凸优化初步

3月机器学习在线班 邹博

2015年3月14日

历史遗留问题

- 估计量的优良性准则
  - 无偏性
  - 均方误差准则

无偏性 $E(\hat{\theta})=\theta$

- 利用已知样本$X_1,X_2,\cdots X_n$能够得到参数的一个估计$\hat{\theta}$，因此，$\hat{\theta}$可以写成$\hat{\theta}(X_1,X_2,\cdots X_n)$，对于不同的样本，$\hat{\theta}$的值一般不同。因此，可以看成是关于样本的随机变量。它是可以求均值的：$E(\hat{\theta})$
- 如果$E(\hat{\theta})$等于总体的实际分布θ，就说这个估计是无偏估计。$E(\hat{\theta})=\theta$
  - 用$\hat{\theta}$去估计θ，有时偏高，有时偏低，但平均来说，它等于位置参数θ

举例

- 无偏估计

$$\hat{\mu} = X_1$$

$$\hat{\mu} = \frac{X_1 + X_2}{2}$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i$$

- 不是无偏估计

$$\hat{\mu} = 2X_1$$

$$\hat{\mu} = \frac{X_1 + X_2}{3}$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n-3}\sum_{i=1}^{n} X_i$$

样本均值和方差是总体的无偏估计

- 设总体均值为μ，方差为σ²，$X_1, X_2, \ldots X_n$为来自该总体的样本，即：

$$\overline{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i$$

$$S = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \overline{X}\right)^2$$

- 则：

$$E\left(\overline{X}\right) = \mu$$

$$E\left(S^2\right) = \sigma^2$$

均值的无偏性

- 因为$X_1,X_2,\ldots X_n$为同分布的，于是$E(X_i)=\mu$，所以：

$$E\left(\overline{X}\right)=E\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i\right)=\frac{1}{n}E\left(\sum_{i=1}^{n}X_i\right)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}E\left(X_i\right)=\frac{1}{n}\cdot n\mu=\mu$$

方差的无偏性

- 首先 $Var(\overline{X})=Var\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i\right)=\frac{1}{n^2}Var\left(\sum_{i=1}^{n}X_i\right)=\frac{1}{n^2}\sum_{i=1}^{n}Var(X_i)=\frac{\sigma^2}{n}$
- 因此

$$E\left(\overline{X}^2\right)=Var\left(\overline{X}\right)+\left[E\left(\overline{X}\right)\right]^2=\frac{\sigma^2}{n}+\mu^2$$

$$E\left(X_i^2\right)=Var\left(X_i\right)+\left[E\left(X_i\right)\right]^2=\sigma^2+\mu^2$$

- 而

$$\sum_{i=1}^{n}\left(X_i-\overline{X}\right)^2=\sum_{i=1}^{n}X_i^2-2\left(\sum_{i=1}^{n}X_i\right)\overline{X}+n\overline{X}^2=\sum_{i=1}^{n}X_i^2-2\left(n\overline{X}\right)\cdot\overline{X}+n\overline{X}^2=\sum_{i=1}^{n}X_i^2-n\overline{X}^2$$

- 所以

$$E\left(S^2\right)=\frac{1}{n-1}\left[E\left(\sum_{i=1}^{n}X_i^2\right)-nE\left(\overline{X}^2\right)\right]=\frac{1}{n-1}\left[\left(n\sigma^2+n\mu^2\right)-n\left(\frac{\sigma^2}{n}+\mu^2\right)\right]=\sigma^2$$

均方误差准则 $MSE(\hat{\theta}) = E\left[(\hat{\theta}-\theta)^2\right]$

- 用估计量 $\hat{\theta}$ 去估计 θ，其误差是 $\hat{\theta}-\theta$，该误差显然随样本 $X_1, X_2, \cdots X_n$ 而定，因此，$\hat{\theta}-\theta$ 是随机变量，它的平方的均值，称作均方误差。这个量越小，平均误差越小，估计结果越优。

$$MSE(\hat{\theta}) = E\left[(\hat{\theta}-\theta)^2\right]$$

- 显然，若 $\hat{\theta}$ 是无偏估计，则MSE即方差。

$$MSE(\hat{\theta}) = E\left[(\hat{\theta}-\theta)^2\right] = E\left[(\hat{\theta}-E(\hat{\theta}))^2\right] = Var(\hat{\theta})$$

凸优化

- 凸集
- 凸函数
- 共轭函数
- 凸优化
- 对偶函数
- KKT条件

思考两个不等式

- 两个正数的算术平均数大于等于几何平均数

$$\frac{a+b}{2} \geq \sqrt{ab}, \quad a>0, b>0$$

- 给定可逆对称阵Q，对于任意的向量x，y，有：

$$x^T Q x + y^T Q^{-1} y \geq 2x^T y$$

- 都可以在凸函数的框架下得到解决。

思考凸集和凸函数

- $y=x^2$是凸函数，函数图像上位于$y=x^2$上方的区域构成凸集。
  - 凸函数图像的上方区域，一定是凸集；
  - 一个函数图像的上方区域为凸集，则该函数是凸函数。
  - 稍后给出上述表述的形式化定义。
- 因此，学习凸优化，考察凸函数，先从凸集及其性质开始。

(超)几何体的向量表达

- 给定二维平面上两个定点：$\mathbf{a}(x_1,y_1)$，$\mathbf{b}(x_2,y_2)$，则：
  - 直线
    - $\mathbf{x}=\theta\mathbf{a}+(1-\theta)\mathbf{b},\ \theta\in R$
  - 线段
    - $\mathbf{x}=\theta\mathbf{a}+(1-\theta)\mathbf{b},\ \theta\in[0,1]$
- 一般的，$f(x,y)=0$表示定义域在R^2的曲线
  - 特殊的，$y=g(x)$表示定义域在R的曲线，$f(x,y)=y-g(x)$
- 一般的，$f(x,y,z)=0$表示定义域在R^3的曲面
  - 特殊的，$z=h(x,y)$表示定义域在R^2的曲面，$f(x,y,z)=z-h(x,y)$
- 上述表达方式可以方便的推广到高维
  - 记$\mathbf{x}=(u_1,u_2,\ldots u_n)$，则$f(\mathbf{x})=0$表示定义域在$R^n$的超曲面。
  - 不特殊说明，后面将使用x1表示向量，如：定义两个点x1,x2，则$x=\theta x1+(1-\theta)x2,\ \theta\in R$表示经过这两点的直线

仿射集(Affine set)

- 定义：通过集合C中任意两个不同点的直线仍然在集合C内，则称集合C为仿射集。

$$\forall \theta \in R, \forall x_1, x_2 \in C, 则 x = \theta x_1 + (1-\theta) x_2 \in C$$

- 仿射集的例子：直线、平面、超平面
  - 超平面：$A\mathbf{x}=\mathbf{b}$
  - $f(\mathbf{x})=0$表示定义域在R^n的超曲面：令$f(\mathbf{x})=A\mathbf{x}-\mathbf{b}$，则$f(\mathbf{x})=0$表示“截距”为$\mathbf{b}$的超平面。
  - 三维空间的平面是二维的；四维空间的平面是几维的？
    - n维空间的n-1维仿射集为n-1维超平面。
  - 后面将继续考察超平面的定义。

仿射包

- 仿射包：包含集合C的最小仿射集。

$$\operatorname{aff} C=\{\sum \theta_i x_i \mid x_i \in C, \sum \theta_i = 1\}$$

- 仿射维数：仿射包的维数。
  - 三角形的仿射维数为2
  - 线段的仿射维数为1
  - 球的仿射维数为3

内点和相对内点

- 给定一个集合C，如何定义哪些点在“边界”上，哪些点在内部？
  - 直观的想法：对于集合C中的某个点x，以x为中心做半径为r的球(r>0，且非常小)，若球和C的交集完全落在C的内部(即：是C的子集)，则x为C的内点。
  - 将该概念用在C的仿射集aff C上，则为相对内点。一般用relint C表示C的相对内点。

$$\mathrm{relint}\, C = \{x \in C \mid \exists r > 0, (B(x,r) \cap \mathrm{aff}\ C) \subseteq C\}$$

举例

Consider a square in the (x_1, x_2)-plane in $\mathbf{R}^3$, defined as

$$C = \{x \in \mathbf{R}^3 \mid -1 \leq x_1 \leq 1,\ -1 \leq x_2 \leq 1,\ x_3 = 0\}.$$

Its affine hull is the (x_1, x_2)-plane, *i.e.*, $\mathbf{aff}\, C = \{x \in \mathbf{R}^3 \mid x_3 = 0\}$.

The interior of C is empty, but the relative interior is

$$\mathbf{relint}\, C = \{x \in \mathbf{R}^3 \mid -1 < x_1 < 1,\ -1 < x_2 < 1,\ x_3 = 0\}.$$

Its boundary (in $\mathbf{R}^3$) is itself C.

Its relative boundary is the wire-frame outline,

$$\{x \in \mathbf{R}^3 \mid \max\{|x_1|, |x_2|\} = 1,\ x_3 = 0\}.$$

凸集

- 集合C内任意两点间的线段均在集合C内，则称集合C为凸集。

$$\forall x_1, x_2 \in C, \theta \in [0,1], 则 \theta x_1 + (1-\theta) x_2 \in C$$

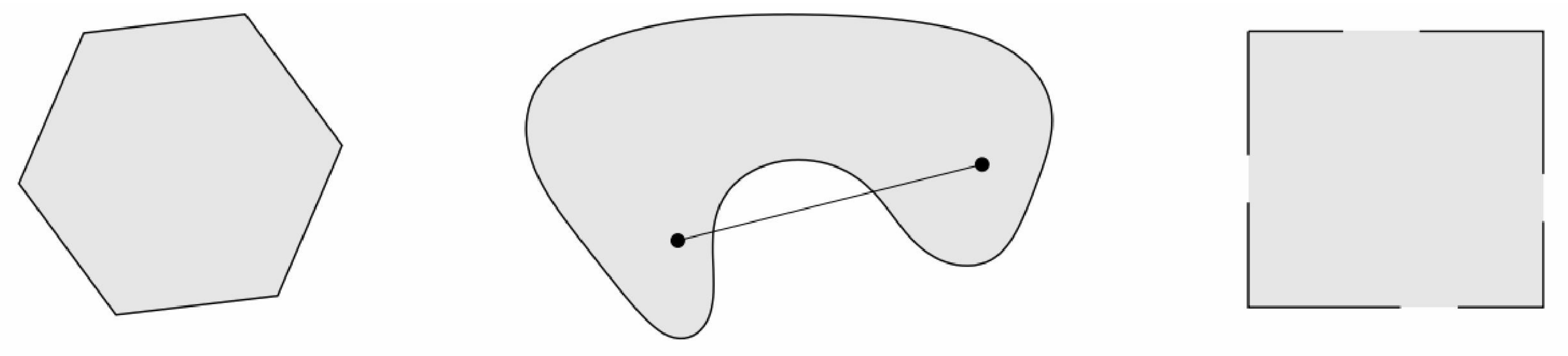
$$\forall x_1, \ldots, x_k \in C, \theta_i \in [0,1] 且 \sum_{i=1}^{k} \theta_i = 1,$$

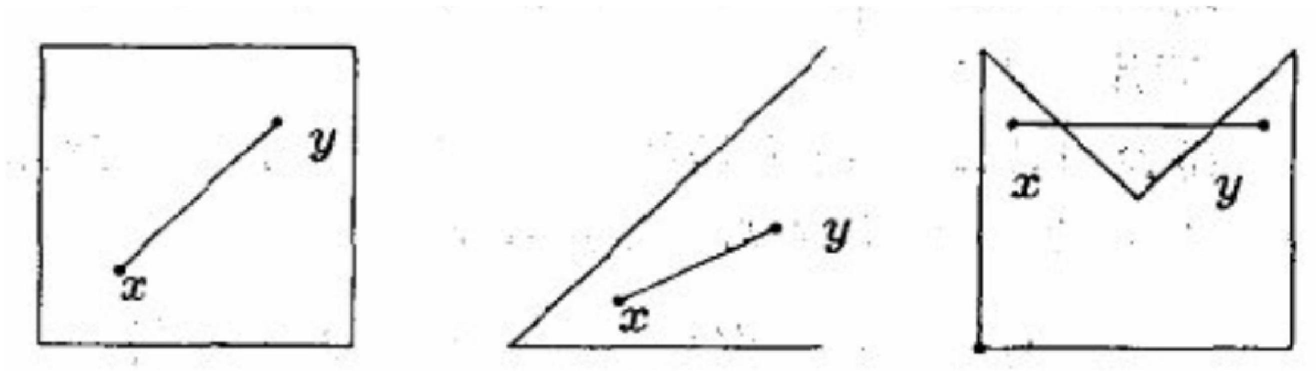
$$则 \sum_{i=1}^{k} \theta_i x_i \in C$$

仿射集和凸集的关系

- 因为仿射集的条件比凸集的条件强，所以，仿射集必然是凸集。

凸集





(a) 有界凸集　(b) 无界凸集　(c) 非凸集

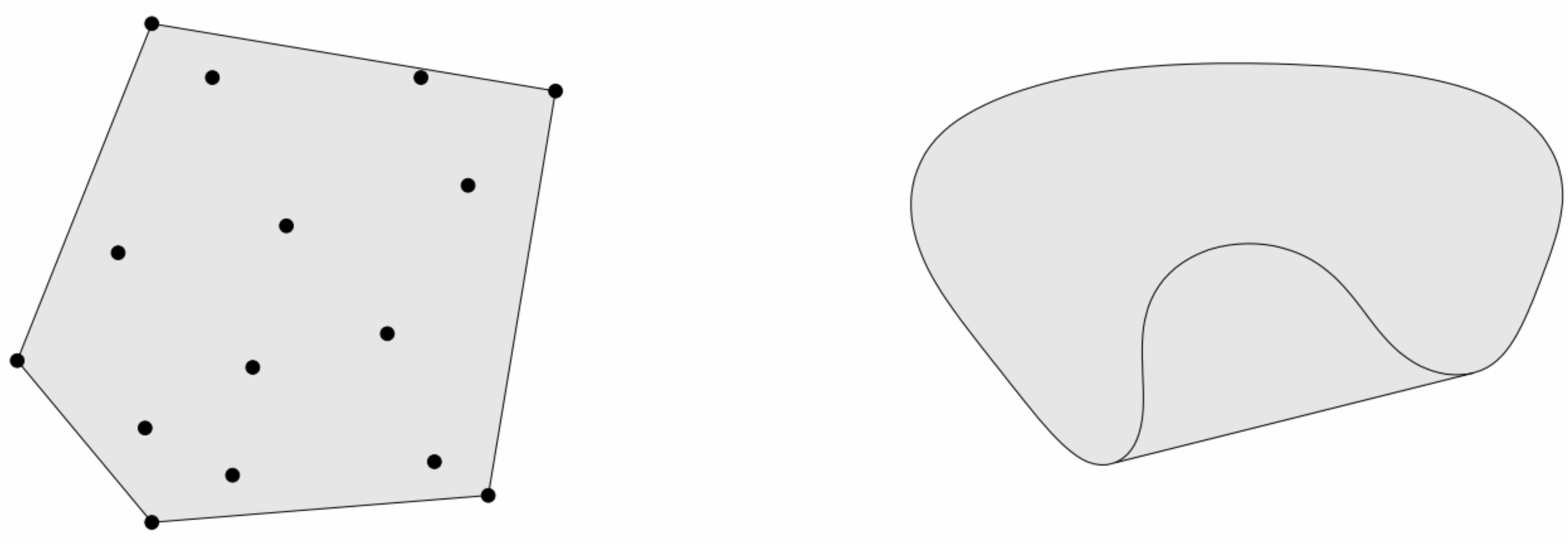
凸包

- 集合C的所有点的凸组合形成的集合，叫做集合C的凸包。

$$\operatorname{conv} C = \{\sum_{i=1}^{k}\theta_i x_i \mid x_i \in C, \theta_i \ge 0, \sum_{i=1}^{k}\theta_i = 1\}$$

- 集合C的凸包是能够包含C的最小的凸集。

凸包的例子



锥(Cones)

锥的定义（**nonnegative homogeneous**）

$$\forall x \in C, \theta \geq 0, \text{则有} \theta x \in C.$$

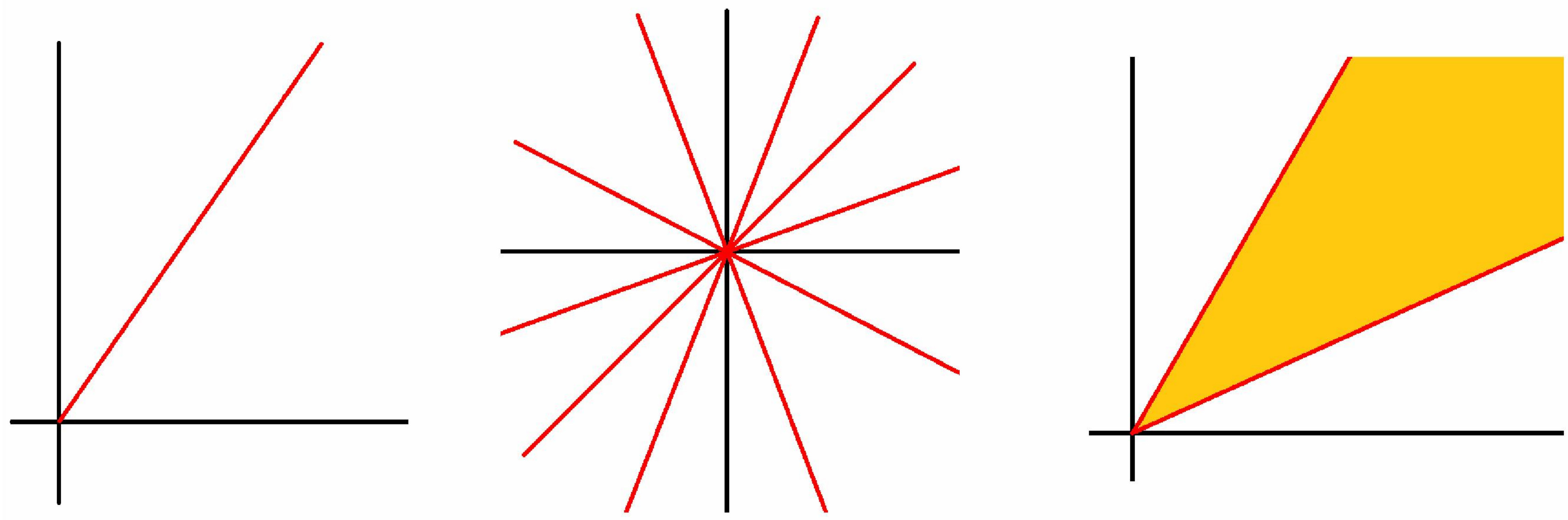
凸锥的定义：集合**C**既是凸集又是锥。

$$\forall x_1, x_2 \in C, \theta_1, \theta_2 \geq 0, \text{则有} \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 \in C.$$

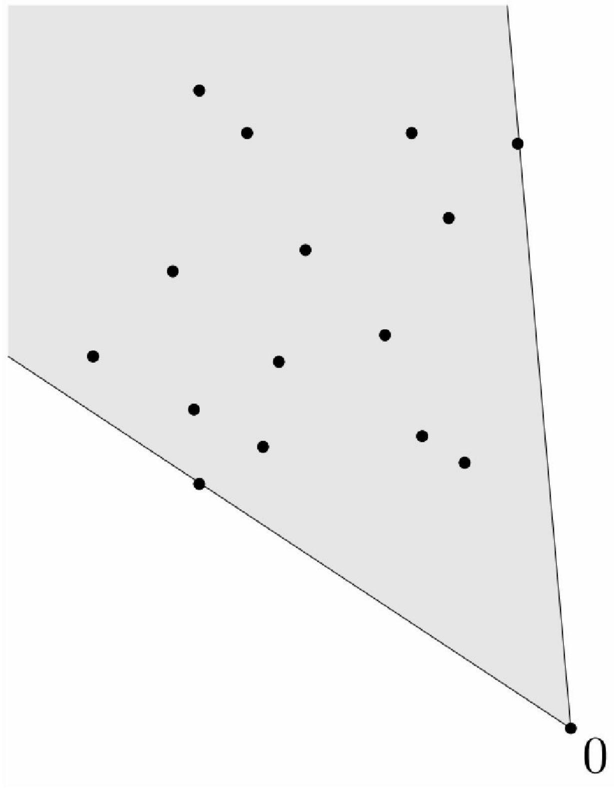
锥包的定义：集合**C**内点的所有锥组合。

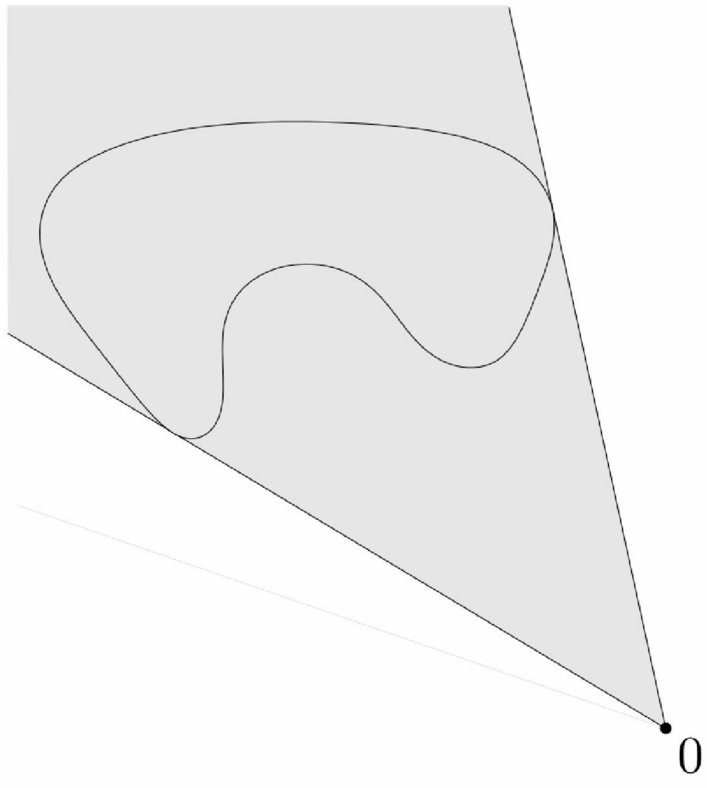
$$\{\sum_{i=1}^{k} \theta_i x_i \mid x_i \in C, \theta_i \geq 0\}$$

锥的举例：过原点的射线、射线族、角



锥包





思考

- 试证明：n阶半正定方阵的集合为凸锥。
  - 考察半正定阵的定义

超平面和半空间

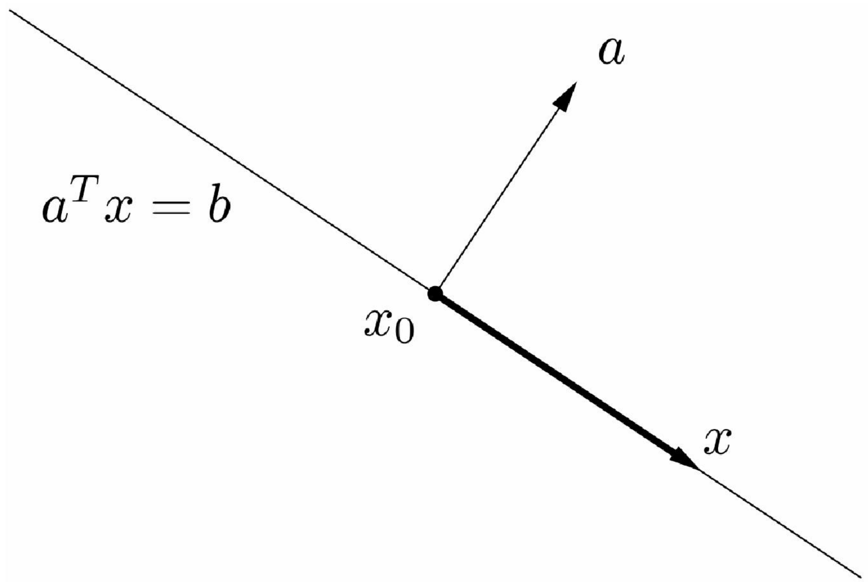
- 超平面hyperplane

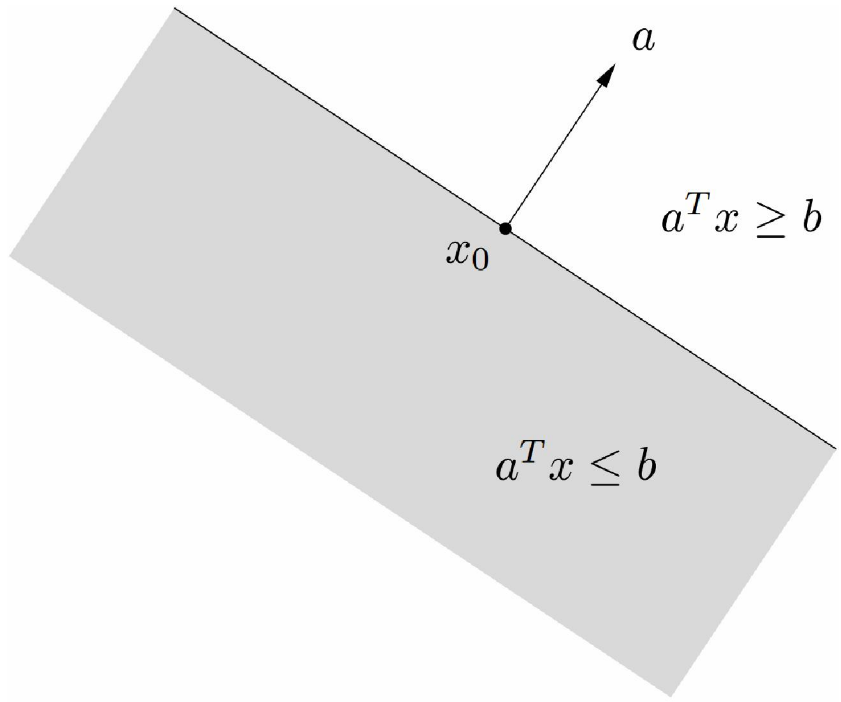
$$\{x \mid a^T x = b\}$$

- 半空间halfspace

$$\{x \mid a^T x \le b\} \qquad \{x \mid a^T x \ge b\}$$

超平面和半空间





欧式球和椭球

- 欧式球

$$B(x_c, r) = \{x \mid \|x - x_c\|_2 \le r\}$$
$$= \{x \mid (x - x_c)^T (x - x_c) \le r^2\}$$

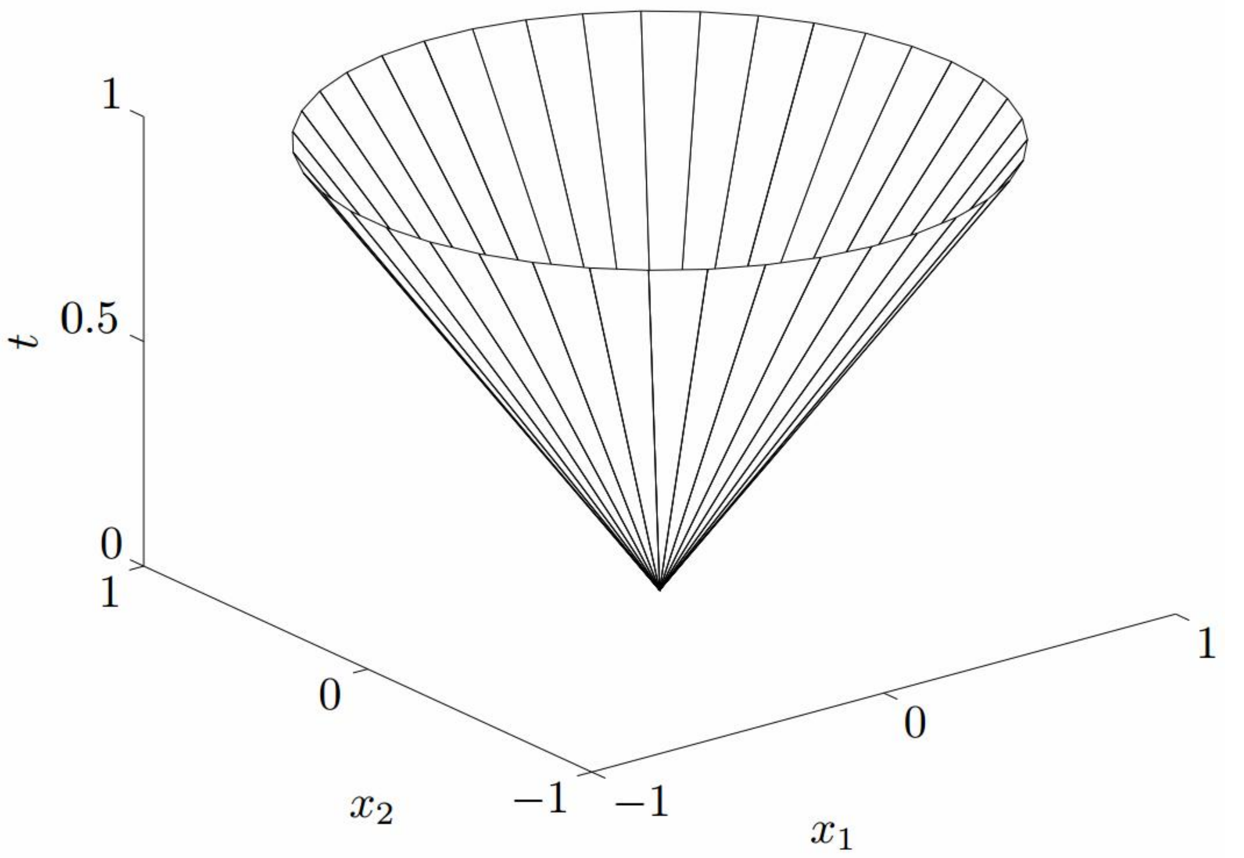
- 椭球

$$E = \{x \mid (x - x_c)^T P (x - x_c) \le r^2\},$$
$$P\text{为对称正定矩阵}$$

范数球和范数锥(欧式空间的推广)

- 范数
  $$\|x\| \geq 0, \|x\| = 0 \text{当且仅当} x = 0;$$
  $$\|tx\| = |t| \|x\|, t \in R;$$
  $$\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$$
- 范数球
  $$B(x_c, r) = \{x \mid \|x - x_c\| \leq r\}$$
- 范数锥
  $$\{(x,t) \mid \|x\| \leq t\}$$

R^3空间中的二阶锥



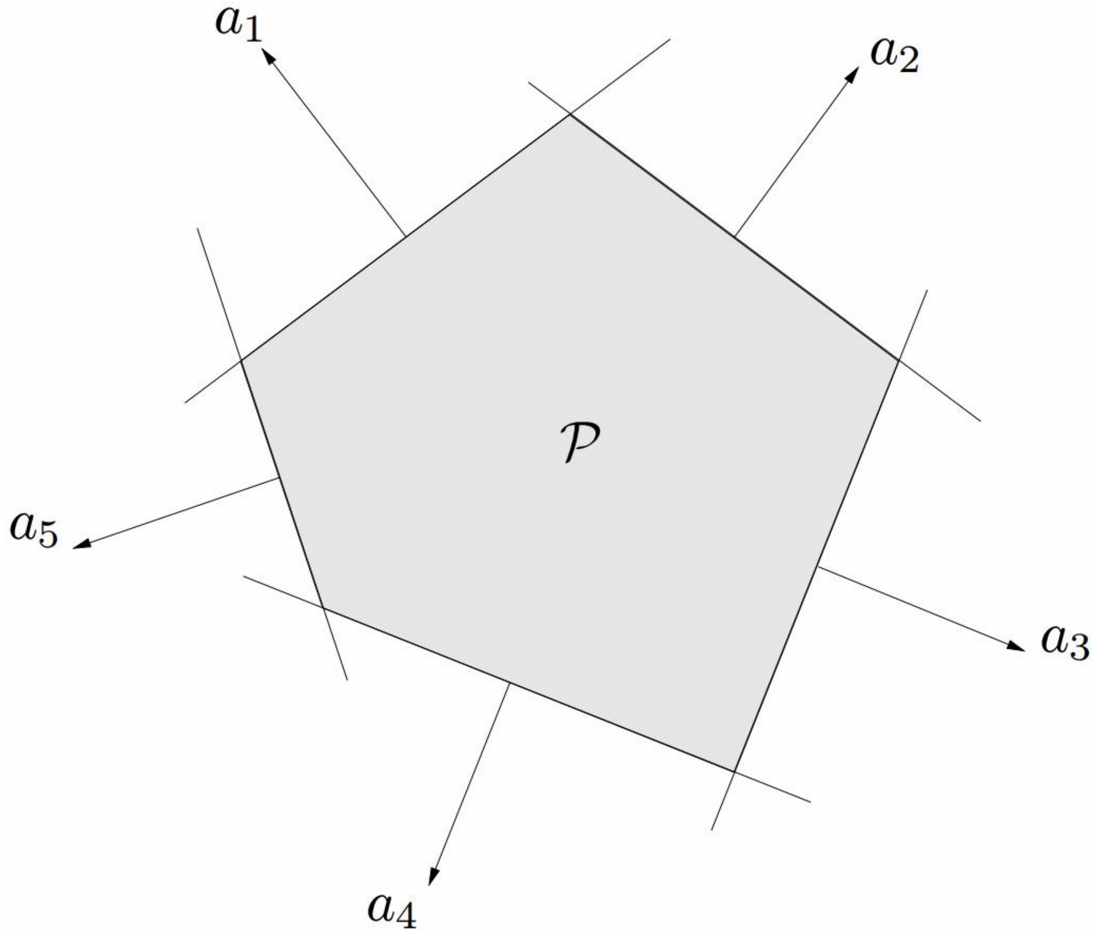
多面体

- 多面体有限个半空间和超平面的交集。

$$P=\{x \mid a_j^T x \le b_j, c_i^T x = d_i\}$$

- 仿射集(如超平面、直线)、射线、线段、半空间都是多面体。
- 多面体是凸集。
- 此外：有界的多面体有时称作多胞形(polytope)。
  - 注：该定义略混乱，不同文献的含义不同。

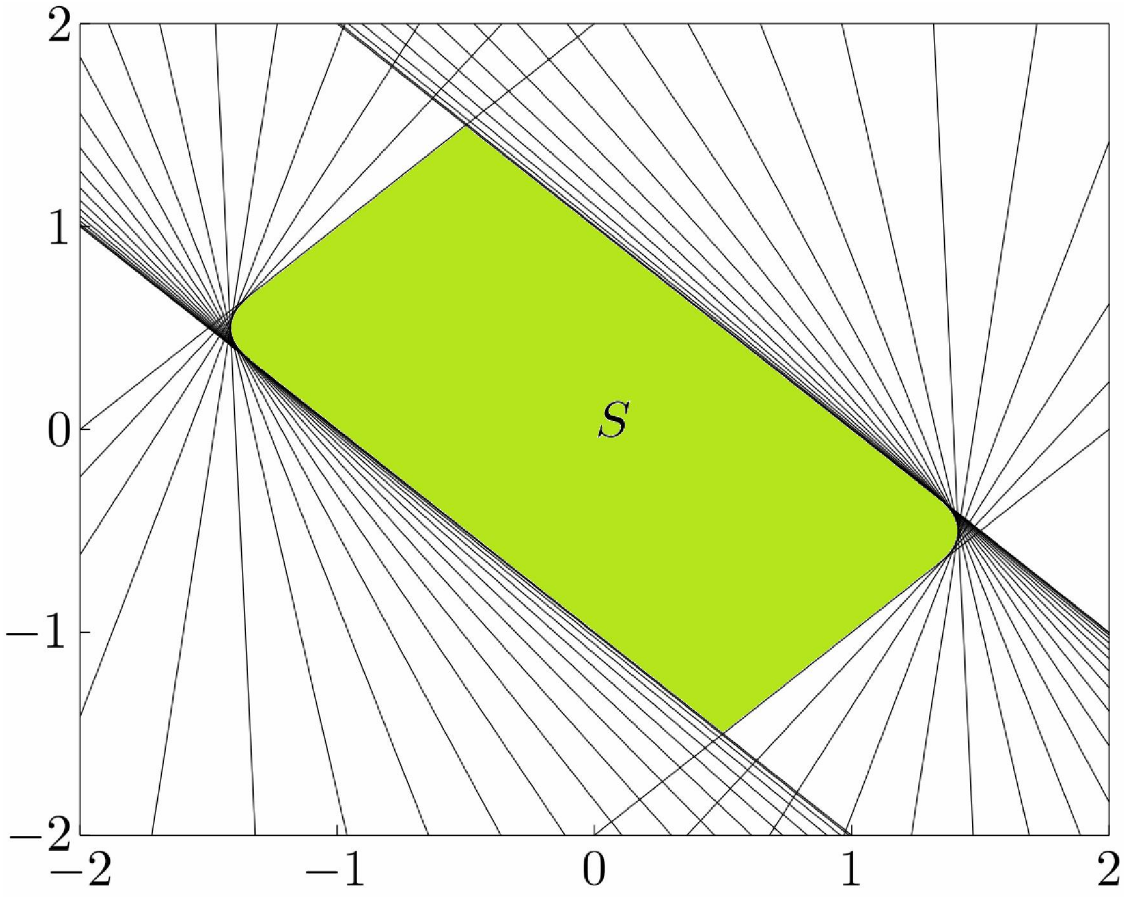
多面体



保持凸性的运算

- 集合交运算
  - 思考：如何证明？(提示：根据定义)
- 仿射变换
  - 函数f=Ax+b的形式，称函数是仿射的：即线性函数加常数的形式
- 透视变换
- 投射变换(线性分式变换)

集合交运算：半空间的交



仿射变换

- 仿射变换 $f(x) = Ax + b,\ A \in \mathbf{R}^{m\times n}, b \in \mathbf{R}^m$
  - 伸缩、平移、投影
- 若f是仿射变换，$f : \mathbf{R}^n \to \mathbf{R}^m \quad f(S) = \{f(x) \mid x \in S\}$
  - 若S为凸集，则f(S)为凸集；
  - 若f(S)为凸集，则S为凸集。

进一步分析仿射变换

- 两个凸集的和为凸集

$$S_1 + S_2 = \{x + y \mid x \in S_1,\ y \in S_2\}$$

- 两个凸集的笛卡尔积(直积)为凸集

$$S_1 \times S_2 = \{(x_1, x_2) \mid x_1 \in S_1,\ x_2 \in S_2\}$$

- 两个集合的部分和为凸集(分配率)

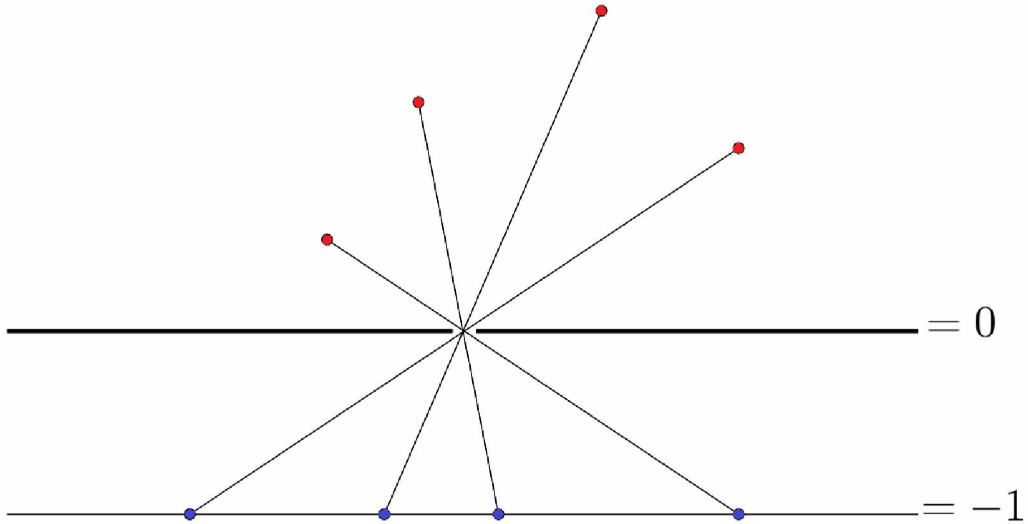
$$S = \{(x, y_1 + y_2) \mid (x, y_1) \in S_1,\ (x, y_2) \in S_2\}$$

透视变换

- 透视函数对向量进行伸缩(规范化)，使得最后一维的分量为1并舍弃之。

$$P:\mathbf{R}^{n+1}\rightarrow\mathbf{R}^{n},\ P(z,t)=z/t$$

- 透视的直观意义
  - 小孔成像



透视变换的保凸性

- 凸集的透视变换仍然是凸集。
- 思考：反过来，若某集合的透视变换是凸集，这个集合一定是凸集吗？

投射函数(线性分式函数)

- 投射函数是透视函数和仿射函数的复合。
- g为仿射函数：

$$g : \mathbf{R}^n \to \mathbf{R}^{m+1}$$
$$g(x) = \begin{bmatrix} A \\ c^T \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix}$$
$$A \in \mathbf{R}^{m \times n},\ b \in \mathbf{R}^m,\ c \in \mathbf{R}^n,\ d \in \mathbf{R}$$

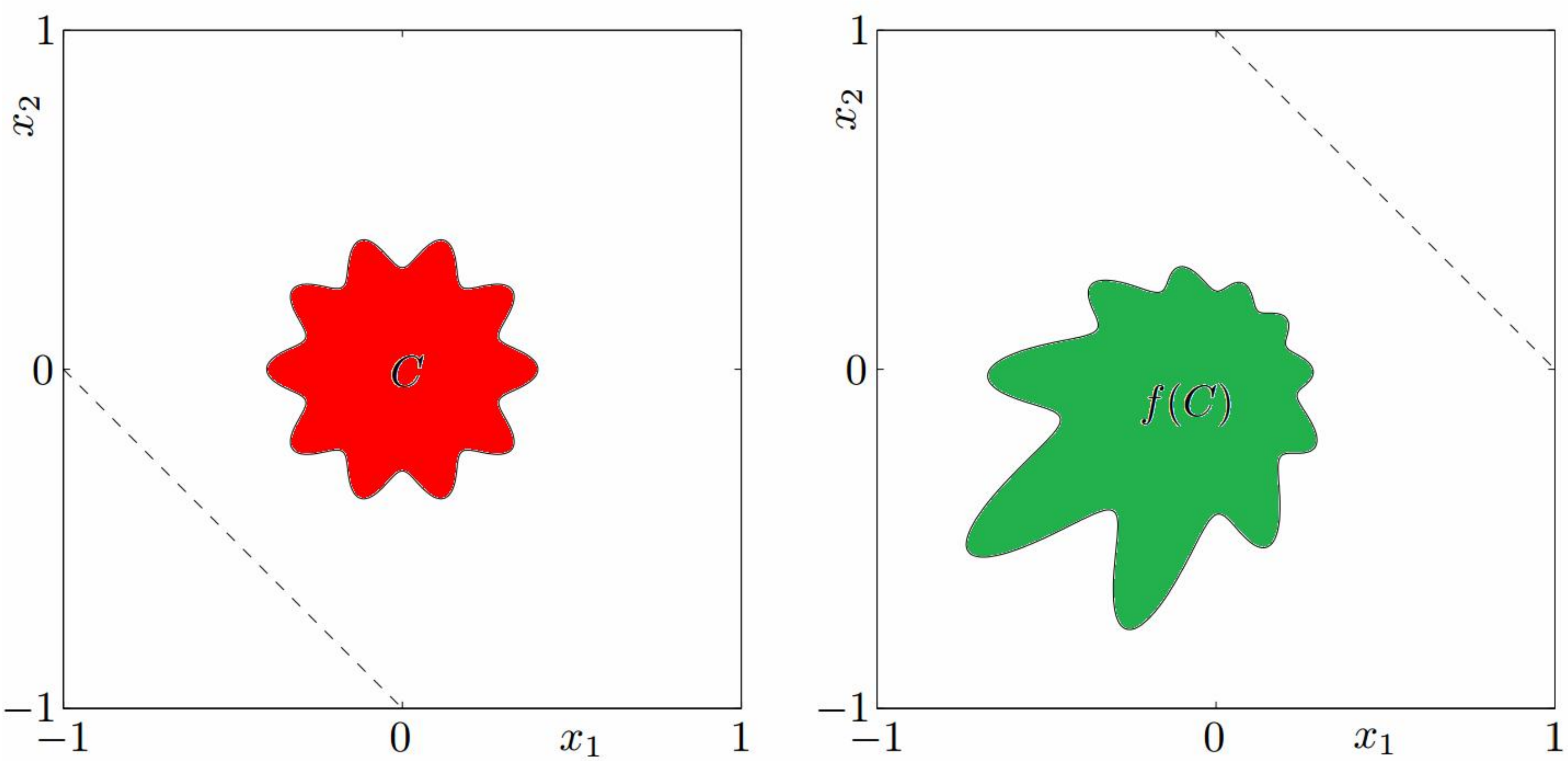
- 定义f为线性分式函数

$$f(x) = (Ax + b)/(c^T x + d), \quad \mathbf{dom}\, f = \{x \mid c^T x + d > 0\}$$

- 若c=0,d>0，则f即为普通的仿射函数。

投射的作用

$$f(x_1,x_2)=\begin{cases} f_1(x_1)=\dfrac{x_1}{x_1+x_2+1} \\ f_2(x_2)=\dfrac{x_2}{x_1+x_2+1} \end{cases},\quad \mathrm{dom}\, f=\{(x_1,x_2) \mid x_1+x_2+1>0\}$$



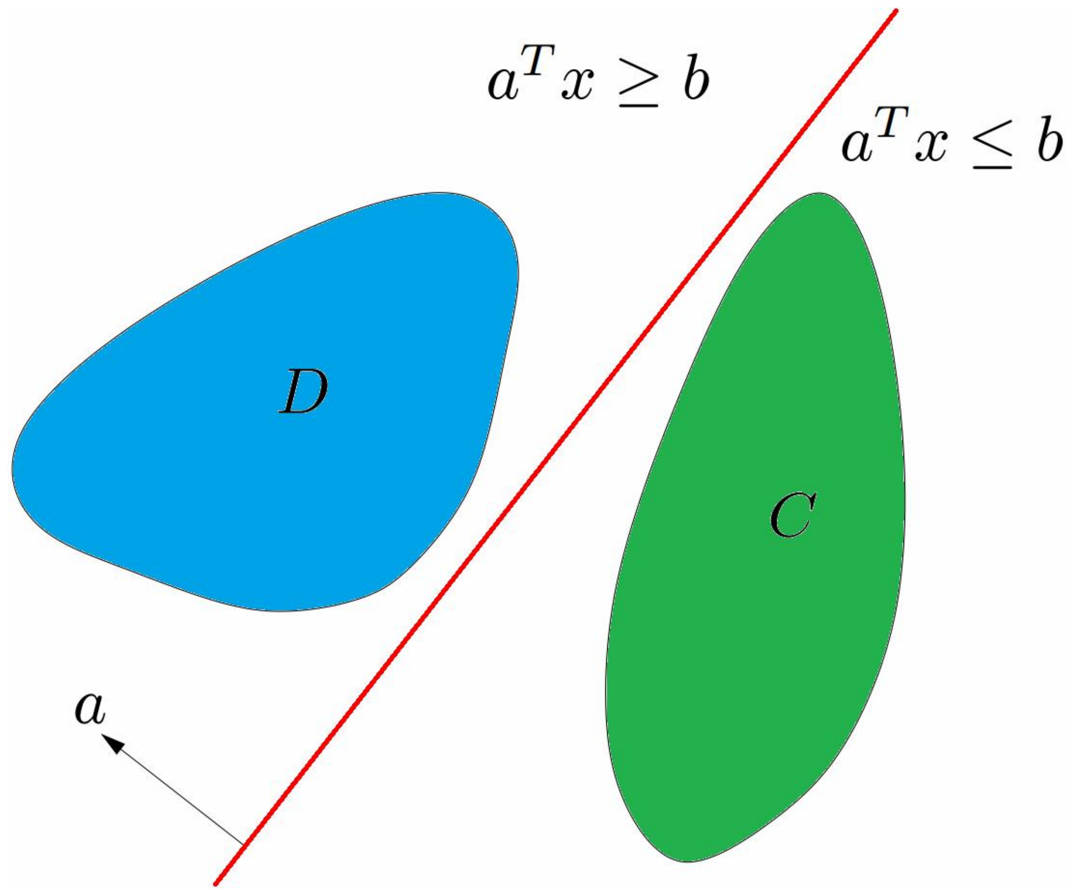
分割超平面

- 设C和D为两不相交的凸集，则存在超平面P，P可以将C和D分离。

$$\forall x \in C, a^T x \le b \text{且} \forall x \in D, a^T x \ge b$$

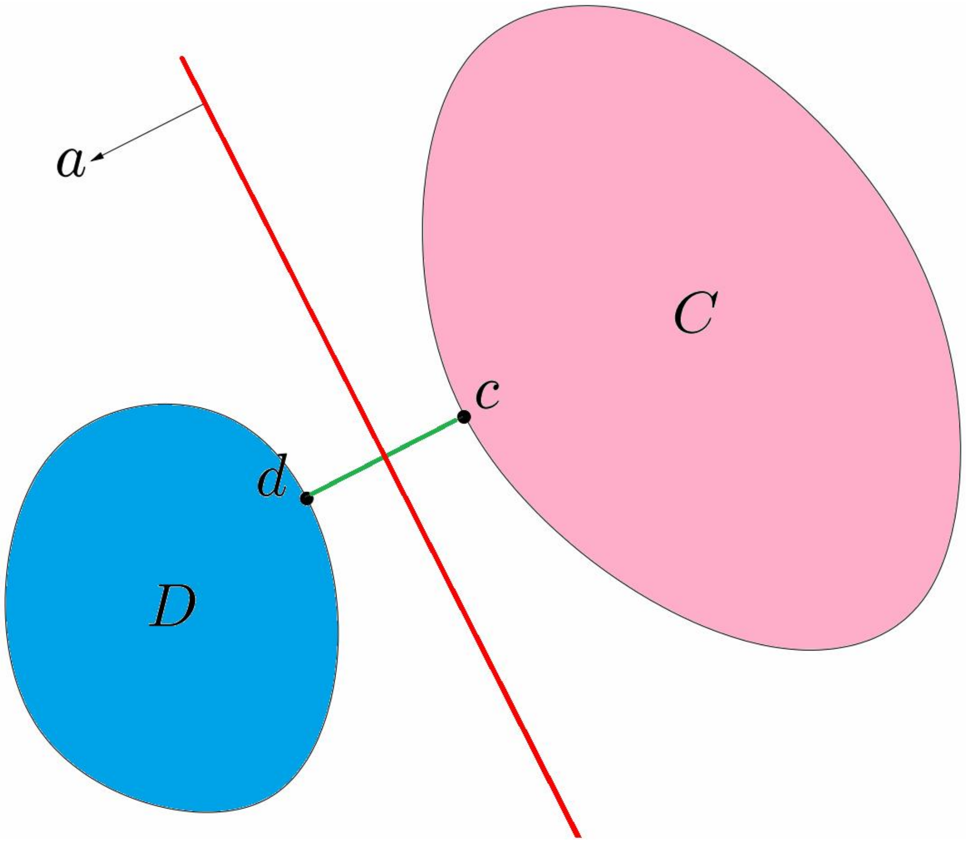
- 注意上式中可以取等号。
  - “若两个凸集C和D的分割超平面存在，C和D不相交”为假命题。
  - 加强条件：若两个凸集至少有一个是开集，那么当且仅当存在分割超平面，它们不相交。

分割超平面



分割超平面的构造

- 两个集合的距离，定义为两个集合间元素的最短距离。
- 做集合C和集合D最短线段的垂直平分线。



思考

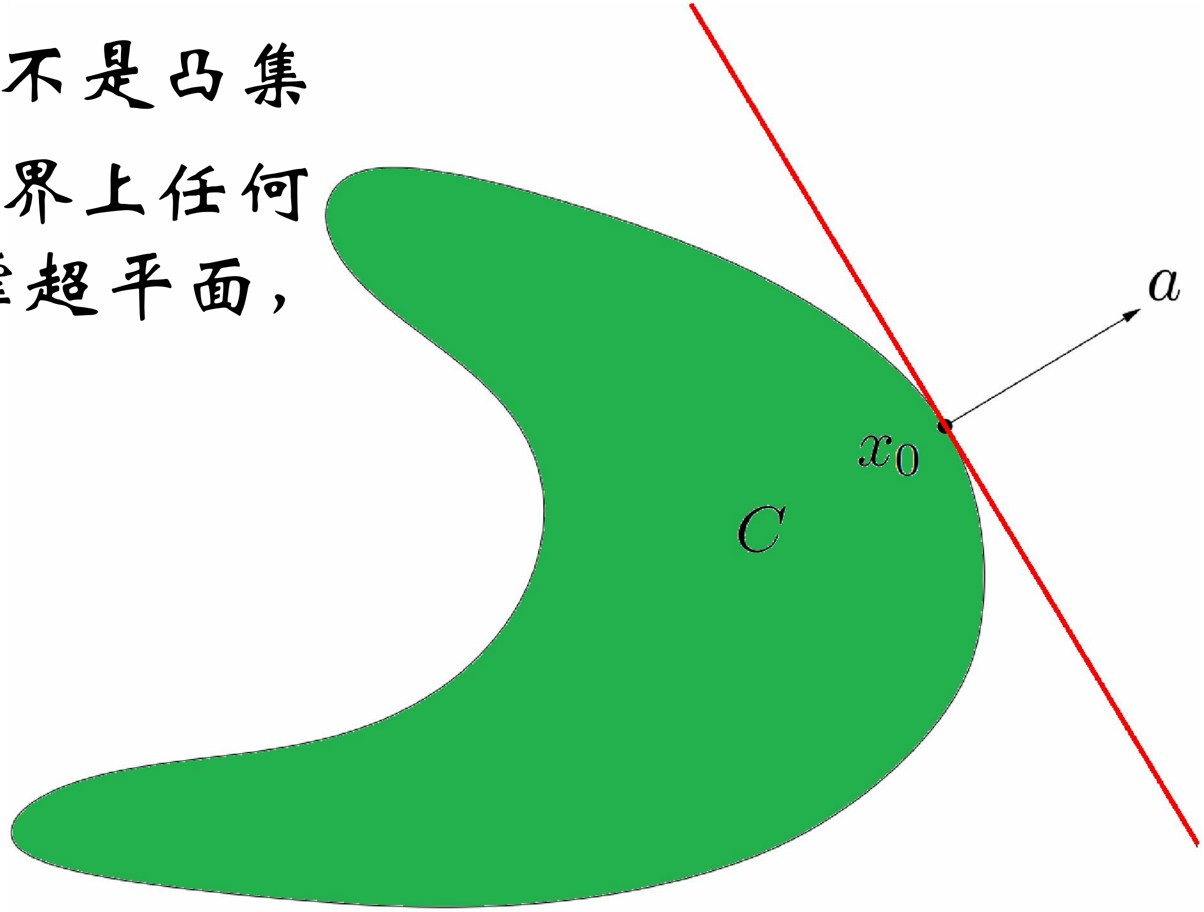
- 如何定义两个集合的“最优”分割超平面？
- 若两个集合有部分相交，如何定义超平面，使得两个集合“尽量”分开？
  - 上述“集合”的元素，可能是若干离散点。若一组集合为(x,1)，另一组集合为(x,2)，则为机器学习中的分类问题。

支撑超平面

- 设集合C，x0为C边界上的点。若存在a≠0，满足对任意x∈C，都有 $a^T x \le a^T x_0$ 成立，则称超平面 $\{x \mid a^T x = a^T x_0\}$ 为集合C在点x0处的支撑超平面。
- 凸集边界上任意一点，均存在支撑超平面。
- 若一个闭的非中空集合，在边界上的任意一点存在支撑超平面，则该集合为凸集。

支撑超平面

- 注意：图中C不是凸集
- 但如果C的边界上任何点都存在支撑超平面，则C是凸集。

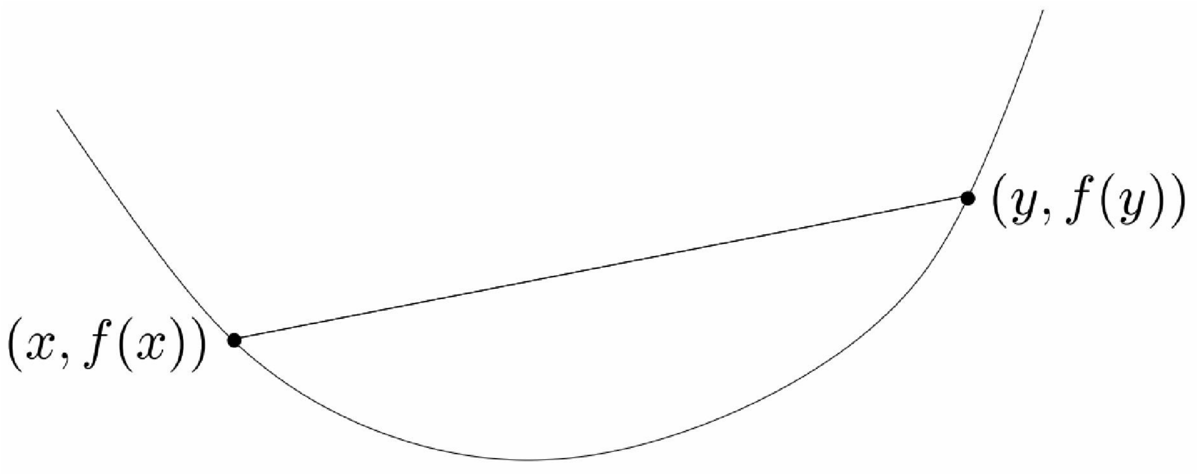


凸函数

- 若函数f的定义域domf为凸集，且满足

$$\forall x, y \in \operatorname{dom} f, 0 \le \theta \le 1, \text{ 有}$$

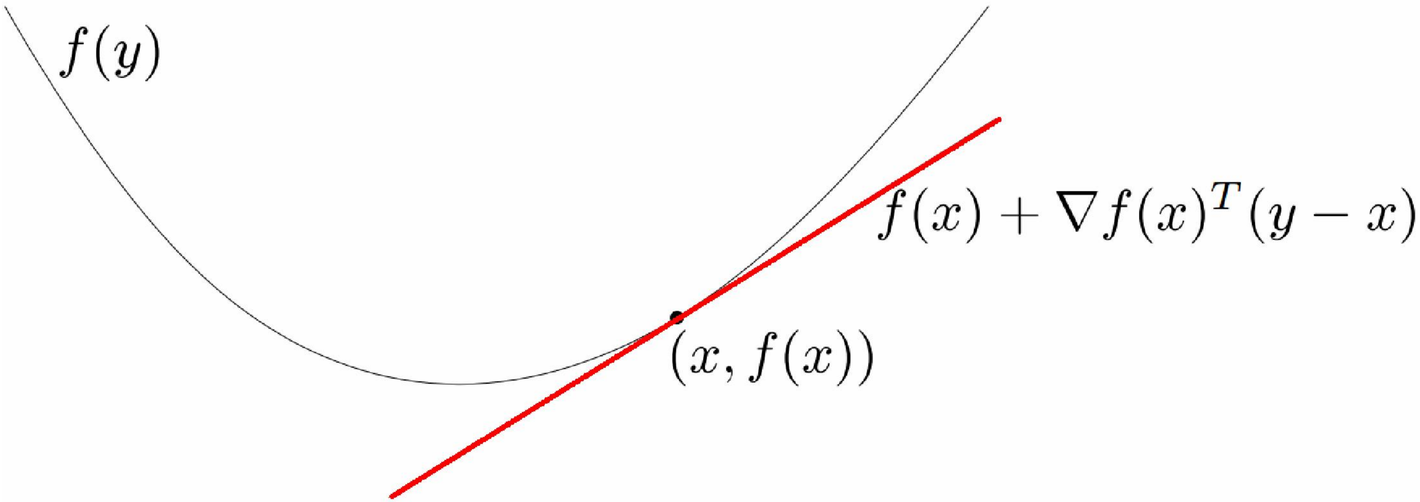
$$f(\theta x + (1-\theta) y) \le \theta f(x) + (1-\theta) f(y)$$



一阶可微

- 若f一阶可微，则函数f为凸函数当前仅当f的定义域domf为凸集，且

$$\forall x, y \in \mathrm{dom} f,\ f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^T (y - x)$$



进一步的思考 $f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^T (y-x)$

- 结合凸函数图像和支撑超平面理解该问题
- 对于凸函数，其一阶Taylor近似本质上是该函数的全局下估计。
- 反之，如果一个函数的一阶Taylor近似总是起全局下估计，则该函数是凸函数。
- 该不等式说明从一个函数的局部信息，可以得到一定程度的全局信息。

二阶可微

- 若函数f二阶可微，则函数f为凸函数当前仅当dom为凸集，且

$$\nabla^2 f(x) \succ = 0$$

- 若f是一元函数，上式表示二阶导大于等于0
- 若f是多元函数，上式表示二阶导Hessian矩阵半正定。

凸函数举例

- 指数函数 e^{ax}
- 幂函数 $x^a, x \in R_+, a \geq 1 \text{ or } a \leq 0$
- 负对数函数 $-\log x$
- 负熵函数 $x \log x$
- 范数函数 $\|x\|_p$

$f(x) = \max(x_1, \ldots, x_n)$

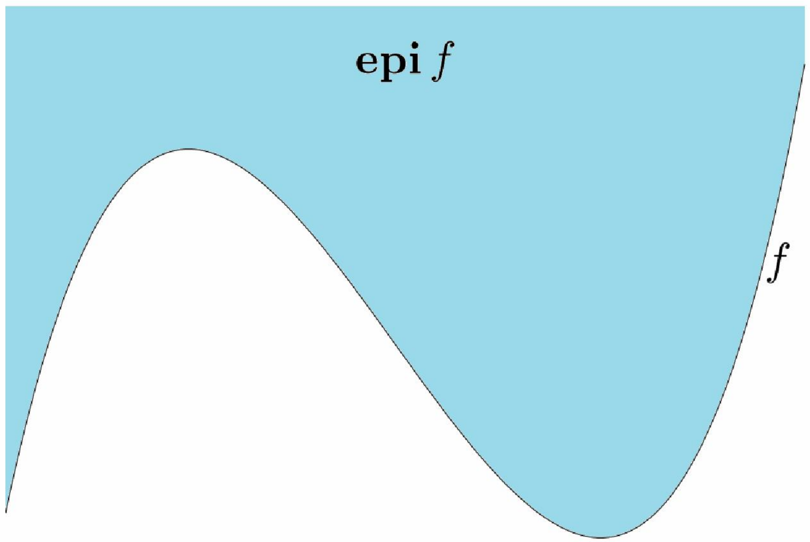
$f(x) = x^2 / y, y > 0$

$f(x) = \log(e^{x_1} + \ldots + e^{x_n})$

上境图

- 函数f的图像定义为：$\{(x, f(x)) \mid x \in \textbf{dom}\, f\}$
- 函数f的上境图(epigraph)定义为：

$$\textbf{epi}\, f = \{(x, t) \mid x \in \textbf{dom}\, f,\ f(x) \le t\}$$



凸函数与凸集

- 一个函数是凸函数，当且仅当其上境图是凸集。
  - 思考：如何证明？(提示：定义)
- 进一步，一个函数是凹函数，当且仅当其亚图(hypograph)是凸集。

$$\mathbf{hypo}\, f = \{(x,t) \mid t \leq f(x)\}$$

Jensen不等式：若f是凸函数

- 基本Jensen不等式

$$f(\theta x + (1-\theta)y) \le \theta f(x) + (1-\theta) f(y)$$

- 若 $\theta_1, \ldots, \theta_k \ge 0, \theta_1 + \cdots + \theta_k = 1$
- 则 $f(\theta_1 x_1 + \cdots + \theta_k x_k) \le \theta_1 f(x_1) + \cdots + \theta_k f(x_k)$

- 若 $p(x) \ge 0$ on $S \subseteq \mathbf{dom}\, f$, $\int_S p(x)\, dx = 1$
- 则 $f\left(\int_S p(x) x\, dx\right) \le \int_S f(x) p(x)\, dx$

$$\boxed{f(\mathbf{E}\, x) \le \mathbf{E}\, f(x)}$$

思考

- 利用f(E(x))≤E(f(x))，(f是凸函数)，证明下式D≥0

$$D(p\|q)=\sum_x p(x)\log\frac{p(x)}{q(x)}=E_{p(x)}\log\frac{p(x)}{q(x)}$$

- 利用y=-logx是凸函数，证明：

$$\frac{a+b}{2}\ge\sqrt{ab},\quad a>0,b>0$$

  - 提示：任取a,b>0，θ=0.5带入基本Jensen不等式

保持函数凸性的算子

- 凸函数的非负加权和

$$f(x) = \omega_1 f_1(x) + \ldots + \omega_n f_n(x)$$

- 凸函数与仿射函数的复合

$$g(x) = f(Ax + b)$$

- 凸函数的逐点最大值、逐点上确界

$$f(x) = \max(f_1(x), \ldots, f_n(x))$$

$$f(x) = \sup_{y \in A} g(x, y)$$

凸函数的逐点最大值

- f1,f2均为凸函数，定义函数f:

$$f(x) = \max\{f_1(x), f_2(x)\}$$

- 则函数f为凸函数。

$$\begin{aligned} & f(\theta x + (1-\theta)y) \\ = \ & \max\{f_1(\theta x + (1-\theta)y), f_2(\theta x + (1-\theta)y)\} \\ \le \ & \max\{\theta f_1(x) + (1-\theta) f_1(y), \theta f_2(x) + (1-\theta) f_2(y)\} \\ \le \ & \theta \max\{f_1(x), f_2(x)\} + (1-\theta) \max\{f_1(y), f_2(y)\} \\ = \ & \theta f(x) + (1-\theta) f(y) \end{aligned}$$

思考

- 逐点上确界和上境图的关系
  - 一系列函数逐点上确界函数对应着这些函数上境图的交集。
  - Oxy平面上随意画N条直线，在每个x处取这些直线的最大的点，则构成的新函数是凸函数。
  - 点x到任意集合C的最远距离 $f(x) = \sup_{y \in C} \|x - y\|$
    - f是凸函数
    - 证明：范数是凸的(思考：为什么？)，逐点求上界，仍然是凸的。

共轭函数

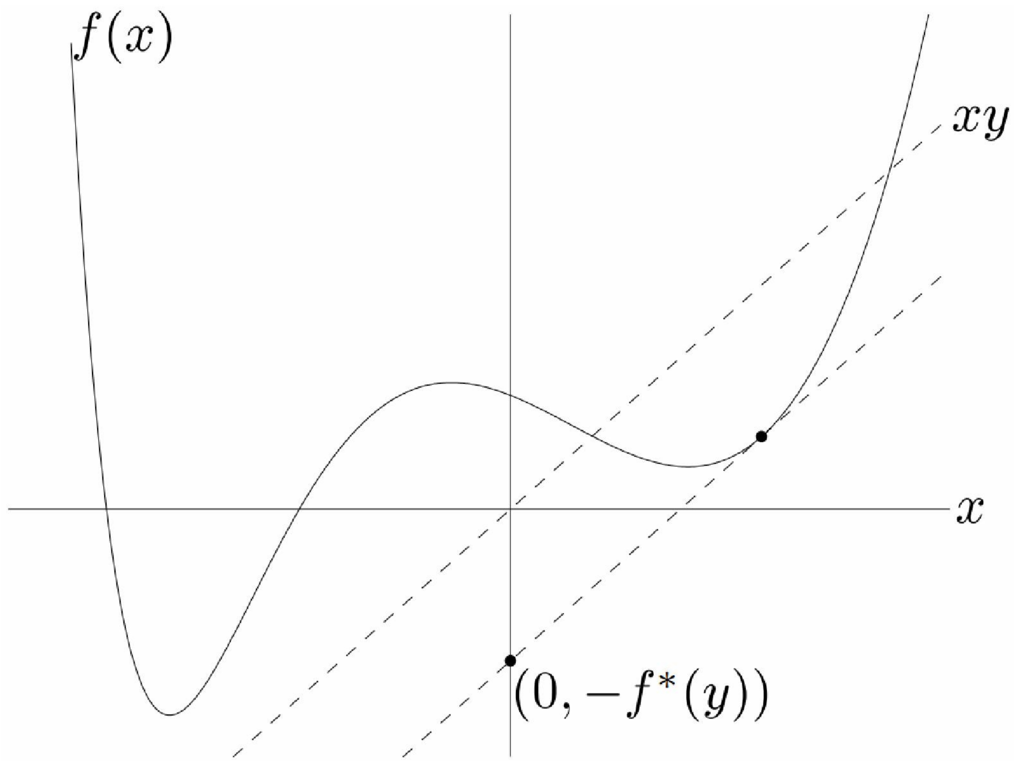
- 原函数 $f:\mathbf{R}^n \to \mathbf{R}$ 共轭函数定义：

$$f^*(y) = \sup_{x \in \mathbf{dom}\, f} \left(y^T x - f(x) \right)$$

- 显然，定义式的右端是关于y的仿射函数，它们逐点求上确界，得到的函数f*(y)一定是凸函数。
- 该名称的原因：
  - 凸函数的共轭函数的共轭函数是其本身。

对共轭函数的理解 $f^*(y)=\sup_{x\in\mathbf{dom}\, f}\left(y^Tx-f(x)\right)$

- 如果函数f可微，在满足f'(x)=y的点x处差值最大。



例：求共轭函数

- 可逆对称阵Q，对于任意的向量x，定义函数f： $f(x)=\frac{1}{2}x^T Qx$
- 关于(x,y)的函数 $y^T x-\frac{1}{2}x^T Qx$
- 在 $x=Q^{-1}y$ 时取上确界，带入，得到：

$$f^*(y)=\frac{1}{2}y^T Q^{-1}y$$

- f*即是f的共轭函数

Fenchel不等式

- 根据定义

$$f^*(y) = \sup_{x \in \mathbf{dom}\, f} \left(y^T x - f(x) \right)$$

- 立刻可以得到：

$$f(x) + f^*(y) \geq x^T y$$

Fenchel不等式的应用

- 根据f(x)及其共轭函数f*(x)

$$f(x)=\frac{1}{2}x^TQx \qquad f^*(y)=\frac{1}{2}y^TQ^{-1}y$$

- 带入Fenchel不等式，得到：

$$x^TQx+y^TQ^{-1}y\geq 2x^Ty$$

凸优化

- 优化问题的基本形式

$$\text{minimize} \quad f_0(x), \quad x \in \mathbf{R}^n$$

$$\text{subject to} \quad f_i(x) \le 0, \quad i = 1, \dots, m$$

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, p$$

优化变量 $x \in R^n$

不等式约束 $f_i(x) \le 0$

等式约束 $h_j(x) = 0.$

无约束优化 $m = p = 0$

优化问题的基本形式

- 优化问题的域

$$D = \bigcap_{i=0}^{m} \mathrm{dom} f_i \cap \bigcap_{j=1}^{p} \mathrm{dom} h_j$$

- 可行点(解)(feasible)
  - x∈D，且满足约束条件
- 可行域(可解集)
  - 所有可行点的集合
- 最优化值

$$p^* = \inf\{f_0(x) \mid f_i(x) \le 0, i=1,\dots,m, h_j(x)=0, j=1,\dots,p\}$$

- 最优化解

$$p^* = f_0(x^*)$$

局部最优问题

$$
\begin{aligned}
\text{minimize} \quad & f_0(x), \quad x \in \mathbf{R}^n \\
\text{subject to} \quad & f_i(x) \le 0, \quad i = 1, \dots, m \\
& h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, p \\
& \|x - z\|_2 \le R, \; R > 0
\end{aligned}
$$

凸优化问题的基本形式

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & f_0(x), \quad x \in \mathbf{R}^n \\ \text{subject to} \quad & f_i(x) \le 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & h_j(x) = 0, \quad j = 1, \dots, p \end{aligned}$$

- 其中，$f_i(x)$为凸函数，$h_j(x)$为仿射函数
- 凸优化问题的重要性质
  - 凸优化问题的可行域为凸集
  - 凸优化问题的局部最优解即为全局最优解

非凸优化问题的变形

$$\begin{aligned}
\text{minimize} \quad & f_0(x) = x_1^2 + x_2^2 \\
\text{subject to} \quad & f_1(x) = x_1/(1+x_2^2) \le 0 \\
& h_1(x) = (x_1 + x_2)^2 = 0
\end{aligned}$$

等价于凸优化问题

$$\begin{aligned}
\text{minimize} \quad & f_0(x) = x_1^2 + x_2^2 \\
\text{subject to} \quad & \tilde{f}_1(x) = x_1 \le 0 \\
& \tilde{h}_1(x) = x_1 + x_2 = 0
\end{aligned}$$

对偶问题

- 一般优化问题的Lagrange乘子法

$$
\begin{aligned}
\text{minimize} \quad & f_0(x), \quad x \in \mathbf{R}^n \\
\text{subject to} \quad & f_i(x) \le 0, \quad i = 1, \ldots, m \\
& h_j(x) = 0, \quad j = 1, \ldots, p
\end{aligned}
$$

- Lagrange函数

$$
L(x, \lambda, v) = f_0(x) + \sum_{i=1}^{m} \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^{p} v_j h_j(x)
$$

  - 对固定的x，Lagrange函数L(x, λ ,v)为关于λ和v的仿射函数

Lagrange对偶函数(dual function)

- Lagrange对偶函数

$$g(\lambda,\nu)=\inf_{x\in D} L(x,\lambda,\nu)=\inf_{x\in D}\left(f_0(x)+\sum_{i=1}^{m}\lambda_i f_i(x)+\sum_{i=1}^{p}\nu_i h_i(x)\right)$$

- 若没有下确界，定义：

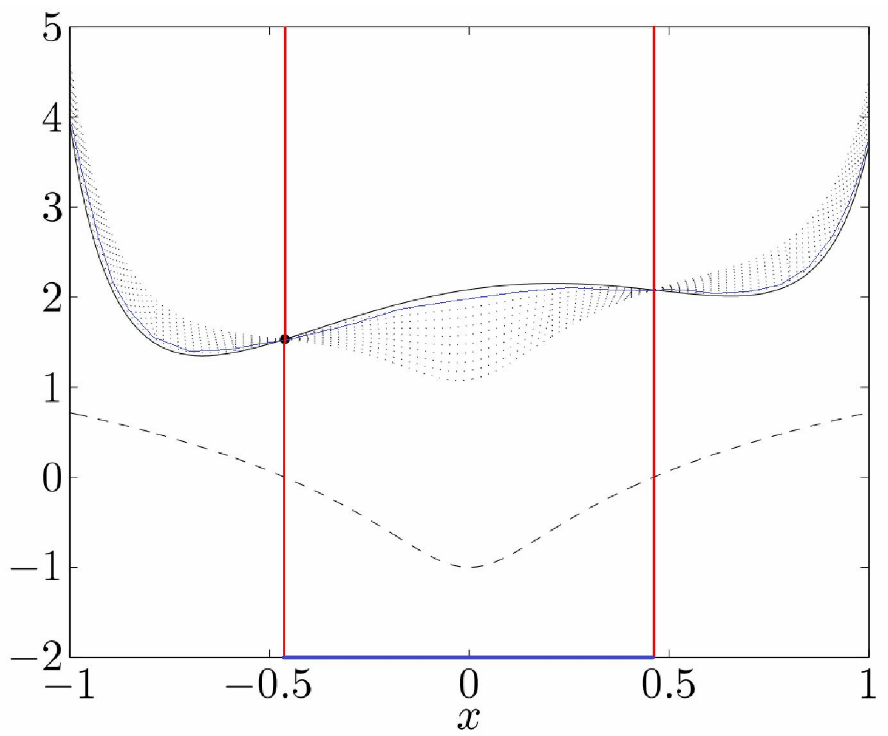
$$g(\lambda,\nu)=-\infty$$

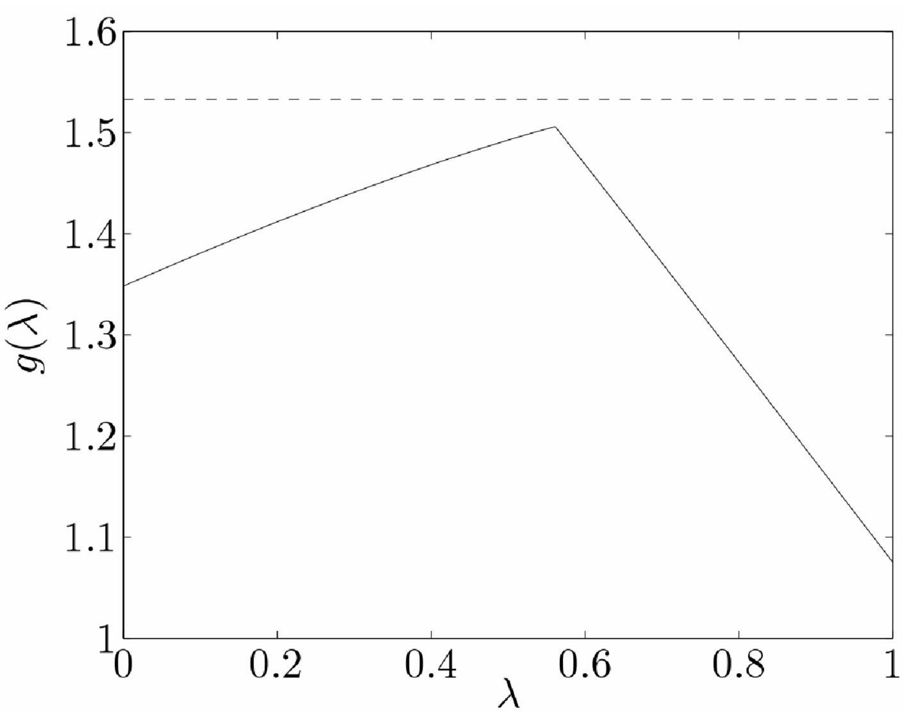
- 根据定义，显然有：对∀ λ>0，∀v，若原优化问题有最优值p*，则

$$g(\lambda,\nu)\le p^*$$

- 进一步：Lagrange对偶函数为凹函数。

左侧为原函数，右侧为对偶函数





线性方程的最小二乘问题

- 原问题

$$\text{minimize} \quad x^T x, \quad x \in \mathbf{R}^n$$

$$\text{subject to} \quad Ax = b$$

- Lagrange函数

$$L(x,v) = x^T x + v^T (Ax - b)$$

- Lagrange对偶函数

$$g(v) = -\frac{1}{4} v^T A A^T v - b^T v$$

  - 对L求x的偏导，带入L
  - 对g求v的偏导

强对偶条件

- 若要对偶函数的最大值即为原问题的最小值，考察需要满足的条件：

$$
\begin{aligned}
f_0(x^\star) &= g(\lambda^\star, \nu^\star) \\
&= \inf_x \left(f_0(x) + \sum_{i=1}^{m} \lambda_i^\star f_i(x) + \sum_{i=1}^{p} \nu_i^\star h_i(x) \right) \\
&\le f_0(x^\star) + \sum_{i=1}^{m} \lambda_i^\star f_i(x^\star) + \sum_{i=1}^{p} \nu_i^\star h_i(x^\star) \\
&\le f_0(x^\star).
\end{aligned}
$$

Karush-Kuhn-Tucker (KKT)条件

$$
\begin{aligned}
f_i(x^\star) &\leq 0, \quad i = 1, \ldots, m \\
h_i(x^\star) &= 0, \quad i = 1, \ldots, p \\
\lambda_i^\star &\geq 0, \quad i = 1, \ldots, m \\
\lambda_i^\star f_i(x^\star) &= 0, \quad i = 1, \ldots, m
\end{aligned}
$$

$$
\nabla f_0(x^\star) + \sum_{i=1}^{m} \lambda_i^\star \nabla f_i(x^\star) + \sum_{i=1}^{p} \nu_i^\star \nabla h_i(x^\star) = 0
$$

参考文献

- Convex Optimization, Stephen Boyd,Lieven Vandenberghe, Cambridge University Press, 2004
  - 中译本：王书宁，许鋆，黄晓霖 译，凸优化，清华大学出版社，2013
- 同济大学数学教研室 主编，高等数学，高等教育出版社，1996
- 同济大学数学系 编，工程数学线性代数(第五版)，高等教育出版社，2007

感谢大家！

恳请大家批评指正！