# 毕业设计理论笔记

钟 威

最后更改时间: March 12, 2013

# 凸规划问题基础

## P<sub>17</sub> 定义 1.2.1

称 S 是凸集,如果对于任意的  $x_1,x_2 \in S$  和任意的  $\lambda \in [0,1]$ ,都有:

$$\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2 \in S \tag{1.2.1}$$

#### P<sub>17</sub> 定义 1.2.3

任意的  $x_1, x_2 \in S$  和任意的  $\lambda \in (0,1)$ , 都有:

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \le \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2) \tag{1.2.2}$$

#### P<sub>19</sub> 定理 **1.2.4**

f(x) 是凸函数的充要条件是:对于 S 中的任意一点  $\bar{x}$ ,都有:

$$f(x) \ge f(\bar{x}) + \nabla f(\bar{x})^T (x - \bar{x}) \tag{1.2.6}$$

### P<sub>20</sub> 定义 1.2.6

$$\min \qquad f_0(x), \ x \in \mathbb{R}^n \tag{1.2.10}$$

$$s.t.$$
  $f_i(x) \le 0, \ i = 1, \dots, m$  (1.2.11)

$$h_i(x) = a_i^T x - b_i = 0, \ i = 1, \dots, p.$$
 (1.2.12)

其中  $f_0(x)$  和  $f_i(x)$  都是定义在  $R^n$  上的连续可微凸函数 , 而  $h_i(x)$  是线性函数。

#### P<sub>20</sub> 引理 1.2.8

若 f(x) 是  $R^n$  上的凸函数,则对于任意的  $c \in R$ ,水平集:

$$S = \{x | f(x) < c, x \in \mathbb{R}^n\}$$
(1.2.16)

是凸集。

#### P<sub>20</sub> 定理 1.2.10

考虑凸规划问题  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$ ,若  $x^*$  是它的局部解,则  $x^*$  也是它的整体解。

#### P<sub>21</sub> 定理 **1.2.12**

若凸规划问题  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$  中的目标函数  $f_0(x)$  是严格凸函数,则该问题的解唯一。

#### P<sub>21</sub> 定义 1.2.13

设凸规划问题  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$  中变量 x 具有式:

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}, \quad x_i \in \mathbb{R}^{m_i}, \quad i = 1, 2. \quad m_1 + m_2 = n.$$
 (1.2.22)

所示的分划。称  $x_1^*$  是该问题关于  $x_1$  的解,如果存在  $x_2^* \in R^{m_2}$ ,使得  $x^* = (x_1^{*T}, x_2^{*T})^T$  是该问题的解。

## P<sub>22</sub> 定理 1.2.15

设凸规划问题  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$  中变量 x 具有式 (1.2.22) 的分划,记  $f_0(x) = \mathbf{F}_0(x_1,x_2)$ 。若  $\mathbf{F}_0(x_1,x_2)$  分别是变量  $x_1$  和  $x_2$  的严格凸函数,则该问题对  $x_1$  的解唯一。

# 凸规划的对偶理论

## $P_{23}$ 定义 1.2.16 对偶问题

引进 Lagrange 函数:

$$\mathbf{L}(x,\lambda,\nu) = f_0(x) + \sum_{i=1}^{m} \lambda_i f_i(x) + \sum_{i=1}^{p} \nu_i h_i(x)$$
 (1.2.35)

其中  $\lambda=(\lambda_1,\dots,\lambda_m)^T$  和  $\nu=(\nu_1,\dots,\nu_m)^T$  是 Lagrange 乘子向量。由书上  $P_{23}$  的论述可知,在  $\lambda\leq 0$  时:

$$\inf_{x \in R^n} \mathbf{L}(x, \lambda, \nu)$$

是  $f_0(x)$  的下界。对于要找到最好的下界的问题,我们把:

$$\max \qquad g(\lambda, \nu) = \inf_{x \in R^n} \mathbf{L}(x, \lambda, \nu) \tag{1.2.40}$$

$$s.t. \lambda \le 0 (1.2.41)$$

称为问题  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$  关于 Lagrange 函数 (1.2.35) 的对偶问题,或简称为问题  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$  的对偶问题。称  $(1.2.10) \rightarrow (1.2.12)$  为原始问题。