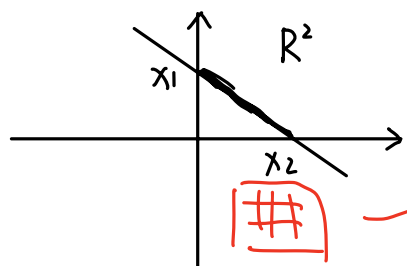


1. 仿射集. Affine Sets (附:教材附录1和附录2仔细看)

(1) 直线: $x_1 \neq x_2 \in \mathbb{R}^n, \theta \in \mathbb{R}, y = \theta x_1 + (1-\theta)x_2 = x_2 + \theta(x_1 - x_2)$

(2) 线段: $y = \theta x_1 + (1-\theta)x_2, \theta \in \mathbb{R}, \theta \in [0, 1]$



直线是仿射集, 线段不是仿射集. $\mathbb{R}^2$ 是仿射集.

不是仿射集.

(3) 仿射集: $\forall x_1, x_2 \in C$, 则连接 x_1 和 x_2 的直线 $\in C, \Rightarrow$ 集合 C 为仿射集

泛化
设 $x_1, \dots, x_k \in C, \theta_1, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}, \theta_1 + \dots + \theta_k = 1$, 仿射组合 $\theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k \in C$

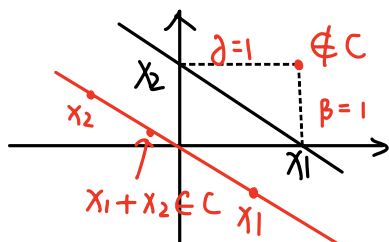
证明: 仿射集 $C. x_1, x_2, x_3 \in C, \theta_1, \theta_2, \theta_3 \in \mathbb{R}, \theta_1 + \theta_2 + \theta_3 = 1$

$$\frac{\theta_1}{\theta_1 + \theta_2} x_1 + \frac{\theta_2}{\theta_1 + \theta_2} x_2 \in C$$

$$(\theta_1 + \theta_2) \left(\frac{\theta_1}{\theta_1 + \theta_2} x_1 + \frac{\theta_2}{\theta_1 + \theta_2} x_2 \right) + (1 - \theta_1 - \theta_2) x_3 \in C$$

$$\theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_3 x_3 \in C$$

(4) 仿射集的性质. $x_1, x_2 \in C, C$ 仿射集, $\theta x_1 + (1-\theta)x_2 \in C$.



$$\alpha x_1 + \beta x_2 \notin C, \alpha, \beta \in \mathbb{R}$$

$$V = C - x_0 = \{x - x_0 \mid x \in C\}, \forall x_0 \in C$$

与 C 相关的子空间 (前提: C 必须是仿射集)

证明: V 是仿射集. ($\forall v_1, v_2 \in V, \forall \alpha, \beta \in \mathbb{R}, \alpha v_1 + \beta v_2 \in V$)

$$\alpha v_1 + \beta v_2 + x_0 \in C \quad (\forall \text{ 仿射集都有子空间, 且经过原点})$$

$$\Leftarrow \alpha (\underbrace{v_1 + x_0}_{\in C}) + \beta (\underbrace{v_2 + x_0}_{\in C}) + (1 - \alpha - \beta) \underbrace{x_0}_{\in C} \in C$$

(5) 线性方程组的解集是仿射集 (很重要)

$$C = \{x \mid Ax = b\}, A \in \mathbb{R}^{m \times n}, b \in \mathbb{R}^m, x \in \mathbb{R}^n.$$

$$\forall x_1, x_2 \in C, Ax_1 = b, Ax_2 = b.$$

$$\theta \in \mathbb{R}, \theta x_1 + (1-\theta)x_2 \stackrel{!}{\in} C \Rightarrow A(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) \stackrel{!}{\in} C$$

$$\theta \cdot Ax_1 + (1-\theta)Ax_2 = b. \quad \text{得证.}$$

(6) 线性方程组解集的子空间. $V = \{x - x_0 \mid x \in C\}, \forall x_0 \in C$

C 相关

$$= \{x - x_0 \mid Ax = b\}, Ax_0 = b$$

$$= \{x - x_0 \mid A(x - x_0) = 0\}$$

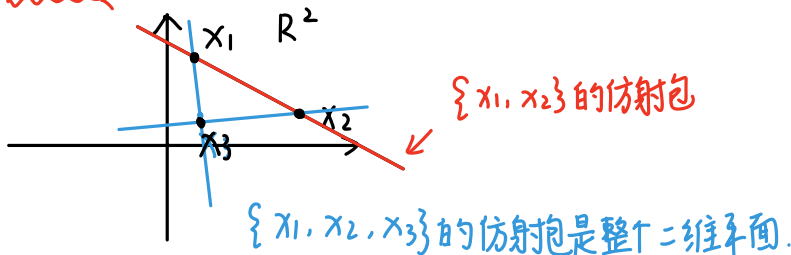
$$C = \{x \mid Ax = b\} \xrightarrow{\text{平移}} = \{y \mid Ay = 0\} \quad (\text{与 } C \text{ 相关的子空间})$$

1k 零空间: 集合中任意点乘 A 都为 0.

(7) $\forall$ 集合 C , 构造尽可能小的仿射集. (仿射集的仿射包还是仿射集.)

包含仿射集最
小的仿射集

$$\text{aff } C = \left\{ \theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k \mid \begin{array}{l} \forall x_1, \dots, x_k \in C \\ \forall \theta_1 + \dots + \theta_k = 1 \end{array} \right\}$$



2. 凸集 Convex Sets

(仿射集是凸集的特例)

(1) 定义: 一个集合 C 是凸集, 当任意两点之间的线段仍落在 C 内.

$$C \text{ 为凸集} \Leftrightarrow \forall x_1, x_2 \in C, \forall \theta \in [0, 1], \theta x_1 + (1-\theta)x_2 \in C.$$

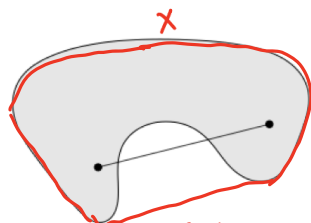
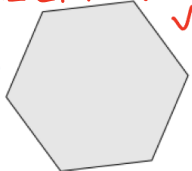
(2) 凸组合: $x_1, \dots, x_k$ 的凸组合, $\theta_1, \dots, \theta_k \in \mathbb{R}, \theta_1 + \dots + \theta_k = 1, \theta_1, \dots, \theta_k \in [0, 1]$

$$\text{则凸组合为 } \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k.$$

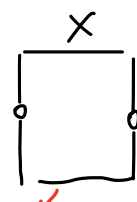
C 为凸集 $\Leftrightarrow$ 任意元素的凸组合 $\in C$.

$$(3) \text{凸包: } C \in \mathbb{R}^n, \text{Conv } C = \left\{ \theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k \mid \begin{array}{l} \forall x_1, \dots, x_k \in C \\ \forall \theta_1, \dots, \theta_k \in [0, 1] \\ \theta_1 + \dots + \theta_k = 1 \end{array} \right\}$$

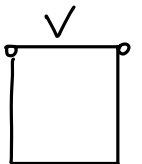
凸包是本身



补齐的是原集合的凸包.



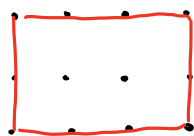
凸包补齐正方形



凸包是本身

连续的
点构成的
集合

离散集合：
教室里全部
的同学。



① 不是凸集，因为不能保证任意两个同学中间都有同学。

② 构造凸包：把最外圈的同学都用绳子连起来。

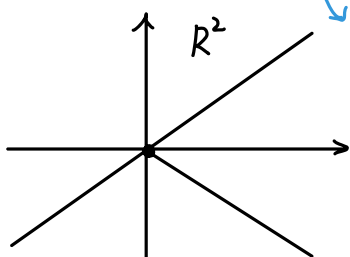
3. 锥 (Cone) & 凸锥 (Convex Cone)

(1) 定义：C 是锥， $\Leftrightarrow \forall x \in C, \theta > 0, \text{有 } \theta x \in C$ 。

C 是凸锥 $\Leftrightarrow \forall x_1, x_2 \in C, \theta_1, \theta_2 \geq 0$ ，有 $\theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 \in C$

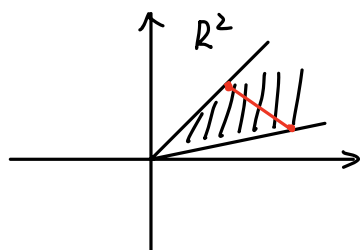
注意范围

锥的定义 + 凸集的定义

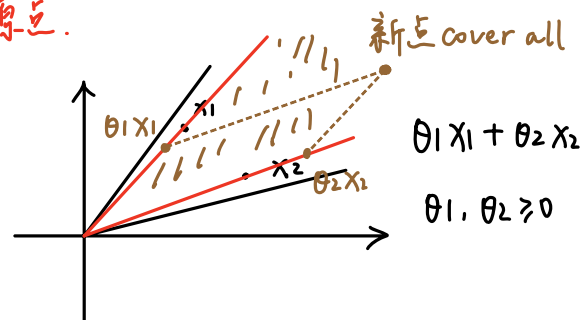


三条射线构成的集合是锥。(不一定连续，分成n支也可以)

必须保证射线的头都在原点。

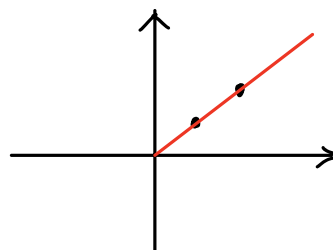
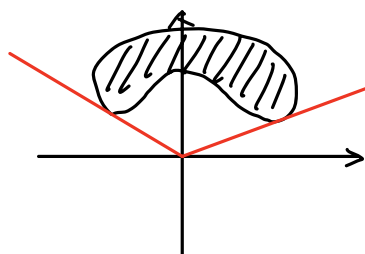
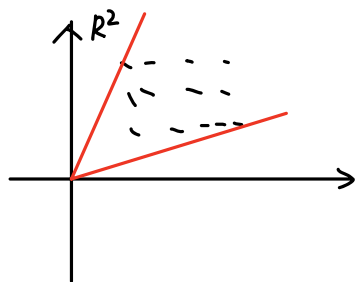


既是锥，又是凸锥



(2) 凸锥组合： $\theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k, \theta_1, \dots, \theta_k \geq 0$

(3) 凸锥包： $x_1, \dots, x_k \in C, \left\{ \theta_1 x_1 + \dots + \theta_k x_k \mid \begin{matrix} x_1, \dots, x_k \in C \\ \theta_1, \dots, \theta_k \geq 0 \end{matrix} \right\}$ 直线是凸锥



任意选取k个点，xx组合还在集合内，则称为xx集。

仿射组合： $\forall \theta_1, \dots, \theta_k, \theta_1 + \dots + \theta_k = 1$ 任意仿射组合都是凸组合。

凸组合： $\forall \theta_1, \dots, \theta_k, \theta_1 + \dots + \theta_k = 1, \theta_1, \dots, \theta_k \in [0, 1]$

凸锥组合： $\forall \theta_1, \dots, \theta_k, \theta_1, \dots, \theta_k \geq 0$ 任意凸锥组合一定是凸的。

包：即便集合不是xx集，选取vk个点构造xx组合。

特例: $C = \{x\}$ $\theta_1 x + \theta_2 x = x$ 在 C 内, 仍然是仿射集. $\Rightarrow$ 一定是凸集 $\Rightarrow$ 如果是原点, 则为凸锥.

$\emptyset C = \emptyset$. 空集是仿射集、凸集、凸锥. (不存在 存在于不存在当中)

4. 几种重要的凸集.

(1) $\mathbb{R}^n$ 空间一定是仿射集、凸集、凸锥.

$\textcircled{1}$ 过原点 $\textcircled{2}$ 四则运算仍然在空间内.

$\textcircled{3}$ $\mathbb{R}^n$ 空间的子空间 (与集合 C 相关的子空间) 一定是仿射集、凸集、凸锥.

$\textcircled{4}$ 任意直线是仿射集、凸集, 不一定是凸锥. (高维空间的一维子空间)

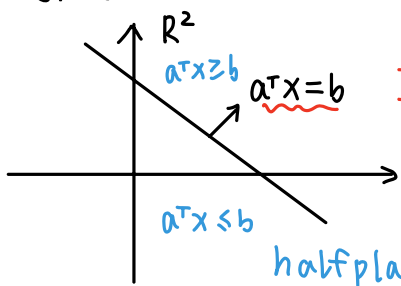
$\textcircled{5}$ 任意线段都是凸集, 如果线段缩为点则为仿射集, 缩为点且为原点则为凸锥.

$\textcircled{6}$ $\{x_0 + \theta v \mid \theta \geq 0\}$, $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $\theta \in \mathbb{R}$, $v \in \mathbb{R}^n$. (x_0 为原点, v 为方向的射线)

不一定是仿射集 (除非 $\theta = 0$), 不一定是凸锥 (除非 $x_0 = 0$)

(2) 超平面与半空间. (本质上是 1 集合)

Hyperplane: $\{x \mid a^T x = b\}$, $x, a \in \mathbb{R}^n$, $b \in \mathbb{R}$, $a \neq 0$

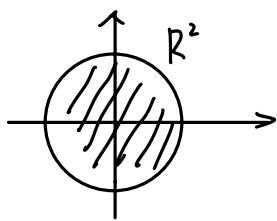


直线是超平面 (因为看到的维度, 超平面可以是任何维度)

超平面是仿射集、凸集, 不一定是凸锥.
半空间是凸集, 但不一定是仿射集和凸锥.

(3) 球和标准球. (欧氏空间里)

球: $B(x_c, r) = \{x \mid \|x - x_c\|_2 \leq r\} = \{x \mid \sqrt{(x - x_c)^T (x - x_c)} \leq r\}$, $x_c \in \mathbb{R}^n$, $r \in \mathbb{R}$



证明: (球是凸集)

$\forall x_1, x_2 \in B, \|x_1 - x_c\| \leq r, \|x_2 - x_c\| \leq r, \forall \theta \in [0, 1]$

$\Leftrightarrow \|\theta x_1 + (1 - \theta)x_2 - x_c\|_2 \leq r$

☆ 三角不等式很重要, 一定要记住.

$= \|\theta(x_1 - x_c) + (1 - \theta)(x_2 - x_c)\|_2$

$\leq \theta \|x_1 - x_c\|_2 + (1 - \theta) \|x_2 - x_c\|_2$

$$\leq \theta r + (1-\theta)r = r \quad \text{得证.}$$

通过P加权的二范数.

$$\text{椭圆: } \Sigma(x_c, P) = \{x \mid (x-x_c)^T P^{-1} (x-x_c) \leq 1\}, x \in \mathbb{R}^n, P \in \mathbb{S}_{++}^n \quad \begin{matrix} n \times n \text{ 维的对称的} \\ \text{正定矩阵} \end{matrix}$$

补充: 方阵才有特征值(erg), 但是所有矩阵都有奇异值.

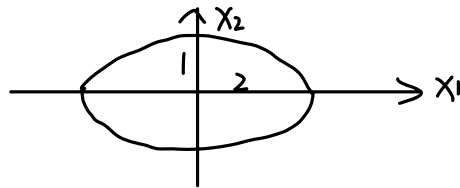
正定=全部奇异值大于0

$$\text{奇异值} = \sqrt{\text{erg}(A^T A)} \quad (\text{方阵的奇异值和特征值可能不同})$$

eg: $P = r^2 I_n$. 带入椭圆后则成为圆.

描述的是椭圆的半轴长(两个奇异值)

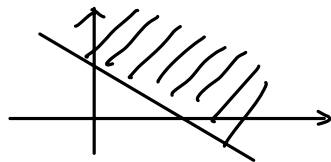
$$\text{例: } \Sigma = \{x \mid x^T \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} x \leq 1\} = \{(x_1, x_2) \mid \frac{1}{4}x_1^2 + x_2^2 \leq 1\}$$



(还有“有界多面体”的概念)

$$(4) \text{多面体: } P = \{x \mid \begin{matrix} a_j^T x \leq b_j, j=1, 2, \dots, m \\ c_j^T x = d_j, j=1, 2, \dots, n \end{matrix}\} \quad \text{一些超平面和半空间的交集. (不一定有界)}$$

多面体一定是凸集.



(多面体不一定规则有界)

(5) 单纯形. Simplex

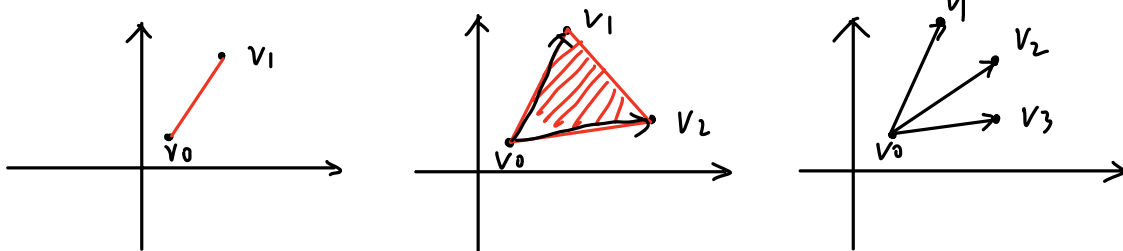
过这些点的凸包就是单纯形.

$\mathbb{R}^n$ 空间中选取 $v_0, \dots, v_k$ 共 $k+1$ 个点, $v_1-v_0, \dots, v_k-v_0$ 线性无关.

$$\text{则马上过点相关的单纯形为: } C = \text{conv}\{v_0, \dots, v_k\} = \{\theta_0 v_0 + \dots + \theta_k v_k, \theta_i \geq 0, 1^T \theta = 1\}$$

例: $\mathbb{R}^2$ 空间.

(不线性相关, 不能构造单纯形)



证明: 单纯形一定是多面体.

$$x \in C \in \mathbb{R}^n, C \text{ 为 Simplex} \Leftrightarrow x = \theta_0 v_0 + \dots + \theta_k v_k, 1^T \theta = 1, \theta_i \geq 0$$

$v_1-v_0, \dots, v_k-v_0$ 线性无关.

定义: $[\theta_1, \dots, \theta_k]^T = y, y \geq 0, 1^T y \leq 1$

$$[v_1 - v_0, \dots, v_k - v_0] = B \in \mathbb{R}^{n \times k}$$

$$x \in C \Leftrightarrow \theta_0 v_0 + \dots + \theta_k v_k = v_0 + \theta_1 (v_1 - v_0) + \dots + \theta_k (v_k - v_0) = v_0 + B y$$

$$\text{rank}(B) = k \text{ (列满秩的矩阵)}, k \leq n. \begin{bmatrix} I_k \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{matrix} k \times k \\ (n-k) \times k \end{matrix}$$

$$\text{非奇异矩阵 } A = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}, AB = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} B = \begin{bmatrix} I_k \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\Leftrightarrow Ax = Av_0 + AB y$$

$$\Leftrightarrow \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} x = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} v_0 + \begin{bmatrix} A_1 B \\ A_2 B \end{bmatrix} y$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} A_1 x = A_1 v_0 + y \\ A_2 x = A_2 v_0 \end{cases} \quad \begin{matrix} y \text{ 的作用是遍历整个集合.} \\ \text{把 } y \text{ 的两个性质带进去} \end{matrix}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} A_1 x \geq A_1 v_0 \\ 1^T A_1 x \leq 1 + 1^T A_1 v_0 \\ A_2 x = A_2 v_0 \end{cases}$$

eg: $\{x \mid x \leq 0\}$ 是单纯形

$x_0 = 0, x_1 = -\infty$ 两个点.

由这两个点构成的凸包是单纯形.

$\therefore$ 任意单纯形都能由两个不等式的一个等式表达. 所以单纯形都是多面体.

(6) 对称矩阵集合 $S^n = \{x \in \mathbb{R}^{n \times n} \mid x = x^T\}$ $x \geq 0$ 表示每个元素 ≥ 0 , $x \succeq 0$ 表示

对称半正定矩阵集合 $S_+^n = \{x \in \mathbb{R}^{n \times n} \mid x = x^T, x \succeq 0\}$ $x \succeq 0$ 每个奇异值 ≥ 0 .

对称正定矩阵集合 $S_{++}^n = \{x \in \mathbb{R}^{n \times n} \mid x = x^T, x \succ 0\}$ 特征值 > 0 .

证明: S_+^n 是 Convex Cone.

$$\forall \theta_1, \theta_2 \geq 0, \forall A, B \in S_+^n, \text{证明 } \theta_1 A + \theta_2 B \in S_+^n$$

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, x^T A x \geq 0, x^T B x \geq 0 \text{ (半正定的定义)}$$

$$x^T (\theta_1 A + \theta_2 B) x = x^T \theta_1 A + x^T \theta_2 B x \geq 0, \text{证毕.}$$

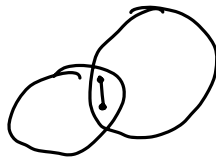
$$n=1 \text{ 时, } S_+^1 = \mathbb{R}_+, S_{++}^1 = \mathbb{R}_{++} \text{ (不是凸锥), } S^n = \mathbb{R}$$

对称的半正定矩阵.

$$n=2 \text{ 时, (一个矩阵空间变化为若干实数空间), } S_+^2 = \left\{ \begin{bmatrix} x & y \\ y & z \end{bmatrix} \mid x \geq 0, z \geq 0, xz \geq y^2 \right\}$$

5. 凸集的交集 & 保凸运算

(1) 交集. 若 S_1, S_2 为凸, 则 $S_1 \cap S_2$ 为凸.



若 S_a 为凸集, $\forall a \in A$, 则 $\bigcap_{a \in A} S_a$ 为凸集. (该结论应用于并集不成立)

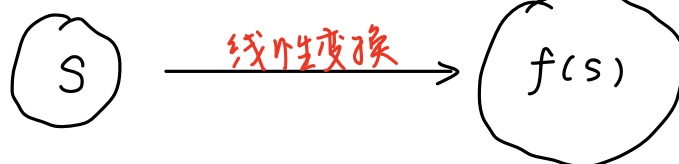
(2) 仿射函数 (线性的映射)

$f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ 是仿射的, 当 $f(x) = Ax + b$, $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $b \in \mathbb{R}^m$.

凸集经过仿射函数的变换仍然为凸集. (i.e. $f(S) = \{f(x) | x \in S\}$ 为凸.)

n 维空间中的凸集

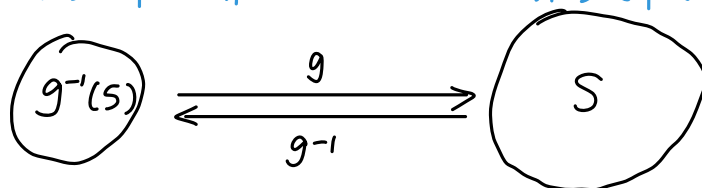
m 维空间中的凸集.



$g: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^n$ 为仿射, 当 $g^{-1}(S) = \{x | f(x) \in S\}$ (从 n 维空间映射为 k 维空间)

k 维空间中的凸集

n 维空间中的凸集



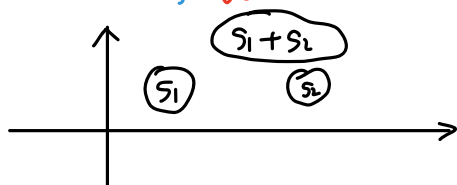
(3) 性质: 缩放、移位是保持凸性的. $\begin{cases} \text{缩放: } \alpha S = \{\alpha x | x \in S\} \\ \text{移位: } S + a = \{x + a | x \in S\} \end{cases}$

② 两个凸集的和仍然为凸集. $S_1 + S_2 = \{x + y | x \in S_1, y \in S_2\}$

定义 $S_1 \times S_2 = \{(x, y) | x \in S_1, y \in S_2\}$ 为凸集.

✓ 看成其中的一个元素而非两个元素.

线性映射 $f(x, y) = x + y$



再推广: 一个凸集和一个非凸集的和仍然有可能为凸集.

(4) 线性矩阵不等式: LM7.

一旦被矩阵高维, 就把矩阵想象成标量 (1x1)

$$A(x) = x_1 A_1 + \dots + x_n A_n \leq B, \quad B, A_i, x_i \in S^m$$

$(A(x) - B) \leq 0$

线性矩阵不等式的解集 $\{x \mid A(x) \leq B\}$ 为凸集.

证明: (借助仿射函数) 每个点都是矩阵

高维 (一堆矩阵)

低维 (对称矩阵)

定义仿射空间 $f(x) \triangleq B - A(x)$ 每个点由一个矩阵构成

又因为 S^m 为凸集.

低维到高维.

$f^{-1}(S^m_+) = \{x \mid B - A(x) \succeq 0\}$ 仍然是凸集.

因此, 线性矩阵不等式的解集是凸集.

(5) 柯有球是球的仿射映射.

$$\Sigma = \{x \mid (x - x_c)^T P^{-1} (x - x_c) \leq 1\}, \quad P \in S^m_+$$

$$\text{单位球 } \{u \mid \|u\|_2 \leq 1\}$$

$$f(u) = P^{\frac{1}{2}} u + x_c \text{ 移位.}, \quad \text{定义 } x \triangleq P^{\frac{1}{2}} u + x_c, \text{ 则 } u = P^{-\frac{1}{2}} (x - x_c)$$

$$\begin{aligned} \{f(u) \mid \|u\|_2 \leq 1\} &= \{P^{\frac{1}{2}} u + x_c \mid \|u\|_2 \leq 1\} \\ &= \{x \mid \|P^{-\frac{1}{2}} (x - x_c)\|_2 \leq 1\} \\ &= \{x \mid (x - x_c)^T P^{-1} (x - x_c) \leq 1\} \end{aligned}$$

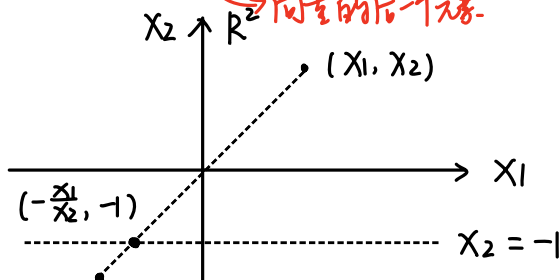
降维

(6) 透视函数.

$P: \mathbb{R}^{n+1} \rightarrow \mathbb{R}^n$, $\text{dom } P = \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}_{++}$ (定义域, 前 n 个元素随意取值, 最后元素为正)

$$P(z, t) = \frac{z}{t}, \quad z \in \mathbb{R}^n, \quad t \in \mathbb{R}_{++}$$

$\frac{z}{t}$ → 向量的前 n 个元素
 t → 向量的后一个元素



$$\left(-\frac{x_1}{x_2}, -1\right) = (-P(x_1, x_2), -1)$$

任意凸集 (经过透视函数) 仍然为凸集.

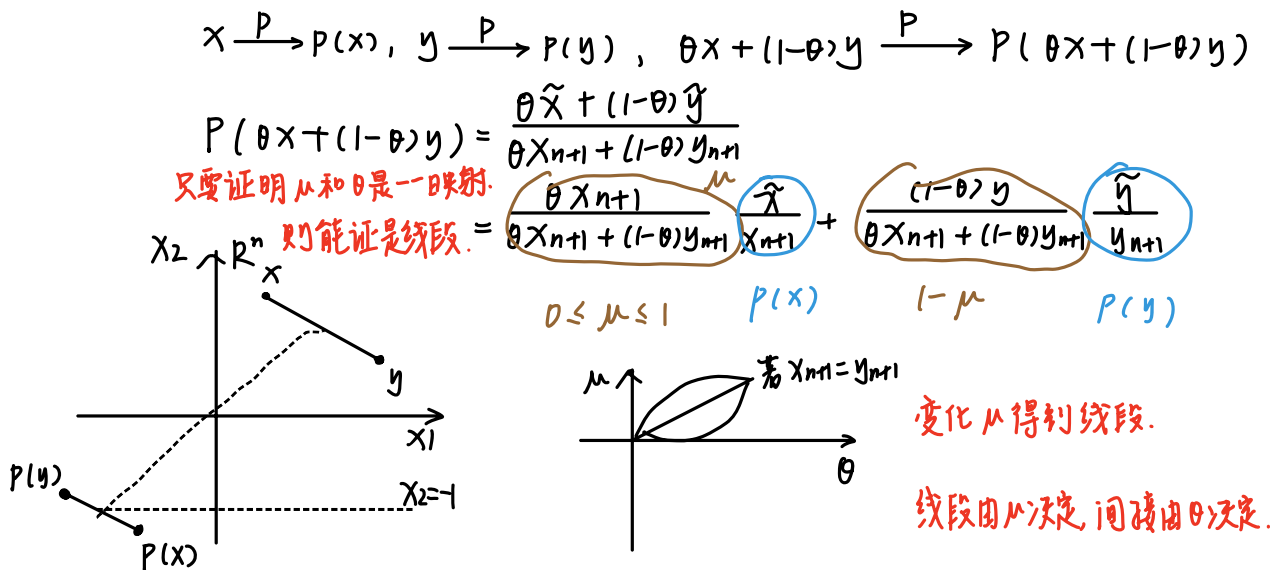
丢掉了 -1 维.

(7) 考虑 $\mathbb{R}^{n+1}$ 内线段. $x = (\tilde{x}, x_{n+1}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^+$, $y = (\tilde{y}, y_{n+1}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^+$

$\theta \geq 0$, 线段为 $\theta x + (1-\theta)y$

从 $n+1$ 维的线段到 n 维线段.

证明: 该线段经过透视函数仍然为凸集和线段.



(8) 任意凸集的反透视映射仍然为凸集. 升维.

$$P^{-1}(C) = \{(x, t) \in \mathbb{R}^{n+1} \mid \frac{x}{t} \in C, t > 0\}$$

证明: $(x, t) \in P^{-1}(C), (y, s) \in P^{-1}(C), 0 \leq \theta \leq 1$

$$\frac{\theta x + (1-\theta)y}{\theta t + (1-\theta)s} \in C$$

$$\underbrace{\frac{\theta t}{\theta t + (1-\theta)s}}_{\mu} \underbrace{\left(\frac{x}{t}\right)}_{\in C} + \underbrace{\left(1 - \frac{\theta t}{\theta t + (1-\theta)s}\right)}_{1-\mu} \underbrace{\left(\frac{y}{s}\right)}_{\in C} \in C$$

所以, 任意凸集的反透视映射仍然为凸集.

(9) 线性分式函数 $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m+1}$ 为仿射映射.

$$g(x) = \begin{bmatrix} A \\ C^T \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix}, \quad A \in \mathbb{R}^{m \times n}, b \in \mathbb{R}^m, C \in \mathbb{R}^n, d \in \mathbb{R}$$

定义透视变换 $P: \mathbb{R}^{m+1} \rightarrow \mathbb{R}^m, f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \triangleq \underbrace{P \circ g}_{\text{仿射}} \quad (\text{先经 } g \text{ 变为 } m+1 \text{ 维, 再经 } P \text{ 变为 } m \text{ 维})$

$$f(x) = \frac{Ax+b}{C^T x + d}, \quad \text{dom } f = \{x \mid C^T x + d > 0\}$$

先仿射, 后透视

证明: 任意凸集经(线性分式变换)仍为凸集.

(10) 两个随机变量的联合概率 $\rightarrow$ 条件概率. $u \ v \ \{1, \dots, n\} \ \{1 \dots m\}$

$p_{ij} = p(u=i, v=j)$, $f_{ij} = p(u=i | v=j)$, then $f_{ij} = \frac{p_{ij}}{\sum_{k=1}^n p_{kj}}$ ^{标量}

需要证明联合概率是凸集. $\sum_{k=1}^n p_{kj}$ 实质上是对向量 $(p_{ij}, \dots, p_{nj})$ 求和.

p_{ij} 实质上是将点乘 $(0 \dots 1 \dots 0)$ ^{取在 i}

f_{ij} 则是从 n 维向量到标量的线性函数变换.