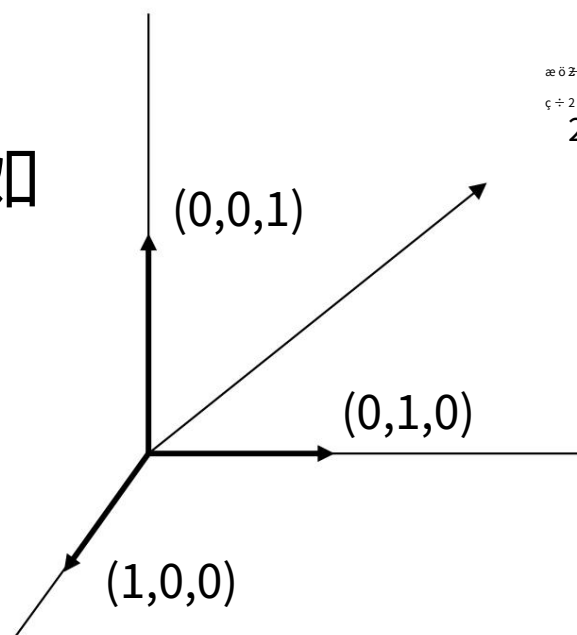
$$x_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix} \quad x_2 = \begin{bmatrix} 4 \\ 1 \\ 5 \end{bmatrix} \quad x_3 = \begin{bmatrix} 2 \\ -3 \\ -1 \end{bmatrix}$$

它们不是线性独立的, 因为  $x_3 = -2x_1 + x_2$

# 向量空间的跨度

- 如果向量空间中的所有向量都可以表示为一组向量  $v_1, \dots, v_k$  的线性组合, 则  $v_1, \dots, v_k$  **跨越** 该空间。
- 该集合的基数是向量空间的**维数**。  $\alpha \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$

例如



$$\alpha \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

$$\zeta \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

$$2$$

$$= 2$$

$$2 +$$

$$\alpha \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

$$\zeta \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

$$1$$

$$2 +$$

$$\alpha \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

$$\zeta \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

$$0 \quad \zeta \in \mathbb{R} \quad \zeta \in \mathbb{R}$$

- 向量空间  $V$  的**基**是跨越  $V$  的线性无关向量的最大集合。基也称为线性无关生成集。

# 矩阵的秩

- $\text{rank}(A)$  ( $m \times n$  矩阵  $A$  的秩)为
  - 线性独立列的最大数量
  - =线性独立行的最大数量
  - = $\text{col}(A)$ 的维数
  - =行( $A$ )的尺寸

- 如果  $A$  是  $n \times m$ , 则
  - $\text{rank}(A) \leq \min(m, n)$
  - 如果  $n = \text{rank}(A)$ , 则  $A$  具有完整的行排名
  - 如果  $m = \text{rank}(A)$ , 则  $A$  具有完整的列排名

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 4 & 2 \end{pmatrix}$$

# 矩阵的逆

- 方阵A 的逆矩阵,用 $A^{-1}$ 表示,是这样的唯一矩阵。

- $AA^{-1} = A^{-1}A = I$  (单位矩阵)

- $A^{-1}$ 存在当且仅当  $\det(A) \neq 0$

- 如果 $A^{-1}$ 和 $B^{-1}$ 存在,则

- $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1},$

- $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$

- 对于正交矩阵

$$A^{-1} = A^T$$

- 对于对角矩阵

$$D^{-1} = \text{diag}\{d_1^{-1}, \dots, d_n^{-1}\}$$

- 如果  $d_i \neq 0 \forall i$ 。

# 大纲

· 线性代数基础 · 特征值  
分解 · 奇异值分解 (SVD)\*

# 特征值和特征向量

·特征向量 (对于平方毫米矩阵S)

$$S\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v}$$

(右)特征向量特征值

$$\mathbf{v} \in \mathbb{R}^m \neq \mathbf{0}$$

$\lambda$  标量

$\mathbf{v}$ 是与特征值相关的S特征向量

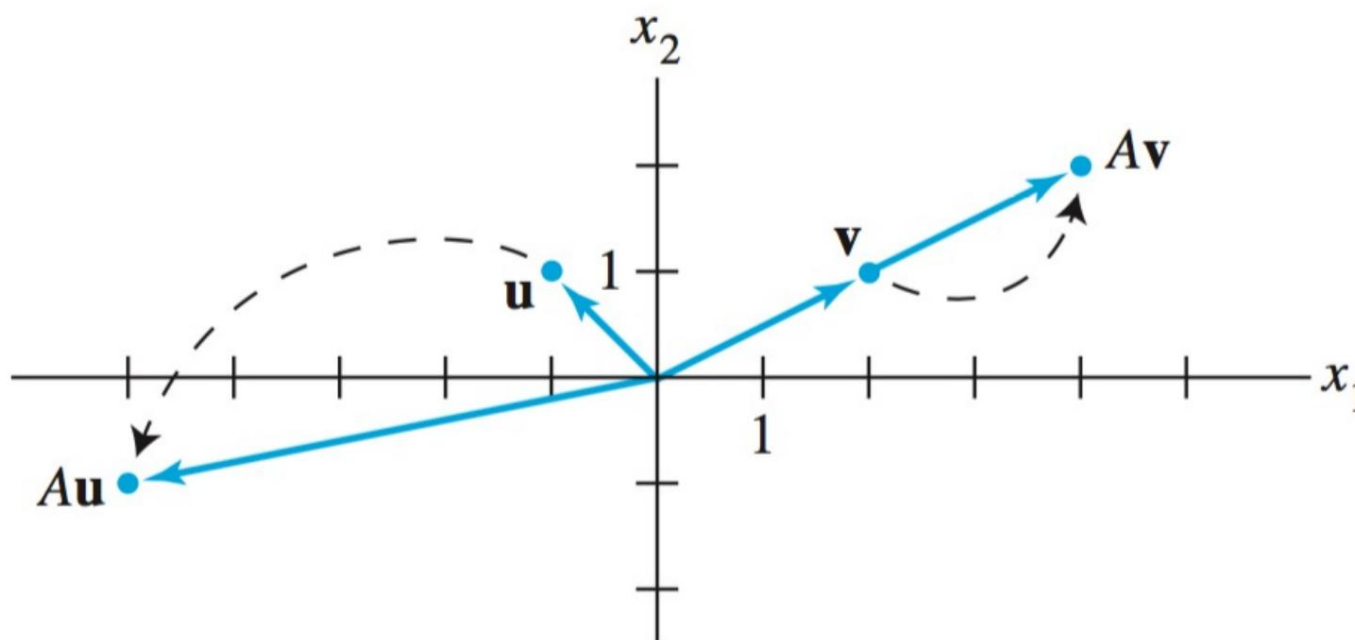
$\lambda$

例子

$$\begin{pmatrix} 6 & -2 \\ 4 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 4 \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

# 特征值和特征向量解释

$$\text{Let } A = \begin{bmatrix} 3 & -2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{u} = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}, \text{ and } \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$



$A$ 仅拉伸或膨胀 $\mathbf{v}$ .

相反， $\mathbf{u}$ 不是 $A$ 的特征向量。



# 如何计算特征值和特征向量？

如果  $\lambda$  是  $m \times m$  矩阵  $S$  的特征值,那么,我们可以找到通过求解方程得到相关的特征向量:

$$(S - \lambda I) v = 0。$$

该方程有非零解,如果

$$|S - \lambda I| = 0$$

$S$ 的方程。它是 $\lambda$   $|S - \lambda I| = 0$  称为特征方程的  $m$  阶方程,最多有 $m$  个不同的解。

评论:

- 特征向量是非零向量
- 特征值可以为零,甚至可以为复数。

## 练习1

以下矩阵的特征值和特征向量是多少？

$$S = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$$

# 解决方案练习1

- 让  $S = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ e & 1 \end{pmatrix}$
- 然后  $S^{-1} = \frac{1}{\det(S)} \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -e & 2 \end{pmatrix}$
- 特征值为1 和3。 · 特征向量：

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

代入这些值并求解特征向量。

# 对称矩阵的情况

对于对称矩阵,不同的特征向量  
特征值是正交的

$$Sv_{\{1,2\}} = \lambda_{\{1,2\}} v_{\{1,2\}}, \quad v_1^T v_2 = 0$$

§ 实对称矩阵的所有特征值都是实数。

---

§ 提醒:协方差矩阵是对称的!

# 对称矩阵的情况

A symmetric  $n \times n$  real matrix  $\mathbf{A}$  is said to be **positive semi definite** if

$$\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \quad \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \geq 0$$

结果:正半定矩阵的所有特征值都是非负的


$$\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \quad \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \geq 0 \text{ then if } \mathbf{S} \mathbf{v} = \lambda \mathbf{v} \Rightarrow \lambda \geq 0$$

§线索:方差矩阵是半正定的

# 考虑我们的例子

$$S = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \leftarrow \text{实对称矩阵}$$

- 特征值 1 和 3 是实数非负, 则  $S$  是半正定\*。
- 特征向量是正交的:

$$\begin{aligned} \vec{v}_1 &= \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} & \vec{v}_2 &= \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \\ \vec{v}_1 &\text{和 } \vec{v}_2 & \vec{v}_1 &\text{和 } \vec{v}_2 \end{aligned}$$

\*另外, 正定矩阵的所有特征值都是正的。

# 对角化

## 矩阵对角化定理

- 让  $S \in \mathbb{R}^{m \times m}$  是一个方阵， $m$  线性无关的特征向量。

· 定理: 存在特征分解

$$S = U \Lambda U^{-1}$$

对角线

- $U$  的列是  $S$  的特征向量
- 的对角线元素是特征值  $\Lambda$

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_m), \quad \lambda_i \geq \lambda_{i+1}$$

对于不同的特征值来说是唯一的

$S$

# 对角分解:为什么/如何

让U将特征向量作为列:

那么, SU可以写成

$$S U S^{-1} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}$$

$$\text{因此 } S U = U \Lambda, \text{ 或 } U^{-1} S U = \Lambda$$

$$\text{并且 } S = U \Lambda U^{-1}.$$



# 对角分解 - 示例 (1/2)

记起  $S = \hat{e}^1 \begin{matrix} 1 & 2 \\ 1 & 2 \end{matrix} ; \text{我} = 1, \text{我} = 3.$

特征向量  $\zeta$   $\begin{matrix} \text{哦} & 1 & \text{他} \\ -1 & & \end{matrix}, \begin{matrix} \text{哦} & 1 & \text{他} \\ 1 & & \end{matrix}$  形式  $\text{在} = \begin{matrix} \text{这是} & 1 & 1 & \text{你} \\ e & -1 & 1 & \end{matrix}$

反转,我们有  $\text{在}^{-1} = \begin{matrix} \text{是} & 1/2 & 1/2 \\ e^{1/2} & 1/2 & \end{matrix}$

记起  $UU^{-1} = I。$

那么,  $S = U \begin{matrix} \text{这是} & 1 & \text{呵呵} & 1 & 0 & 1 & 1/2 & 1/2 \\ e & -1 & 1 & \text{和} & 0 & 3 & \text{和} & e^{1/2} & 1/2 & 1/2 \end{matrix}$

## 对角分解 - 示例 (2/2)

让我们除以U (并乘以U<sup>-1</sup>) ,这样它们就是正交的

那么,  $S =$

$$\begin{matrix}
 \begin{matrix} \text{这是} \\ e^{-1/\sqrt{2}} \end{matrix} & \begin{matrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{matrix} & \begin{matrix} \sqrt{2} \\ \sqrt{2} \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} & \begin{matrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{matrix} & \begin{matrix} \sqrt{2} \\ \sqrt{2} \end{matrix} \\
 \begin{matrix} \text{和} \\ e^{0/3} \end{matrix} & \begin{matrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{matrix} & \begin{matrix} \sqrt{2} \\ \sqrt{2} \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} & \begin{matrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{matrix} & \begin{matrix} \sqrt{2} \\ \sqrt{2} \end{matrix} \\
 \text{问} & & L & & & (Q^{-1} = Q^T)
 \end{matrix}$$

方阵Q称为正交矩阵,如果  
列 (行)向量是正交的。  
结果 如果Q正交,则 $Q^{-1} = Q^T$

# 对称特征分解

- 如果  $S \in \mathbb{R}^{m \times m}$  是一个对称矩阵：

· **定理**：存在一个（唯一的）本征分解

$$S = Q \Lambda Q^T$$

- 其中Q是正交的：
  - $Q^{-1} = Q^T$
  - Q的列是归一化特征向量
  - 列是正交的。
  - 特征值是实数。

# 大纲

· 线性代数基础 · 特征值  
分解 · 奇异值分解 (SVD)\*

# 奇异值分解

对于一  $n \times n$  秩为  $r$  的矩阵  $A$  存在因式分解  
(奇异值分解= **SVD**) 如下:

$$A = USV$$

米 毫米

$n$

$V$  是  $n \times n$

时间

$U$  的列是  $A^T A$  的正交特征向量。

$V$  的列是  $A A^T$  的正交特征向量。

$A^T A$  的特征值  $\lambda_1 \cdots \lambda_r$  是  $A A^T$  的特征值。

$$s_i = \sqrt{\lambda_i}$$

$$S = (\lambda_1 \cdots \lambda_r)$$

奇异值。

# 奇异值分解

- SVD 维数和稀疏性说明

$$\underbrace{\begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix}}_A = \underbrace{\begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \end{bmatrix}}_U \underbrace{\begin{bmatrix} \bullet & & & & \\ & \bullet & & & \\ & & \bullet & & \\ & & & \bullet & \\ & & & & \bullet \end{bmatrix}}_{\Sigma} \underbrace{\begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix}}_{V^T}$$

$$\underbrace{\begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \end{bmatrix}}_A = \underbrace{\begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix}}_U \underbrace{\begin{bmatrix} \bullet & & & & \\ & \bullet & & & \\ & & \bullet & & \\ & & & \bullet & \\ & & & & \bullet \end{bmatrix}}_{\Sigma} \underbrace{\begin{bmatrix} * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \end{bmatrix}}_{V^T}$$

# 奇异值分解示例

让  $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$

因此  $m=3$ ,  $n=2$ 。其SVD为

$$A = U \Sigma V^T = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}$$

通常,单数是按降序排列的值。

## 参考

- David Lay «线性代数及其应用程序»,第五版。出版商:皮尔逊 (2011) 。
- “线性代数复习” 背诵  
莱曼·阿科格鲁 (2010)。
- 托马斯·霍夫曼 “线性代数  
背景”。2018 年 9 月访问[https://  
web.stanford.edu/class/cs276a/handouts/lecture15.pdf](https://web.stanford.edu/class/cs276a/handouts/lecture15.pdf)