

# 机器学习里的数学第 7 课凸优化初步

管老师

七月在线

June, 2016

# 主要内容

- 优化与凸优化简介
  - 优化问题基本形式
  - 凸优化问题基本形式
  - 凸优化的应用
- 凸集合与凸函数基本概念
  - 凸集合与凸函数的关系
  - 凸集合与凸函数的性质对应
- 凸集分离定理
  - 凸集分离定理
- 共轭凸函数
  - 共轭凸函数
- 凸优化问题举例

- 本节课常用数学记号

$V, W$  向量空间

$v, w$  向量

$\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m$  实坐标空间

$\alpha, \beta$   $V$  和  $W$  的基

$T: V \rightarrow W$  向量空间  $V$  到  $W$  的线性映射

$A_{\alpha, \beta}(T)$  线性映射  $T$  在  $\alpha$  和  $\beta$  这两组基下的矩阵

$G(v_1, v_2)$  内积空间  $V$  上的内积

$H_\alpha$   $G$  在基  $\alpha$  下的矩阵形式

# 优化与凸优化简介

## 优化问题

### 优化问题的一般形式

最小化:  $f_0(x)$

条件:  $f_i(x) \leq b_i, i = 1, \dots, m.$

其中  $f_0(x)$  为目标函数, 条件里的不等式是限制条件.

# 优化与凸优化简介

举例:

## 极大似然估计

如果  $L(\mu, \sigma)$  是一个极大似然估计问题中的似然函数, 其中  $\mu, \sigma$  分别是期望和方差, 那么极大似然估计的问题转化为

$$\text{最小化: } -L(\mu, \sigma)$$

$$\text{条件: } \sigma \geq 0$$

## 最小二乘

如果  $A_{n \times k}$  是一个矩阵,  $b \in \mathbb{R}^n$  是一个向量, 对于  $x \in \mathbb{R}^k$

$$\text{最小化: } f_0(x) = |Ax - b|^2$$

# 优化与凸优化简介

## 凸优化问题

凸优化问题的一般形式

最小化:  $f_0(x)$

条件:  $f_i(x) \leq b_i, i = 1, \dots, m.$

其中  $f_0(x)$  为目标函数, 条件里的不等式是限制条件.

- 凸优化问题的条件,  $f_0, f_1, \dots, f_m$  都是凸函数.
- 凸优化问题的特点, 局部最优等价于全局最优.
- 凸优化问题的求解, 几乎总有现成的工具来求解.

# 优化与凸优化简介

## 凸优化的应用

- 凸优化问题逼近非凸优化问题，寻找非凸问题的初始点
- 利用对偶问题的凸性给原问题提供下界估计
- 凸优化问题可以给非凸问题带来一些启发

# 凸集合与凸函数

## 凸集合定义

如果一个集合  $\Omega$  中任何两个点之间的线段上任何一个点还属于  $\Omega$ , 那么  $\Omega$  就是一个凸集合.i.e.

$$\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2 \in \Omega, \forall x_1, x_2 \in \Omega, \lambda \in (0, 1)$$

## 凸函数定义

如果一个函数  $f$  定义域  $\Omega$  是凸集, 而且对于任何两点. 以及两点之间线段上任意一个点都有

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \leq \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2)$$

$$\forall x_1, x_2 \in \Omega, \lambda \in (0, 1)$$



# 凸集合与凸函数

# 凸集合与凸函数

## 函数的上境图

假设  $f$  是一个定义在  $\Omega$  上的函数, 区域  $\{(x, y) : y \geq f(x), \forall x \in \Omega\}$  就是  $f$  的上境图.

上境图就是函数图像上方的部分区域.

## 凸集合与凸函数

一个函数是凸函数当且仅当  $f$  的上境图是凸集合.

凸集合与凸函数有很多相对应的性质可以由这个结论来进行链接。

# 凸集合与凸函数

# 凸集合与凸函数

## 凸组合

对于任何  $n$  个点  $\{x_i\}_{i=1}^n$ , 以及权重系数  $\{w_i\}_{i=1}^n$ . 若权重系数非负  $w_i \geq 0$  而且  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ , 则线性组合

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

为一个凸组合.

凸组合的物理意义可以理解成  $n$  个重量为  $w_i$  的点的整体重心.

# 凸集合与凸函数

# 凸集合与凸函数

## 集合的凸包

$n$  个点  $\{x_i\}_{i=1}^n$  的全部凸组合就构成  $\{x_i\}_{i=1}^n$  的凸包.

## 函数的凸闭包

如果  $C$  是函数  $f$  的上境图,  $\overline{C}$  是  $C$  的凸包, 那么以  $\overline{C}$  为上境图的函数称为  $f$  的凸闭包.

# 凸集合与凸函数

## 集合的凸包的性质

若  $\bar{C}$  是  $C$  的凸闭包, 那么

- $C \subset \bar{C}$
- $C$  的支撑平面也是  $\bar{C}$  的支撑平面, 反之亦然.

## 函数的凸闭包的性质

若  $g$  是  $f$  的凸闭包, 那么

- $g \leq f$
- $\inf\{g\} = \inf f$

# 凸集合与凸函数的对应性质 (凸组合)

## 凸集合性质

假设  $\Omega$  是一个凸集合, 那么  $\Omega$  任何子集的凸包仍包含于  $\Omega$ .

## 凸函数性质: 琴生 (Jensen) 不等式

如果  $f: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  是一个凸函数, 则对于任何  $\{x_i \in \Omega\}_{i=1}^n$ , 以及凸组合  $\sum_{i=1}^n w_i x_i$  都有

$$\sum_{i=1}^n w_i f(x_i) \geq f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$



# 话外篇：琴生 (Jensen) 不等式的推论

很多常用的不等式都是琴生不等式的推论，事实上，大部分不等式要么来自于  $x^2 \geq 0$  要么来自于琴生不等式。

## 算数集合平均不等式

对于正数  $a_1, \dots, a_n$

$$\frac{\sum_{i=1}^n a_i}{n} \geq \left( \prod_{i=1}^n a_i \right)^{\frac{1}{n}}$$

## 柯西不等式

$$\left( \sum_{i=1}^n a_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n b_i^2 \right) \geq \left( \sum_{i=1}^n a_i b_i \right)^2$$

# 凸集合与凸函数

# 凸集合与凸函数的对应性质 (集合相交)

## 凸集合性质

任意多个凸集合的交集仍是凸集合.

## 凸函数性质

- 任意多个凸函数的逐点上确界仍是凸函数.
- 固定一个凸函数的若干个变量, 所得的函数仍然是凸函数
- 凸函数的 `sublevel set` 都是凸集合.

# 凸集合与凸函数

# 凸集合与凸函数的对应性质 (线性组合)

## 凸集合性质

假设  $T: V \rightarrow W$  是一个线性映射, 则

- 若  $\Omega_V$  是  $V$  中的凸集合, 则  $\Omega_W = T(\Omega_V)$  是  $W$  中的凸集合.
- 若  $\Omega_W$  是  $W$  中的凸集合, 则  $\Omega_V = T^{-1}(\Omega_W)$  是  $V$  中的凸集合.

## 凸函数性质

- 凸函数的非负线性组合仍是凸函数,  $f_1, \dots, f_k$  是凸函数, 而且  $w_i \geq 0$ , 则  $\sum_{i=1}^k w_i f_i$  也是凸函数.
- 若  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  是凸函数,  $A \in \mathbb{R}^{n \times m}, b \in \mathbb{R}^n$ , 那么复合函数  $g(x) = f(Ax + b)$  还是凸函数.

# 凸集合与凸函数

# 凸集合与凸函数的对应性质 (微分)

## 凸集合性质

- 若凸集合  $\Omega$  的边界  $C$  是一个可微曲线, 则  $C$  在任意一点上的切线 (平面) 都是这个凸集合的支撑线 (平面)
- 若凸集合  $\Omega$  的边界  $C$  是一个二阶可微曲线, 则  $C$  在任意一点上的曲率向量都指向  $\Omega$  内部.

曲率向量的物理意义是加速方向或者受力方向.

## 凸函数性质

- 若一个凸函数一阶可微, 那么凸函数的一阶近似不大于函数本身.i.e.

$$f(x) \geq f(x_0) + (\nabla f(x_0))^T \cdot (x - x_0)$$

- 若一个凸函数二阶可微, 那么这个函数的二阶导数 (Hesssen 矩阵) 非负 (半正定) .

# 凸集合与凸函数



# 凸集合与凸函数的对应性质 (光学投影)

## 凸集合性质

- 若  $\Omega$  是凸集合, 那么  $\Omega$  在任何一个平面上的投影仍是凸集合 (平行光源投影)
- 若  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  是凸集合, 那么

$$\Omega_{\hat{n}} = \{(x_1/x_n, \dots, x_{n-1}/x_n, 1) : (x_1, \dots, x_n) \in \Omega \text{ 且 } x_n \neq 0\}$$

也是凸集合.(点光源投影)

- 若  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  是一个凸集合, 那么椎体  $tx : x \in \Omega, t \in \mathbb{R}_+$  也是个凸集合.(点光源)

# 凸集合与凸函数的对应性质 (光学投影)

## 凸函数性质

- 若  $f(x, y)$  是凸函数, 那么  $g(x) = \inf_{(x, y) \in \Omega} f(x, y)$ , 也是凸函数
- 若  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  是凸函数, 那么  $g(x, t) = tf(x/t): \mathbb{R}^{n+1} \rightarrow \mathbb{R}$  也是个凸函数.

# 凸集合与凸函数

# 凸集分离定理

## 凸集分离定理

若  $C, D$  分别为  $\mathbb{R}^n$  中的两个不交的非空凸集合, i.e.  $C \cap D = \emptyset$ , 则一定存在向量  $a \in \mathbb{R}^n$  以及实数  $b \in \mathbb{R}$  使得任何  $x_C \in C, x_D \in D$  有  $a^T x_C \leq b$  以及  $a^T x_D \geq b$ .

定理中不等式的几何意义在于  $C, D$  分别位于超平面  $a^T x = b$  的两边.

# 凸集分离定理

# 凸集分离定理

## 证明

分情况讨论：如果  $C$  是一个独点集  $\{p\}$ ，那么考虑集合  $\{|p - q| : q \in D\}$ . 因为点之间的距离是非负数，所以根据确界原理存在一个序列  $\{q_i \in D\}_{i=1}^{\infty}$ . 使得

$$\lim_{i \rightarrow \infty} |p - q_i| = \inf\{|p - q| : q \in D\}$$

而另一方面有界序列一定存在收敛子序列，所以可以假定

$$\lim_{i \rightarrow \infty} q_i = q_{\infty}.$$

(1) 如果  $p \neq q_{\infty}$ ，则令  $a = q_{\infty} - p, b = a^T(p + q_{\infty})/2$ ，我们得到

$$a^T p = a^T \left( -\frac{q_{\infty} - p}{2} + \frac{p + q_{\infty}}{2} \right) = -\frac{|a|^2}{2} + b \leq b$$

$$a^T q_{\infty} = a^T \left( \frac{q_{\infty} - p}{2} + \frac{p + q_{\infty}}{2} \right) = \frac{|a|^2}{2} + b \geq b$$

# 凸集分离定理

## 继续证明

此时对于任何一个  $q_0 \in D$ , 考虑线段  $q_\infty + t(q_0 - q_\infty)$ , 因为  $|q_\infty - p| = \inf\{|q - p| : q \in D\}$ , 所以

$$f(t) = |q_\infty + t(q_0 - q_\infty) - p|^2 \geq |q_\infty - p|^2 = f(0), \forall t \in (0, 1)$$

所以  $f'(0) \geq 0$ , 于是我们有

$$(q_\infty - p)^T (q_0 - q_\infty) \geq 0$$

也就是

$$a^T q_0 \geq a^T q_\infty \geq b$$

# 凸集分离定理

## 继续证明

(2) 如果  $p = q_\infty$ , 那么选取序列  $\{p_j\}_{j=1}^\infty$ , 使得  $p_j$  不在  $D$  的闭包里面. 那么根据上一种情况我们知道, 对每一个  $j$ , 都存在着  $a_j$  使得  $a_j^T q \geq a_j^T p_j$ . 因为  $a_j$  的长度无关紧要, 所以可以假设  $a_j$  都是单位向量。于是有界序列一定存在收敛子序列, 所以可以假定  $a_j$  收敛于一个单位向量  $a_\infty$ . 那么对于任何一个  $q \in D$  我们有

$$\begin{aligned} a_\infty^T p &= \lim_{j \rightarrow \infty} a_j^T p_j \\ &\leq \lim_{j \rightarrow \infty} a_j^T q \\ &= \lim_{j \rightarrow \infty} a_j^T q \\ &= a_\infty^T q \end{aligned}$$

令  $a = a_\infty, b = a_\infty^T p$ . 即得所求.



# 凸集分离定理

## 继续证明

如果  $C, D$  是任意凸集合, 考虑集合  $C - D = \{x - y : p \in C, q \in D\}$ . 那么不难证明  $C - D$  还是一个凸集合 (作业). 而且零向量  $O \notin C - D$ . 于是使用前面证明的独点集与凸集合的分离定理我们有, 存在一个向量  $a$  使得

$$a^T(p - q) \leq q^T O = 0$$

所以对于任意的  $p \in C, q \in D$ , 都有

$$a^T q \geq a^T p$$

这时候令  $b = \sup\{a^T p : p \in C\}$ , 既得所证。

# 共轭函数

## 共轭函数

如果  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  是一个函数, 那么  $f$  的共轭函数

$$f^*(y) = \sup_{x \in \text{dom} f} (y^T x - f(x))$$

其中  $f^*(y)$  的定义域是使得等式右边有界的那些  $y$ .

## 共轭函数的性质

- 共轭函数  $f^*$  是一个凸函数
- 如果  $g$  是  $f$  的凸闭包, 那么  $g^* = f^*$
- 如果  $f$  是一个凸函数, 那么  $f^{**} = f$

# 谢谢大家!