

Convex Optimization

Chapter 4 凸优化问题

只是呈现，没有求解

shijuanfeng

2013-10-14

Outline

- 优化问题： 定义、术语、局部最优、等价形式
- 凸优化问题： 定义、局部最优、微分条件、等价形式
- 拟凸优化问题： 定义、二分法求解

- 线性规划（LP）： 定义、几种形式、举例
- 二次优化（QP）： 定义、特例、举例
- 二阶锥规划（SOCP）： 定义、举例
- 几何规划（GP）： 定义、转化、举例

- 广义不等式下的凸问题： 定义、特例、举例
- 向量优化： 定义

优化问题

优化问题的基本描述:

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

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

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

标准形式



优化变量 $x \in \mathcal{R}^n$

不等式约束 $f_i(x) \leq 0$

等式约束 $h_i(x) = 0$

无约束优化 $m = p = 0$

几个概念

优化问题的域 $D = \bigcap_{i=0}^m \text{dom} f_i \cap \bigcap_{i=1}^p \text{dom} h_i$

可行点(解) (**feasible**) $x \in D$ 满足约束条件

可行域(可解集) 所有可行点的集合

最优化值

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

最优化解

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

局部最优问题

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

优化问题的等价形式

等价 \neq 相同

1. 变量变换
2. 目标函数和约束函数的变换
3. 松弛变量 不等式约束 \rightarrow 等式约束+非负约束
4. 消除等式约束
5. 消除线性等式约束
6. 引入等式约束
7. 优化部分变量
8. 上境图问题形式
9. 隐式与显式约束

minimize t

subject to $f_0(x) - t \leq 0$

$$f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m$$

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

凸优化问题

凸优化问题的基本描述：

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

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

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

$f_i(x)$ 为凸函数

$h_j(x)$ 为仿射函数

性质：凸优化问题的可行域是凸集。

凸优化问题的局部最优解

定理：凸优化问题的局部最优解均是全局最优解

凸优化问题最优解的微分条件

定理：设 X 为凸优化问题的可行域, $f_0(x)$ 可微。则 x 为最优解当且仅当 $\nabla f_0(x)^T (y - x) \geq 0, y \in X$ 成立。

定理：非约束凸优化问题中，若 $f_0(x)$ 可微。则 x 为最优解当且仅当 $\nabla f_0(x) = 0$ 成立。

凸优化问题的等价形式

1. 消除等式约束
2. 引入等式约束
3. 松弛变量
4. 上境图问题形式
5. 极小化部分变量

拟凸优化问题

拟凸优化问题的基本描述

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

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

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

$f_0(x)$ 为拟凸函数, $f_1(x), \dots, f_m(x)$ 为凸函数。

注：拟凸优化问题的局部最优解不一定是全局最优解。

拟凸优化问题二分法求解

给定一个足够小的 l 和足够大的 u ，使得区间 $[l, u]$ 能包含最优解 p^* 。给定 $\varepsilon > 0$

LOOP:

令 $t = (l + u) / 2$

求解可行解问题；

若可解，则令 $u = t$ ，否则令 $l = t$

若 $|u - l| < \varepsilon$ ，则结束，否则**goto LOOP**。

线性规划 (linear program, LP)

LP问题的一般描述

$$\text{minimize} \quad c^T x + d$$

$$\text{subject to} \quad Gx \preceq h$$

$$Ax = b$$

$$G \in \mathcal{R}^{m \times n}, A \in \mathcal{R}^{p \times n}$$

LP问题的几种形式

标准LP问题

$$\begin{array}{ll}\text{minimize} & c^T x \\ \text{subject to} & Ax = b \\ & x \succeq 0\end{array}$$

不等式形式LP问题

$$\begin{array}{ll}\text{minimize} & c^T x + d \\ \text{subject to} & Ax \preceq b\end{array}$$

LP举例

diet problem

Chebyshev center of a polyhedron

Piecewise-linear minimization

➤ 线性分式规划

$$\text{minimize } f_0(x) = \frac{c^T x + d}{e^T x + f}, \text{dom} f_0 = \{x \mid e^T x + f > 0\}$$

$$\text{subject to } Gx \preceq h$$

$$Ax = b$$

二次规划(quadratic program, QP)

QP问题的基本描述

$$\text{minimize} \quad (1/2)x^T Px + q^T x + r$$

$$\text{subject to} \quad Gx \preceq h$$

$$Ax = b$$

$$P \in S_+^n, G \in R^{m \times n}, A \in R^{p \times n}$$

二次约束二次规划

quadratically constrained quadratic program (QCQP)

$$\text{minimize} \quad (1/2)x^T P_0 x + q_0^T x + r_0$$

$$\text{subject to} \quad (1/2)x^T P_i x + q_i^T x + r_i \leq 0$$

$$Ax = b$$

$$P_i \in S_+^n, A \in R^{p \times n}$$

QP举例

- Least-squares and regression
- Distance between polyhedra

二阶锥规划(Second-order cone program, SOCP)

SOCP问题的基本描述

$$\text{minimize } f^T x$$

$$\text{subject to } \|A_i x + b\|_2 \leq c_i^T x + d_i$$

$$Fx = g$$

二次锥约束条件

$$\|Ax + b\|_2 \leq c^T x + d$$

几何规划(Geometric programming)

几何规划的基本描述

非凸，但可转化为
凸优化问题

$$\text{minimize } f_0(x)$$

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

$$h_i(x) = 1, i = 1, \dots, p$$

f_i 为多项式, h_i 为单项式, $D = R_{++}^n$

单项式与多项式

$$f(x) = cx_1^{a_1} \cdots x_n^{a_n}$$

$$f(x) = \sum_{k=1}^K c_k x_1^{a_{1k}} \cdots x_n^{a_{nk}}$$

几何规划的凸形式转换

令

$$y_i = \log x_i$$

几何规划的凸形式

$$\text{minimize } \tilde{f}_0(y) = \log\left(\sum_{k=1}^{K_0} e^{a_{0k}^T y + b_{0k}}\right)$$

$$\text{subject to } \tilde{f}_i(y) = \log\left(\sum_{k=1}^{K_i} e^{a_{ik}^T y + b_{ik}}\right) \leq 0, i = 1, \dots, m$$

$$\tilde{h}_i(y) = g_i^T y + h_i = 0, i = 1, \dots, p$$

GP举例

- Design of cantilever beam
- Minimizing spectral radius of nonnegative matrix

广义不等式约束的优化问题

$$\text{minimize } f_0(x)$$

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

$$Ax = b$$

锥规划

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && c^T x \\ & \text{subject to} && Fx + g \preceq_K 0 \\ & && Ax = b \end{aligned}$$

半定规划

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && c^T x \\ & \text{subject to} && x_1 F_1 + \dots + x_n F_n + G \preceq_K 0 \\ & && Ax = b \end{aligned}$$

LP and SOCP as SDP

LP and equivalent SDP

$$\begin{array}{ll}\text{LP:} & \text{minimize } c^T x \\ & \text{subject to } Ax \preceq b\end{array}$$

$$\begin{array}{ll}\text{SDP:} & \text{minimize } c^T x \\ & \text{subject to } \text{diag}(Ax - b) \preceq 0\end{array}$$

(note different interpretation of generalized inequality \preceq)

SOCP and equivalent SDP

$$\begin{array}{ll}\text{SOCP:} & \text{minimize } f^T x \\ & \text{subject to } \|A_i x + b_i\|_2 \leq c_i^T x + d_i, \quad i = 1, \dots, m\end{array}$$

$$\begin{array}{ll}\text{SDP:} & \text{minimize } f^T x \\ & \text{subject to } \begin{bmatrix} (c_i^T x + d_i)I & A_i x + b_i \\ (A_i x + b_i)^T & c_i^T x + d_i \end{bmatrix} \succeq 0, \quad i = 1, \dots, m\end{array}$$

广义不等式约束的优化问题举例

- Eigenvalue minimization
- Matrix norm minimization

向量优化

$$\begin{array}{ll} \text{minimize (w.r.t. } K) & f_0(x) \\ \text{subject to} & f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & h_i(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, p \end{array}$$

vector objective $f_0 : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^q$, minimized w.r.t. proper cone $K \in \mathbf{R}^q$

Summary

- 优化问题： 定义、术语、局部最优、等价形式
- 凸优化问题： 定义、局部最优、微分条件、等价形式
- 拟凸优化问题： 定义、二分法求解

- 线性规划（LP）： 定义、几种形式、举例
- 二次优化（QP）： 定义、特例、举例
- 二阶锥规划（SOCP）： 定义、举例
- 几何规划（GP）： 定义、转化、举例

- 广义不等式下的凸问题： 定义、特例、举例
- 向量优化： 定义

Thanks!