

线性代数 Cheat Sheet

By Kun Liu

行列式计算

1. 二阶行列式 $\det(A) = \begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = ad - bc$

2. n 阶行列式 $\det(A) = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} =$

$\sum_{p_1 p_2 \cdots p_n} (-1)^t a_{1p_1} a_{2p_2} \cdots a_{np_n}$, 其中 $p_1 p_2 \cdots p_n$ 是自然数 $1, 2, \cdots, n$ 的排列, t 是这个排列的逆序数,

$\sum_{p_1 p_2 \cdots p_n}$ 是对所有排列 $p_1 p_2 \cdots p_n$ 求和.

3. $\det(A) = a_{i1}C_{i1} + a_{i2}C_{i2} + \cdots + a_{in}C_{in}$ 选择零最多的行, 按第 i 列展开. $\det(A) = a_{1j}C_{1j} + a_{2j}C_{2j} + \cdots + a_{nj}C_{nj}$ 选择零最多的列, 按第 j 列展开.

4. $C_{ij} = (-1)^{i+j}M_{ij}$ 是删除第 i 行第 j 列的矩阵, 选择零元素最多的矩阵以便于计算.

5. $\det(A^T) = \det(A), \det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$

6. $\det(AB) = \det(A)\det(B), \det(kA) = k^n \det(A)$

7. A 可逆当且仅当 $\det(A) \neq 0$.

8. 三角矩阵或对角矩阵的对角线元素的乘积就是其对角线元素的乘积.

9. 解线性方程组的解: $Ax = b (b \neq 0), x = x_h + x_p, x_h$ 是齐次方程组 $Ax = 0$ 的通解, x_p 是该非齐次方程组的一个特解.

(i) 若系数行列式 $\det(A) \neq 0$, 那么它有唯一解, $x = \frac{\det(A_i)}{\det(A)}$, $\det(A_i)$ 是把方程组第 i 行由右边自由项 b 替代成的到的 n 阶行列式.

(ii) 若 $\det(A) = 0$, 方程组无解或有两个不同的解, 特殊的 $b = 0, \det(A) \neq 0$, 其次方程组只有唯一 0 解, 反之若齐次线性方程组有非零解, 其系数行列式必等于 0 .

逆矩阵, 矩阵乘法运算

1. 矩阵乘法 $C = \begin{matrix} (m \times p) \\ A \end{matrix} \begin{matrix} (m \times n) \\ B \end{matrix} \begin{matrix} (n \times p) \\ \end{matrix}$, 有 $c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik}b_{kj}$,

$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} e & f \\ g & h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ae + bg & af + bh \\ ce + dg & cf + dh \end{bmatrix}$$

2. $m \times n$ 矩阵和第 i 行 j 列元素, 记做 $A_{m \times n}, A, (a_{ij})$ 或 $(a_{ij})_{m \times n}$.

3. $A + B = B + A, (A + B) + C = A + (B + C), \lambda(\mu A) = (\lambda\mu)A, (\lambda + \mu)A = \lambda A + \mu A, \lambda(A + B) = \lambda A + \lambda B, (\lambda A)B = A(\lambda B) = \lambda(AB), (AB)C = A(BC), A(B + C) = AB + AC, (A + B)C = AB + AC, AB$ 不一定等于 BA .

4. $AB = O, A$ 与 B 可以不都为零矩阵 O .

5. 矩阵的转置满足: $(A^T)^T = A, (kA)^T = k(A)^T, (A + B)^T = A^T + B^T, (AB)^T = B^T A^T$, 若方阵满足 $A^T = A$, 则 A 为对称阵, 即 $a_{ij} = a_{ji}$.

6. 矩阵的迹 $tr(A) = a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn}, tr(A^T) = tr(A), tr(AB) = tr(BA),$.

7. 方阵的幂 A^k 和方阵 A 的 m 次多项式 $\varphi(A) = a_0 E + a_1 A + \cdots + a_m A^m$ 满足: $A^k A^l = A^{k+l}, (A^k)^l = A^{kl}, \varphi(A)f(A) = f(A)\varphi(A)$.

8. 方阵的行列式满足: $|A^T| = |A|, |\lambda A_n| = \lambda^n |A_n|, |AB| = |A||B|$

9. 单位阵 E 主对角线元素均为 1, 其余元素全为 0.

10. 逆矩阵: 方阵 A 和 B 满足 $AB = BA = E$, 记 $B = A^{-1}$. 方阵 A 可逆 $\Leftrightarrow |A| \neq 0 \Leftrightarrow$ 存在方阵 $B, AB = E$, 或 $BA = E$;

若 A 可逆, $(A^{-1})^{-1} = A$;

若 A^T 可逆, $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$;

若 $k \neq 0, (kA)^{-1} = \frac{1}{k}A^{-1}$;

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

伴随矩阵, 克拉姆法则

1. 方阵 A 的伴随矩阵定义 $A^* = (C_{ij})^T, C_{ij} = (-1)^{i+j}M_{ij}$, 即代数余子式 C 的转置, M_{ij} 是行列式 $|A|$ 中划去第 i , 第 j 列的余子式.

2. $AA^* = A^*A = |A|E$, 若 $|A| \neq 0$, 则 $A^{-1} = \frac{1}{|A|}A^*, A^* = |A|A^{-1}. (A^T)^* = (A^*)^T. |A^*| = |A|^{n-1}$ (n 是方阵的阶数)

3. 克拉姆法则的矩阵语言: 方阵 A 的行列式 $|A| \neq 0$, 则方程 $Ax = b$ 有唯一解 $x = \frac{1}{|A|}A^*b$, 即 $x = A^{-1}b$, 其中 A^* 是 A 的伴随矩阵.

初等矩阵变换, 秩

1. 初等行变换 ($r_i \leftrightarrow r_j, r_i \times k, r_i + kr_j$), 矩阵 A 与 B 行等价, 记 $A \sim B$; 初等列变换 ($c_i \leftrightarrow c_j, c_i \times k, c_i + kc_j$), 矩阵 A 与矩阵 B 列等价, 记 $A \sim B$, 矩阵 A 与 B 等价, 记为 $A \sim B$.

2. $A \sim B \Leftrightarrow$ 存在可逆矩阵 P , 使得 $PA = B$;

$A \sim B \Leftrightarrow$ 存在可逆矩阵 Q , 使得 $AQ = B$.

3. 初等矩阵 A 可逆, $A^{-1} = E_k E_{k-1} \cdots E_2 E_1$, 求矩阵逆的方法 $(A|E) \rightarrow (E|A^{-1})$

4. 若 $(A, E) \sim (B, P)$, 则 P 可逆, 且 $PA = B$

若 $(A, E) \sim (E, P)$, 则 P 可逆, 且 $P = A^{-1}$

若 $(A, B) \sim (E, X)$, 则 P 可逆, 且 $X = A^{-1}B$

5. 矩阵 A 的秩 $R(A)$: 矩阵 A 中最高阶非零子式的阶数, $R(A) = r \Leftrightarrow A$ 的行最简阶梯形含 r 个非零

行 $\Leftrightarrow A$ 的标准形 $F = \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$.

6. $0 \leq R(A_{m \times n}) \leq \min\{m, n\}; R(A^T) = R(A);$

$A \sim B \Rightarrow R(A) = R(B); P, Q$ 可逆 $\Rightarrow R(PAQ) =$

$R(A); \max\{R(A), R(B)\} \leq R(A, B) \leq R(A) +$

$R(B); R(A + B) \leq R(A) + R(B);$

$R(AB) \leq \min\{R(A), R(B)\}.$

线性方程组解的情况

- n 元线性方程组 $Ax = b$ 的解:
无解的充要条件是 $R(A) < R(A, b)$;
有唯一解的充要条件是 $R(A) = R(A, b) = n$;
有无穷多解的充要条件是 $R(A) = R(A, b) < n$.
- n 元齐次线性方程 $A_{m \times n}x = 0$ 有非零解的充要条件 $R(A) < n$.
- 矩阵方程 $AX = B$ 有解的充要条件是 $R(A) = R(A, B)$.

4. 非齐次线性方程组:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \cdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

把增广矩阵化为行最简行矩阵: $(A \quad b) =$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} & b_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} & b_m \end{bmatrix} \sim \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & b_{11} & \cdots & b_{1,n-r} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & b_{r1} & \cdots & b_{r,n-r} \\ 0 & & & \cdots & & 0 \\ \vdots & & & & & \vdots \\ 0 & & \cdots & & & 0 \end{bmatrix}$$

根据最简行矩阵得到同解方程组:

$$\begin{cases} x_1 = -b_{11}x_{r+1} - \cdots - b_{1,n-r}x_n \\ \cdots \\ x_r = -b_{r1}x_{r+1} - \cdots - b_{r,n-r}x_n \end{cases}$$

把 x_{r+1}, \cdots, x_n 作为自由未知, 依次等于 c_1, \cdots, c_{n-r} 可得通解:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_r \\ x_{r+1} \\ x_{r+2} \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = c_1 \begin{bmatrix} -b_{11} \\ \vdots \\ -b_{r1} \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} + c_2 \begin{bmatrix} -b_{12} \\ \vdots \\ -b_{r2} \\ 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} + \cdots + c_{n-r} \begin{bmatrix} -b_{1,n-r} \\ \vdots \\ -b_{r,n-r} \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}$$

上式可以记做: $x = c_1\xi_1 + c_2\xi_2 + \cdots + c_{n-r}\xi_{n-r}$,
故 $R(\xi_1, \cdots, \xi_{n-r}) = n - r, \xi_1, \cdots, \xi_{n-r}$ 是方程组的基础解系.

特征值和特征向量

- n 阶矩阵 A , 数 λ 和非零列向量 x 满足 $Ax = \lambda x$, 则 λ 为特征值, x 为对应的特征向量, $|A - \lambda I|$ 为特征矩阵.
- $|A - \lambda I| = (-1)^n |A - \lambda I|$
- 求 n 阶方阵 A 的特征值和特征向量步骤:
(i) 求解特征方程 $|A - \lambda I| = 0$, 其根就是方阵 A 的特征值.
(ii) 解齐次方程组 $(A - \lambda E)x = 0$ 的全部非零解对应的特征值 λ 的全部特征向量.

线性相关性

- 线性无关: 若 $k_1x_1 + k_2x_2 + \cdots + k_nx_n = 0$ 时, 只有当 $k_1 = k_2 = \cdots = k_n = 0$ 时成立, 则向量组 (x_1, x_2, \cdots, x_n) 线性无关.
- 线性相关: 若 $k_1x_1 + k_2x_2 + \cdots + k_nx_n = 0$ 时, 若 (k_1, k_2, \cdots, k_n) 有非零解, 则向量组 (x_1, x_2, \cdots, x_n) 线性相关.
- 向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_n$ 线性相关, 则由向量组组合的行列式 $|(\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_n)| = 0$
- 若向量组 $A: a_1, a_2, \cdots, a_m$ 线性相关 \Leftrightarrow 齐次线性方程 $x_1a_1 + x_2a_2 + \cdots + x_ma_m = 0$ (即 $Ax = 0$) 有非零解 $\Leftrightarrow R(a_1, a_2, \cdots, a_m) < m$
- 线性表示和线性组合:
(i) 向量 b 能被向量 $A: a_1, a_2, \cdots, a_m$ 线性表示 $\Leftrightarrow x_1a_1 + x_2a_2 + \cdots + x_ma_m = b$ (即 $Ax = b$) 有解 $\Leftrightarrow R(a_1, a_2, \cdots, a_m) = R(a_1, a_2, \cdots, a_m, b)$
(ii) 向量组 $B: b_1, b_2, \cdots, b_l$ 能由向量组 $A: a_1, a_2, \cdots, a_m$ 线性表示 \Leftrightarrow 矩阵方程 $(a_1, \cdots, a_m)X = (b_1, \cdots, b_l)$ 有解 \Leftrightarrow 存在矩阵 $K_{m \times l}$, 使得 $B = AK$ $\Leftrightarrow R(A) = R(A, B) \Leftrightarrow R(B) \leq R(A)$.
- 向量组 A 与向量组 B 等价 $\Leftrightarrow R(A) = R(B) = R(A, B)$

相似矩阵, 矩阵对角化

- 若 P 是可逆矩阵, A, B 是 n 阶方阵, 有 $B = P^{-1}AP$, 则称方阵 B 相似于方阵 A , A 相似于 B .
- 若 n 阶方阵 $A \sim B \Leftrightarrow tr(A) = tr(B) \Leftrightarrow |A| = |B| \Leftrightarrow R(A) = R(B) \Leftrightarrow \lambda_A = \lambda_B \Leftrightarrow R(A - \lambda I) = R(B - \lambda I)$
- 若 $A \sim B$, 则 $A^{-1} \sim B^{-1}, f(A^{-1}) \sim f(B^{-1}), A^* \sim B^*, A^T \sim B^T$
- 方阵 A 相似于对角阵 $\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$
则 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n$ 是 A 的 n 个特征值.
- 若方阵 A 可与对角阵相似, 则称方阵 A 可对角化.
- n 阶方阵可对角化的充要条件是 A 有 n 个线性无关的特征向量
 \Leftrightarrow 如果 n 阶方阵 A 有 n 个互不相同的特征值, 则矩阵 A 可对角化.
- 求可逆矩阵 P , 是的方阵 A 对角化, 即 $P^{-1}AP = \Lambda$, 计算步骤:
(i) 求 A 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n$;
(ii) 求对应特征值的特征向量 $\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n$, 用求特征值和特征向量的方法;
(iii) 令 $P = [\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n]$, 则 $P^{-1}AP = \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$
- 求对角阵 A 的 k 次幂 A^k 及 $f(A)$
 $P^{-1}A^kP = \Lambda^k, A^k = P\Lambda^kP^{-1} = P \begin{bmatrix} \lambda_1^k & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n^k \end{bmatrix} P^{-1}$
 $P^{-1}f(A)P = f(\Lambda),$
 $f(A) = Pf(\Lambda)P^{-1} = P \begin{bmatrix} f(\lambda_1) & & \\ & \ddots & \\ & & f(\lambda_n) \end{bmatrix} P^{-1}$