

大数据的矩 阵计算基 础——第11 周





【声明】本视频和幻灯片为炼数成金网络课程的教学资料,所有资料只能在课程内使用,不得在课程以外范围散播,违者将可能被追究法律和经济责任。

课程详情访问炼数成金培训网站

http://edu.dataguru.cn

关注炼数成金企业微信



■提供全面的数据价值资讯,涵盖商业智能与数据分析、大数据、企业信息化、数字化技术等,各种高性价比课程信息,赶紧掏出您的手机关注吧!



本周内容



- ◆ 广义逆矩阵
 - 减号逆
 - 自反广义逆
 - 最小范数广义逆
 - 最小二乘广义逆
 - 加号逆
- ◆ 广义逆在线性方程组中的应用
 - 相容方程的通解与最小范数解
 - 不相容方程的最小二乘解
 - 加号逆的应用

左逆矩阵与右逆矩阵



- ◆ 对于n*n矩阵A,若存在n*n矩阵B使得AB=BA=I,则称A为可逆矩阵,B为A的逆,记 $B = A^{-1}$
- ◆ 对于m*n矩阵A,也能有逆矩阵吗?
- ◆ 左逆矩阵:LA=I
- ◆ 右逆矩阵:AL=I

左逆矩阵与右逆矩阵



◆ 对于以下三个矩阵,左逆矩阵是否存在?若存在,是否唯一?

- ◆ 对于m*n矩阵A,仅当m>n时,A可能有左逆矩阵
- ◆ 对于m*n矩阵A,仅当m<n时,A可能有右逆矩阵

唯一解



- ◆ 左伪逆矩阵: $L = (A^T A)^{-1} A^T$
- ◆ 右伪逆矩阵: $R = A^T (A^T A)^{-1}$

• 例:设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$,求其右逆

Gauss消去法



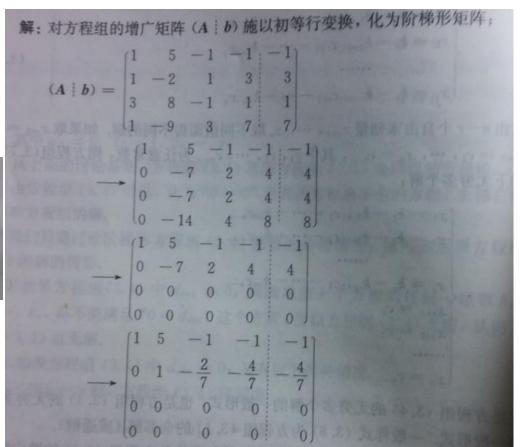
- ◆ 对方程组的增广矩阵作初等行变换,不会改变方程的解。
- ◆ 定理:若用初等行变换将增广矩阵[A|B]化成[C|D],则方程组AX=B与方程组CX=D是同解方程组。
- ◆ 由定理,可以利用初等行变换将增广矩阵[A|B]化简成行阶梯矩阵,写出该阶梯形矩阵 所代表的方程组,逐步回代,求出方程组的解.此法称为Gauss消去法。
- ◆ 更加直接的方法,将线性方程组的增广矩阵[A|B]化成[C|D],其中C为A的等价标准形,则D为方程组的解。

线性方程组解的个数



- ◆ 线性方程组解情况的判定定理
- ◆ 1. rank(A|B)=rank(A)时,方程有解。
- ◆ (1) 当rank(A|B)=n(未知量的个数)时,方程有唯一解;
- ◆ (2) 当rank(A|B)<n时,方程组有无穷多个解。且通解中含有n-rank(A|B)个自由未知量。
- ◆ 2. rank(A|B)>rank(A)时,方程无解
- ◆ 若线性方程组为齐次方程,即AX=0.则有
- ◆ 1. 当rank(A)=n时,方程只有零解
- ◆ 2. 当rank(A)<n时,方程有非零解
- ◆ 特别地, 当方程个数m小于未知数的个数n时, 方程必有非零解

例 2 解线性方程组
$$\begin{cases} x_1 + 5x_2 - x_3 - x_4 = -1 \\ x_1 - 2x_2 + x_3 + 3x_4 = 3 \\ 3x_1 + 8x_2 - x_3 + x_4 = 1 \\ x_1 - 9x_2 + 3x_3 + 7x_4 = 7 \end{cases}$$





$$\begin{cases} x_1 = \frac{13}{7} - \frac{3}{7}x_3 - \frac{13}{7}x_4 \\ x_2 = -\frac{4}{7} + \frac{2}{7}x_3 + \frac{4}{7}x_4 \end{cases}$$
取 $x_3 = c_1$, $x_4 = c_2$ (其中 c_1 , c_2 为任意常数),则方程组的全部解为
$$\begin{cases} x_1 = \frac{13}{7} - \frac{3}{7}c_1 - \frac{13}{7}c_2 \\ x_2 = -\frac{4}{7} + \frac{2}{7}c_1 + \frac{4}{7}c_2 \\ x_3 = c_1 \\ x_4 = c_2 \end{cases}$$

一致方程



- ◆ 方程组 $\begin{cases} x_1 + x_2 = 4 \\ 3x_1 + 3x_2 = 9 \end{cases}$
- ◆ 若线性方程组Ax=y中,矩阵A的行之间的线性关系也存在于向量y的对应元素中,则称该方程组为一致方程(consistent equation)
- ◆ 非一致方程 (inconsistent equation)

广义逆矩阵



- ◆ 若A是一个m*n阶矩阵,若存在n*m阶矩阵G,使得当线性方程组Ax=y为一致方程时, x=Gy是方程组的解,则称G为A的广义逆矩阵,记为A⁻
- ◆ 一致方程Ax=y对y≠0有解x=Gy,当且仅当AGA=A
- ◆ 若矩阵G满足AGA=A则称G为A的广义逆矩阵



•
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Moore-Penrose广义逆



- ◆ 对于任意复数m*n阶矩阵A,如果存在n*m阶复矩阵G,满足
 - 1. AGA=A
 - 2. GAG=G
 - 3. $(AG)^H = AG$
 - 4. $(GA)^{H} = GA$
- ◆ 称G为A的一个Moore-Penrose广义逆,上述四个方程称为M-P方程
- ◆ 若G满足M-P方程的全部或其中一部分,则称G为A的广义逆

广义逆的分类



- ◆ 减号逆
- ◆ 自反广义逆
- ◆ 最小范数广义逆
- ◆ 最小二乘广义逆
- ◆ 加号逆,伪逆, Moore-Penrose逆

减号逆的存在性



◆ 对于任意m*n阶矩阵A,其减号逆A-一定存在,但不唯一

证明:若
$$A = \begin{pmatrix} E_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{m \times n}$$
 ,则 $A^- = \begin{pmatrix} E_r & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{pmatrix}_{n \times m}$,即
$$\begin{pmatrix} E_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}^- = \begin{pmatrix} E_r & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{pmatrix}_{n \times m}$$
 ,其中 G_{12}, G_{21}, G_{22} 是任意给定的 .

减号逆的计算



◆ 设 $A \in C_r^{m \times n}$,则存在满秩矩阵P和Q,其中P为m阶方阵,Q为n阶方阵,使得

$$PAQ = \begin{pmatrix} I_r & 0_{r \times (n-r)} \\ 0_{(m-r) \times r} & 0_{(m-r) \times (n-r)} \end{pmatrix}$$

◆ 则

$$A^{-} = Q \begin{pmatrix} I_{r} & B_{r \times (m-r)} \\ C_{(n-r) \times r} & D_{(n-r) \times (m-r)} \end{pmatrix} P$$



◆ 已知
$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 2 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$
,求 A^-

减号逆的计算



◆ 设 $A \in C_r^{m \times n}$,则存在奇异值分解

$$A = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0_{r \times (n-r)} \\ 0_{(m-r) \times r} & 0_{(m-r) \times (n-r)} \end{bmatrix} V^H$$

◆ 于是

$$A^{-} = V \begin{bmatrix} \Sigma_{r}^{-1} & B_{r \times (m-r)} \\ C_{(n-r) \times r} & D_{(n-r) \times (m-r)} \end{bmatrix} U^{H}$$



◆ 已知
$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 2 & 2 & 3 \end{pmatrix}$$
,求 A^-

自反广义逆



- ◆ 使用符号A_r表示
- $AA_r^-A = A; \quad A_r^-AA_r^- = A_r^-$
- ◆ 若A是一个行(或列)满秩矩阵,则A的右逆(或左逆)就是A的一个自反广义逆

自反广义逆的计算



◆ 设A∈C_r^{m×n}, 其奇异值分解为

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

◆ 则

$$A_r^- = V \begin{bmatrix} \Sigma_r^{-1} & B \\ C & C \Sigma_r B \end{bmatrix} U^H$$



◆ 设
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 \\ 2 & 3 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$
, 求A的一个自反广义逆

最小范数广义逆



- ◆ 符号: A_m
- ◆ 条件 $AA_m^-A = A$; $(A_m^-A)^H = A_m^-A = A^H = A^H$ 等价

最小范数广义逆的计算



- ◆ 设A是m*n阶矩阵(m≤n),则 $A_m^- = A^H (AA^H)^-$
- ◆ 设A∈C_r^{m×n}, 其奇异值分解为

$$A = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0_{r \times (n-r)} \\ 0_{(m-r) \times r} & 0_{(m-r) \times (n-r)} \end{bmatrix} V^H$$

◆ 则

$$A_{m}^{-} = V \begin{bmatrix} \Sigma_{r}^{-1} & B_{r \times (m-r)} \\ 0_{(n-r) \times r} & D_{(n-r) \times (m-r)} \end{bmatrix} U^{H}$$



◆ 求
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 0 \end{pmatrix}$$
,求A的一个最小范数广义逆

最小二乘广义逆



- ◆ 符号: *A*_i
- $AA_i^-A = A ; (AA_i^-)^H = AA_i^-$

最小二乘广义逆的计算



- ◆ 设A是m*n阶矩阵(m≤n),则 $A_i^- = (AA^H)^-A^H$
- ◆ 设A∈C_r^{m×n}, 其奇异值分解为

$$A = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0_{r \times (n-r)} \\ 0_{(m-r) \times r} & 0_{(m-r) \times (n-r)} \end{bmatrix} V^H$$

◆ 则

$$A_{m}^{-} = V \begin{bmatrix} \Sigma_{r}^{-1} & 0_{r \times (m-r)} \\ C_{(n-r) \times r} & D_{(n-r) \times (m-r)} \end{bmatrix} U^{H}$$

加号逆



- **♦** A⁺
- ◆ 加号逆是唯一的
- ◆ 设 $A \in C_r^{m \times n}$, 其奇异值分解为

$$A = U \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0_{r \times (n-r)} \\ 0_{(m-r) \times r} & 0_{(m-r) \times (n-r)} \end{bmatrix} V^H$$

◆ 则

$$A^{+} = V \begin{bmatrix} \Sigma_{r}^{-1} & 0_{r \times (m-r)} \\ 0_{(n-r) \times r} & 0_{(n-r) \times (m-r)} \end{bmatrix} U^{H}$$

广义逆在线性方程组中的应用



- ◆ 对于非齐次线性方程组 AX=b,有以下几种情况
- ◆ 1. 方程是一致方程
 - 1) A是满秩方阵,则方程组有唯一解: $X = A^{-1}b$
 - 2)方程组有无数个解,可以寻找最小范数解 $\min_{Ax=b} \|x\|$
- ◆ 2. 方程组不一致,可以寻找最小二乘解 $\min_{x \in C^n} \|Ax b\|_2$ 。而一般来说,最小二乘解不唯一,所以可以进一步求最小二乘解的最小范数解 $\min\{\|x\|: \min_{x \in C^n} \|Ax b\|_2\}$

一致方程的通解与减号逆



- ◆ 若线性方程组AX=b是一致方程,则线性方程组的一个特解可以表示为 $X = A^-b$;而通解可以表示为 $X = A^-b + (I A^-A)z$,其中z是与X同维的任意向量
- ◆ 例:求解 $\begin{cases} x_1 + 2x_2 x_3 = 1 \\ -x_2 + 2x_3 = 2 \end{cases}$

最小范数解



- ◆ 对于一致方程AX=b,如果存在与b无关的A的某些特殊减号逆G,使得特解Gb与其他解相比,具有最小范数,即 $\|Gb\| \le \|X\|$
- ◆ 一致方程AX=b的最小范数解是 $X = A_m^- b$
- ◆ 最小范数解唯一

例



◆ 求 $\begin{cases} x_1 + 2x_2 - x_3 = 1 \\ -x_2 + 2x_3 = 2 \end{cases}$ 的最小范数解

最小二乘解



- ◆ 对于不一致方程组AX=b,如果有 $\|A\tilde{X} b\| \le \|AX b\|$,其中X为方程组的任意近似解,则称 \tilde{X} 是方程组的最小二乘解
- ◆ 最小二乘解为 $X = A_i^- b$
- ◆ 最小二乘解不唯一

例



◆ 求方程组 $\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 1 \\ 2x_1 + x_2 = 0 \text{ 的—个最小二乘解} \\ x_1 + x_2 = 0 \end{cases}$

极小范数最小二乘解



- ◆ 不一致方程AX=b的极小范数最小二乘解为 $X = A^+b$
- ◆ 对于线性方程组AX=b,其解为 $X = A^+b$
- ◆ 在多元统计中的应用:求解多元线性回归方程的参数

炼数成金逆向收费式网络课程



- ◆ Dataguru (炼数成金)是专业数据分析网站,提供教育,媒体,内容,社区,出版,数据分析业务等服务。我们的课程采用新兴的互联网教育形式,独创地发展了逆向收费式网络培训课程模式。既继承传统教育重学习氛围,重竞争压力的特点,同时又发挥互联网的威力打破时空限制,把天南地北志同道合的朋友组织在一起交流学习,使到原先孤立的学习个体组合成有组织的探索力量。并且把原先动辄成干上万的学习成本,直线下降至百元范围,造福大众。我们的目标是:低成本传播高价值知识,构架中国第一的网上知识流转阵地。
- ◆ 关于逆向收费式网络的详情,请看我们的培训网站 http://edu.dataguru.cn





Thanks

FAQ时间