南昌大学
NANCHANG UNIVERSITY

# 大数据优化：理论、算法及其应用

——来源于《最优化计算方法》（高教社）

★★★ 主讲人：彭振华 ★★★

联系方式：zhenhuapeng@ncu.edu.cn
zhenhuapeng@whu.edu.cn
15870605317（微信同号）

研究兴趣：1. 非凸非光滑优化算法与理论
2. 智能决策
3. 智能计算与机器学习

数学与计算机学院

2026年

课件资源：https://zhenhuapeng.github.io//coursematerials/

# 目录

| | |
| --- | --- |
| 1. 大数据优化简介（3课时） | I. 模型与基本概念；II. 优化建模技术；III. 应用实例；IV. 求解器与大模型 |
| 2. 基础知识（7课时） | I. 范数与导数；II. 凸集与凸函数；III. 共轭函数与次梯度 |
| 3. 无约束优化理论（2课时） | I. 最优性问题解的存在性；II. 无约束可微问题的最优性理论；III. 无约束不可微问题的最优性理论 |
| 4. 无约束优化算法（15课时） | I. 线搜索方法；II. (次)梯度类算法；III. 共轭梯度算法；IV. (拟)牛顿类算法；V. 信赖域算法；VI.非线性最小二乘算法 |
| 5. 约束优化理论（6课时） | I. 对偶理论；II. 一般约束优化问题的最优性理论；III. 凸优化问题的最优性理论 |
| 6. 约束优化算法（3课时） | I. 罚函数法；II. 增广拉格朗日函数法 |
| 7. 复合优化算法（9课时） | I. PPA；II. BCD；III. PGD；IV. SGD；V. SDP |

# 基础知识

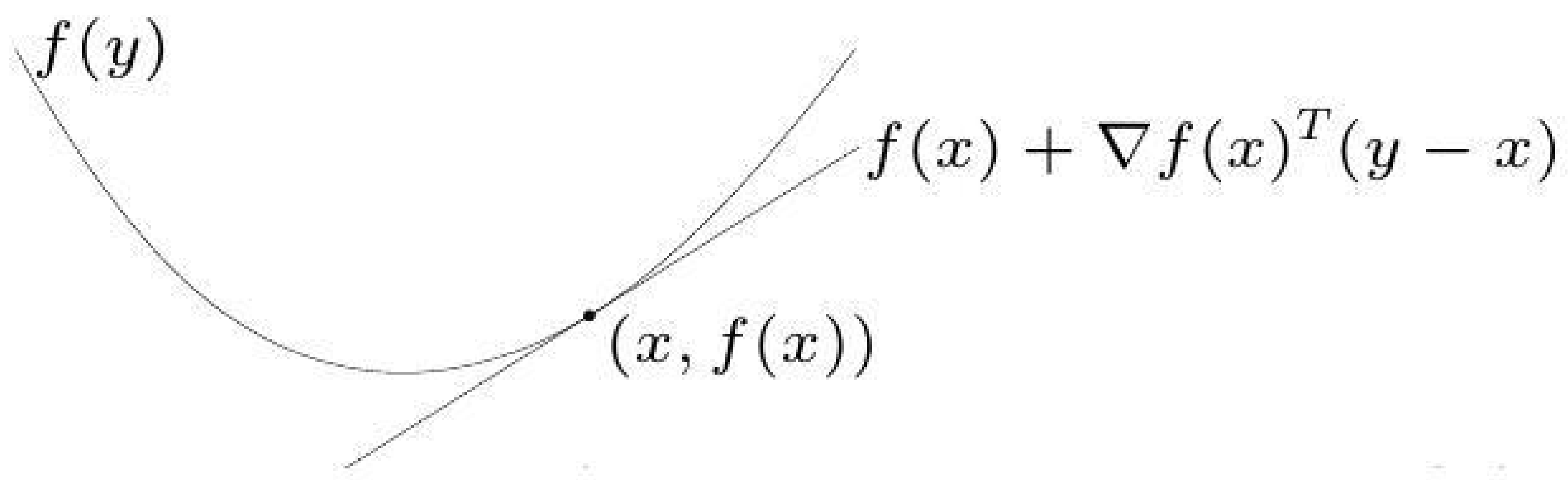
第 二 部分

- 范数与导数
- 凸规划：凸集与凸函数
- 共轭函数
- 次梯度

# 凸集与凸函数

➢ **一阶判别法1：对于定义在凸集上的可微函数$f$，$f$是凸函数当且仅当**

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



几何直观：$f$的一阶逼近始终在$f$的图像下方

# 凸集与凸函数

- 必要性：设$f$是凸函数，则对于任意的$x, y \in dom\ f$以及$t \in (0, 1)$，有

$$tf(y) + (1-t)f(x) \geq f(x + t(y-x)).$$

- 将上式移项，两边同时除以$t$，注意$t > 0$，则

$$f(y) - f(x) \geq \frac{f(x + t(y-x)) - f(x)}{t}$$

- 令$t \to 0$，由极限保号性可得

$$f(y) - f(x) \geq \lim_{t \to 0} \frac{f(x + t(y-x)) - f(x)}{t} = \nabla f(x)^T (y-x)$$

- **充分性：对任意**$x, y \in dom\ f$**以及任意**$t \in (0, 1)$**，定义**$z = tx + (1-t)y$**，应用两次一阶条件，有**

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

$$f(y) \geq f(z) + \nabla f(z)^T(y - z)$$

- **将上述第一个不等式两边同时乘**$t$**，第二个不等式两边同时乘**$1-t$**，相加得**

$$tf(x) + (1-t)f(y) \geq f(z)$$

➢ **一阶判别法2：设$f$为可微函数，则$f$为凸函数当且仅当$dom\ f$为凸集且 $\nabla f$ 为单调映射.**

$$(\nabla f(x) - \nabla f(y))^T(x - y) \geq 0,\ \forall x,y \in dom\ f$$

➢ $f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^T(y - x),\ f(x) \geq f(y) + \nabla f(y)^T(x - y)$

**将两式不等号左右两边相加即可得到结论．反过来，**

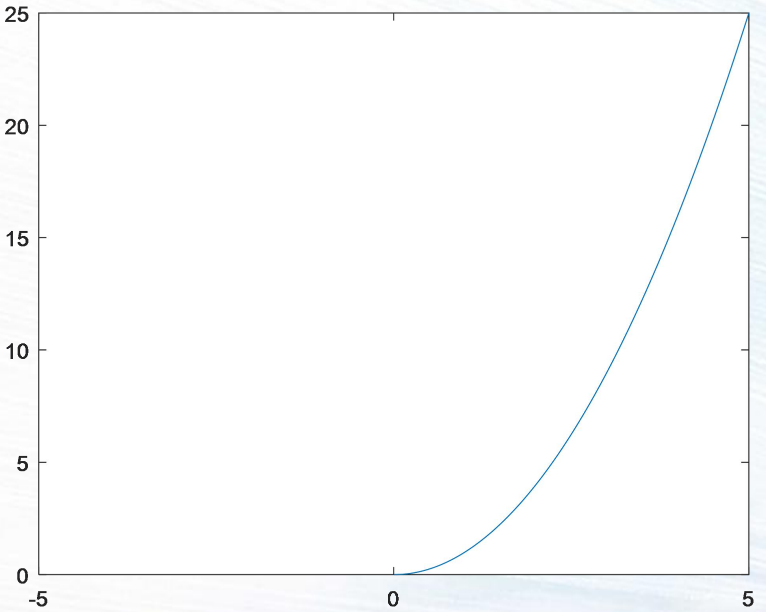
$$f(y)-f(x)-\nabla f(x)^T(y-x)=\int_0^1 \nabla f(x+t(y-x))^T(y-x)dt-\nabla f(x)^T(y-x)$$

$$=\int_0^1 \left(\nabla f(x+t(y-x))-\nabla f(x)\right)^T (y-x)dt$$

$$=\frac{1}{t}\int_0^1 \left(\nabla f(x+t(y-x))-\nabla f(x)\right)^T t(y-x)dt \geq 0$$

➢**例题: 利用一阶方法验证$f(x)$为凸函数**

$$f(x)=\begin{cases} x^2, & x>0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$$




➢**一阶导数**

$$f'(x)=\begin{cases} 2x, & x>0 \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

I. $(2x - 2y)(x - y),\ x > 0,\ y > 0$

II. $(0 - 0)(x - y),\ x \le 0,\ y \le 0$

III. $(2x - 0)(x - y),\ x > 0,\ y \le 0$

IV. $(0 - 2y)(x - y),\ x \le 0,\ y > 0$

# 凸集与凸函数

➢ **二阶判别法**：设$f$为定义在凸集上的二阶连续可微函数，$f$是凸函数当且仅当 $\nabla^2 f(x)$半正定。如果 $\nabla^2 f(x)$正定，则$f$是严格凸函数。

➢ 证明：（必要性）反设$f(x)$在点$x$处的海瑟矩阵不是半正定的，即存在非零向量$v \in R^n$使得$v^T \nabla^2 f(x) v < 0$。

➢ 根据佩亚诺（Peano）余项的泰勒展开

$$f(x+tv)=f(x)+t\nabla f(x)^T v+\frac{1}{2}t^2 v^T\nabla^2 f(x)^T v+o(t^2)$$

$$0>\frac{1}{2}v^T\nabla^2 f(x)^T v+o(1)=\frac{f(x+tv)-f(x)-t\nabla f(x)^T v}{t^2}$$

➢ 这显然和一阶条件矛盾

# 凸集与凸函数

- （充分性）对任意$x, y \in dom\ f$，根据泰勒展开

$$f(y) = f(x) + \nabla f(x)^T (y-x) + \frac{1}{2}(y-x)^T \nabla^2 f(x+t(y-x))^T (y-x)$$

- 由海瑟矩阵的半正定性可知对任意$x, y \in dom\ f$， 有

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

- 由凸函数判定的一阶判别法知$f$为凸函数

- 同理可证：如果 $\nabla^2 f(x)$正定，则$f$是严格凸函数。

练习：利用二阶判别法说明$f(x) = 1/2x^TAx + b^Tx$和$g(\theta) = ||X\theta - y||^2$的凸性

*课程思政：关注数据科学的关键方法，让学生了解数据科学中最优化的作用，增强他们学习兴趣。

# 凸规划：凸集与凸函数

- m.setObjective(x[2] ** 2 + x[1] ** 2 - x[1] * x[2] - x[2], GRB.MINIMIZE)
- m.addGenConstrSin(x[0], x[2])

- import numpy as np
- def Hessianob(x):
-     return np.array([[2*np.cos(2*x[0])+x[1]*np.sin(x[0])+np.sin(x[0]),-np.cos(x[0])],[-np.cos(x[0]),2]])

- x = [np.pi/4, 0.333]
- A = Hessianob(x)
- eigenvalues, eigenvectors = np.linalg.eig(A)
- print("特征值：", eigenvalues)

```
In [2]: runfile('C:/Users/zhenh/untitled13.py', wdir='C:/Users/zhenh')
特征值:  [0.5883723  2.35420104]
```

- **练习：你能判断如下优化问题哪些是凸优化?**

$$(II)\max_{\ell,d}\ \ \ell\times d\quad s.t.\ \ 2(\ell+d)=22.$$

$(VIII)$均值方差模型

$(X)$深度神经网络模型

$$(XI)\min_{x}\ \ \sum_{i=1}^{n}x_i\ln x_i\quad s.t.\ \ Ax=b.$$

- **非负数乘**: 若$f$是凸函数，则$\alpha f$是凸函数，其中$\alpha \geq 0$.
- **求和**: 若$f_1, f_2$是凸函数，则$f_1 + f_2$是凸函数.
- **与仿射函数的复合**: 若$f$是凸函数，则$f(Ax + b)$是凸函数.

□ **例题**：试说明如下函数的凸性?

$$f(x) = \sum_{i=1}^{p} \left(a_i^T x - b_i\right)^2$$

$$g(x) = -\sum_{i=1}^{p} \log\left(b_i - a_i^T x\right)$$

# 凸规划: 凸集与凸函数

➢ **复合函数**：给定函数$g : R^n \to R$ 和$h : R \to R$, 对$f(x) = h(g(x))$

若　　$g$是凸函数, $h$是凸函数, $h$单调不减　　或

$g$是凹函数, $h$是凸函数, $h$单调不增

那么$f$ 是凸函数

□ **例题**：试说明如下函数的凸性?

$$f(x) = \exp(g(x)), g\text{是凸函数}$$

$$\phi(x) = -\sum_{i=1}^{p} \log g_i(x), g_i\text{是凹函数}$$

$$\varphi(x) = \frac{1}{g(x)}, g\text{是凹函数，} g(x) > 0$$

# 凸规划: 凸集与凸函数

- 若$f_1, \ldots, f_m$是凸函数，则$f(x) = max\{f_1(x), \ldots, f_m(x)\}$是凸函数
- 例题：分段线性函数：$f(x) = max_{i=1,\ldots,m}(a_i^T x + b_i)$ 是凸函数
- 若对每个$y \in A$，$f(x, y)$ 是关于$x$的凸函数，则函数$g(x) = sup_{y \in A} f(x, y)$ 是凸函数
- 例题：集合$C$的支撑函数：$S_C(x) = sup_{y \in C}\, y^T x$ 是凸函数
- 若$f(x, y)$关于$(x, y)$是凸函数，$C$是凸集，则$g(x) = inf_{y \in C} f(x, y)$是凸函数.

# 凸规划: 凸集与凸函数

- **强凸函数**：$f : R^n \to R$ 为适当函数，若存在常数$m > 0$，使得

$$g(x) = f(x) - m/2\|x\|^2$$

为凸函数，则称$f(x)$为强凸函数，其中$m$为强凸参数．为了方便我们也称$f(x)$为$m$-强凸函数

$m$-强凸函数有没有一阶、二阶判别法?
如果有，是什么?

# 共轭函数

➢ 函数$f$的**共轭函数**定义为

$$f^*(y) = \sup_{x\in \mathrm{dom}\, f}\{y^Tx - f(x)\}.$$

□ Fenchel 不等式: $f(x) + f^*(y) \geq y^T x$.

$$f^*(y) = \sup_{x\in \mathrm{dom}\, f}\{y^Tx - f(x)\} \geq y^Tx - f(x)$$

□ 例题：试给出凸函数 $f(x) = 1/2x^TAx + b^T x$, $g(x) = \|x\|$, $h(x) = -\log x$ 和指示函数的共轭函数.

*课程思政：可用于后续解释对偶理论，简化问题的求解过程并提高求解效率；还可以用于构建模型的损失函数和正则化项，引导学生思考模型构建中的“平衡”思想。

# 共轭函数

➢ **二次共轭函数：** 函数$f$的二次共轭函数定义为

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

- $f^{**}$恒为闭凸函数;
- 若$f$为闭凸函数，则$f^{**}(x) = f(x)$.

*Proof.* 由Fenchel 不等式得$f^{**}(x) \le f(x)$. 反过来,

用反证法, 假设$(x, f^{**}(x))$ 不属于 $\mathrm{epi}\, f$, 由凸集分离定理得存在$(a, b)$ 使得

$$a^T x + b^T f^{**}(x) > a^T z + b^T f(z), \ \ \forall (z, f(z)) \in \mathrm{epi}\, f. \ (b < 0)$$

两边除以$-b$，对 $z$ 取上确界有

$$-a/b\, x - f^{**}(x) > f^*(-a/b)$$

# 次梯度

- **可微凸函数$f$的一阶条件:**

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

**若$f$不可微，可否类似地定义一种梯度，使之具有梯度的一些性质?**

- **设$f$为适当凸函数，$x$为定义域$dom\ f$中的一点．若向量$g \in R^n$满足**

$$f(y) \geq f(x) + g^T(y-x),\ \forall y \in dom\ f,$$

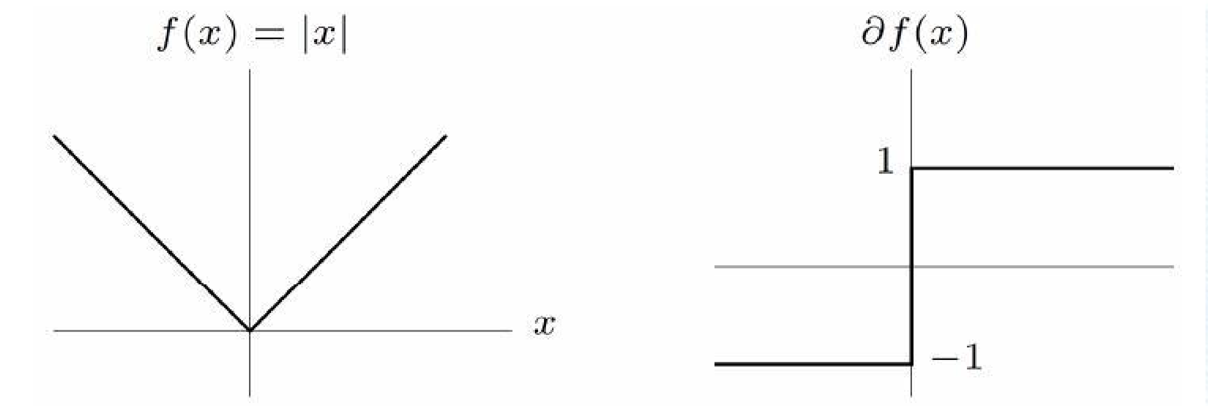
- **则称$g$为函数$f$在点$x$处的一个次梯度.**
- **进一步地，称集合**

$$\partial f(x) = \{g \mid g \in R^n, f(y) \geq f(x) + g^T(y-x),\ \forall y \in dom\ f\}$$

- **为$f$在点$x$处的次微分.**

# 次梯度

- **绝对值函数 $f(x) = |x|$**
- **问: $||x||_1$ 的次微分是?**




- **欧几里得范数 $f(x) = ||x||_2$**

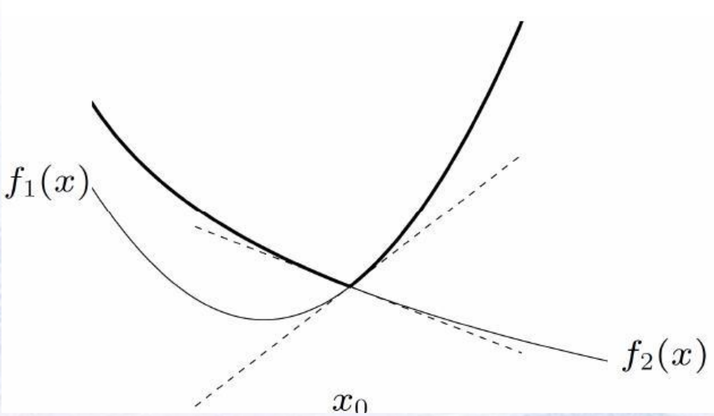
□ **如果 $x \neq 0$, $\partial f(x) = 1/||x||_2 x$, 如果 $x = 0$, $\partial f(x) = \{g: ||g||_2 \leq 1\}$**

- **$f(x) = max\{f_1(x), f_2(x)\}$, $f_1$, $f_2$ 是凸函数**

I. **点 $x_0$ 处的次梯度可取范围 $\text{conv}\ \text{U}_i\ \partial f_i(x_0)$**

II. **如果 $f_1(x') > f_2(x')$, $f$ 在点 $x'$ 处的次梯度等于 $\partial f_1(x')$**

III. **如果 $f_1(x') < f_2(x')$, $f$ 在点 $x'$ 处的次梯度等于 $\partial f_2(x')$**



# 次梯度

➤ **存在性：** 设$f$为凸函数，$dom\ f$为其定义域．如果$x \in int\ dom\ f$，则$\partial f(x)$

是非空的，其中$int\ dom\ f$的含义是集合$dom\ f$的所有内点.

*proof.* $(x, f(x))$ 是$epi\ f$边界上的点,

由凸集分离定理得存在$(a, b)$ 使得

$$a^T x + b^T f(x) \geq a^T y + b^T t,\ \ \forall (y, t) \in epi\ f.\ (b < 0)$$

取 $t \to \infty$ 可知$b \leq 0$.

取$y = x + \epsilon a \in dom\ f, \epsilon > 0$, 可知$b \neq 0$

因此$b < 0$ 并且$g = a/|b|$ 是$f$在点$x$处的次梯度

➢ 设凸函数$f(x)$在$x_0 \in int\ dom\ f$处可微，则$\partial f(x_0) = \{\nabla f(x_0)\}$.

*proof.* 根据可微凸函数的一阶条件可知梯度 $\nabla f(x_0)$ 为次梯度

下证$f(x)$ 在点$x_0$处不可能有其他次梯度．设$g \in \partial f(x_0)$，根据次梯度的定义，对任意的非零$v \in R^n$ 且$x0 + tv \in dom\ f, t > 0$ 有

$$f(x_0 + tv) \geq f(x_0) + tg^T v.$$

若$g \neq \nabla f(x_0)$，取$v = g - \nabla f(x_0) \neq 0$，上式变形为

$$\frac{f(x_0+tv)-f(x_0)-t\nabla f(x_0)^T v}{t\|v\|} \geq \frac{(g-\nabla f(x_0))^T v}{\|v\|} = \|v\|$$

令$t \to 0$，根据Fréchet 可微定义，左边趋于0，而右边是非零正数，矛盾．

# 次梯度

➢ **闭凸性：对任何$x \in \mathrm{dom}\, f$，$\partial f(x)$ 是一个闭凸集（可能为空集）.**

proof. 令$g_k \in \partial f(x)$ 为次梯度且$g_k \to g$，则$f(y) \geq f(x) + g_k^T(y-x)$，$\forall y \in \mathrm{dom} f$,

在上述不等式中取极限，并注意到极限的保号性，最终我们有

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

设$g_1, g_2 \in \partial f(x)$，并设$\lambda \in (0,1)$，由次梯度定义得

$$f(y) \geq f(x) + g_1^T(y-x), \quad \forall y \in \mathrm{dom} f,$$

$$f(y) \geq f(x) + g_2^T(y-x), \quad \forall y \in \mathrm{dom} f.$$

由上面第一式的$\lambda$ 倍加上第二式的$(1-\lambda)$ 倍，可得

$$\lambda g_1 + (1-\lambda) g_2 \in \partial f(x)$$

➢ **有界性**：如果$x \in \mathrm{int}\,\mathrm{dom}\, f$，则$\partial f(x)$ 非空有界集.

proof. 非空可由次梯度存在性直接得出

取充分小的$r > 0$, 使得

$$B = \{x \pm r e_i | i = 1, \cdots, n\} \subset \mathrm{dom}\, f$$

对任意非零的$g \in \partial f(x)$, 存在$y \in B$ 满足

$$f(y) \geq f(x) + g^T(y - x) = f(x) + r\|g\|_\infty$$

由此得到$\partial f(x)$ 有界:

$$\|g\|_\infty \leq (\max_{y \in B} f(y) - f(x))/r < +\infty$$

# 次梯度

- **单调性**：设$f : R^n \to R$ 为凸函数，$x, y \in dom\ f$，则$(u-v)^T(x-y) \geq 0$, 其中$u \in \partial f(x)$， $v \in \partial f(y)$ .
- **连续性**：设$f(x)$是闭凸函数且$\partial f$ 在点$x'$附近存在且非空．若序列$x_k \to x'$，$g_k \in \partial f(x_k)$ 为$f(x)$在点$x_k$处的次梯度，且$g_k \to g'$，则$g' \in \partial f(x')$.
- 设函数$f$ 是真的，且其定义域为凸集. 若对定义域中的任意$x$，$\partial f(x)$非空，则函数$f$ 是凸的.

# 次梯度

- **凸函数的非负线性组合**：设$f_1, f_2 : R^n \to (-\infty,+\infty]$ 是两个凸函数，则对任意的$x \in R^n$，有

$$\partial f_1(x) + \partial f_2(x) \subseteq \partial (f_1 + f_2)(x).$$

进一步地，若$int\ dom\ f_1 \cap dom\ f_2 \neq \varnothing$，$f(x) = \alpha_1 f_1(x) + \alpha_2 f_2(x),\ \alpha_1,\ \alpha_2 \geq 0,$ 则$f(x)$的次微分为

$$\partial f(x) = \alpha_1 \partial f_1(x) + \alpha_2 \partial f_2(x).$$

- **线性变量替换**：设$h$为适当凸函数，$f(x) = h(Ax + b)$. 若存在$x^{\#} \in R^m$，使得$Ax^{\#} + b \in int\ dom\ h$，则

$$\partial f(x) = A^T \partial h(Ax + b),\ \forall\ x \in int\ dom\ f.$$

# 次梯度

➢ 设$f_1, f_2, \cdots, f_m : R^n \to (-\infty,+\infty]$ 均为凸函数，令

$$f(x) = max\{f_1(x), f_2(x), \cdots, f_m(x)\}, \ \forall x \in R^n.$$

对$x_0 \in \cap\, int\ dom\ f_i$，定义$I(x_0) = \{i: f_i(x_0) = f(x_0)\}$，则

$$\partial f(x_0) = conv\ (\cup_{i \in I(x0)} \partial f_i(x_0)).$$

其中，$I(x_0)$ 表示点$x_0$ 处"有效"函数的指标

□ 如果$f_i$ 可微, $\partial f(x0) = conv\{ \nabla f_i(x_0): i \in I(x_0)\}$

$$f(x) = max_{i=1,2,\cdots,m}\{a_i^T x + b_i\}$$

$$\partial f(x) = conv\{a_i: i \in I(x)\}$$

其中$I(x) = \{i: a_i^T x + b_i = f(x)\}$

# 次梯度

- $f(x) = \inf_y h(x, y)$, $h$ 关于$(x, y)$联合凸，计算点$x'$处的一个次梯度：

  设$y' \in R^m$ 满足$h(x', y') = f(x')$

  存在$g \in R^n$使得$(g, 0) \in \partial h(x', y')$，则$g \in \partial f(x')$

设$C$是$R^n$中一闭凸集，令

$$f(x) = \inf_{y \in C} ||x - y||^2$$

计算点$x$处的一个次梯度：

- 若$f(x) = 0$，则容易验证$g = 0 \in \partial f(x)$；
- 若$f(x) > 0$，取$y$为$x$在$C$上的投影，即$y = P_C(x)$，计算

$$g = 1/||x - y||_2 (x - y) = 1/||x - P_C(x)||_2 (x - P_C(x))$$

# 次梯度

➢ 设$f_1, f_2, \cdots, f_m : R^n \to (-\infty,+\infty]$ 为$m$个凸函数，$h : R^m \to (-\infty,+\infty]$ 为关于各分量单调递增的凸函数，令

$$f(x) = h(f_1(x), f_2(x), \cdots, f_m(x)).$$

计算点$x$处的一个次梯度:

- $z = (z_1, z_2, \cdots, z_m) \in \partial h(f_1(x), f_2(x), \cdots, f_m(x))$ 以及$g_i \in \partial f_i(x)$
- $g := z_1 g_1 + z_2 g_2 + \cdots + z_m g_m \in \partial f(x)$

# 次梯度

- 设函数$f_i$是凸函数，定义$h(u, v)$ 为如下凸问题的最优值

$$\min_x f_0(x) \qquad \text{s.t. } f_i(x) \le u_i,\ i = 1,\dots, m,\ Ax = b + v.$$

计算$h(u, v)$ 的一个次梯度

$$\max \inf_x f_0(x) + \sum_i \lambda_i (f_i(x) - u_i) + w^T(Ax - b - v) \quad \text{s.t. } \lambda \ge 0$$

如果$\lambda, w$是最优对偶变量，那么$(-\lambda, -w) \in \partial h(u, v)$

# 次梯度

- 设函数$f_i$是凸函数，定义$h(u, v)$为如下凸问题的最优值

$$\min_x f_0(x) \qquad \text{s.t. } f_i(x) \le u_i,\ i = 1,\dots, m,\ Ax = b + v.$$

计算$h(u, v)$的一个次梯度

$$\max \inf_x f_0(x) + \sum_i \lambda_i (f_i(x) - u_i) + w^T(Ax - b - v) \quad \text{s.t. } \lambda \ge 0$$

如果$\lambda, w$是最优对偶变量，那么$(-\lambda, -w) \in \partial h(u, v)$

- $u$是一个随机变量，$h$是关于$x$的凸函数，令

$$f(x) = Eh(x, u)$$

计算$f(x)$的一个次梯度

选择一个函数$g$满足$g(u) \in \partial_x h(x, u)$ $\qquad g = E_u g(u) \in \partial f(x)$

## 拓展资料

- **方向导数**：设$f$为适当函数，给定点$x_0$以及方向$d \in R^n$，方向导数（若存在）定义为

$$\lim_{t\downarrow 0} f(x_0+td)-f(x_0)/t,$$

其中$t\downarrow 0$表示$t$单调下降趋于$0$.

- 设$f$为适当凸函数，且在$x$处次微分不为空集，则对任意$d \in R^n$有

$$\partial f(x;d)=\sup_{g\in\partial f(x)} g^T d,$$

且当$\partial f(x;d)$不为无穷时，上确界可以取到.

- 例题：

$$f(x)=\begin{cases}\sqrt{x}, x\ge 0,\\ -x,\ \ x<0.\end{cases}$$

## ➢ Clarke次微分

➢ 若$f:X\rightarrow R$在$x_0\in X$处为局部Lipschitz连续函数, $f$在$x_0\in X$处沿方向$v\in X$的Clarke广义导数定义为

$$f^0(x_0;v) = limsup_{x\rightarrow x0,t\downarrow 0}\ f(x+td)-f(x)/t,$$

➢ $f$在$x_0$处的Clarke次微分定义为

$$\partial f(x_0)=\{\xi\in X^*: <\xi, v>\leq f_0(x_0,v), \forall v\in X\}$$

# 拓展资料

- $f$ 在 $x_0$ 处的**正则次微分（regular subdifferential）**定义为

$$\hat{\partial} f(x_0)=\left\{v: f(x)\geq f(x_0)+v^T(x-x_0)+o\left(\|x-x_0\|\right), \forall x\right\}$$

- $f$ 在 $x_0$ 处的**极限次微分（limiting subdifferential）**定义为

$$\partial f(x_0)=\left\{v: \exists x^k\to x_0, v^k\in\hat{\partial} f(x^k), s.t.\ v^k\to v\right\}$$

- $f$ 在 $x_0$ 处的**horizon subdifferential**定义为

$$\partial^\infty f(x_0)=\left\{v: \exists x^k\to x_0, v^k\in\hat{\partial} f(x^k)\ and\ t_k\downarrow 0, s.t.\ t_k v^k\to v\right\}$$

# 感 谢 观 看

## 大数据优化：理论、算法及其应用

——来源于《最优化计算方法》（高教社）

★★★ 主讲人：彭振华 ★★★

联系方式：zhenhuapeng@ncu.edu.cn
zhenhuapeng@whu.edu.cn
15870605317（微信同号）

研究兴趣：1. 非凸非光滑优化算法与理论
2. 智能决策
3. 智能计算与机器学习

数学与计算机学院