

# 多目标规划的 Lagrange 对偶 与标量化定理\*

李仲飞

(内蒙古大学数学系, 呼和浩特 010021)

汪寿阳

(中国科学院系统科学研究所, 北京 100080)

## 一、 定义与问题

设  $K \subset R^n$  为内部非空的点锥, 则  $K$  在  $R^n$  上确定了如下偏序:

$$x \leq_K y \Leftrightarrow y - x \in K,$$

$$x <_K y \Leftrightarrow y - x \in \text{int } K.$$

设  $Y \subset R^n$ , 则  $Y$  的弱  $K$ -最小点集和弱  $K$ -最大点集分别定义为

$$W - \min_K Y = \{\bar{y} \in Y : (\exists y \in Y) y <_K \bar{y}\},$$

$$W - \max_K Y = \{\bar{y} \in Y : (\exists y \in Y) y >_K \bar{y}\}.$$

而  $Y$  的正对偶锥记为

$$Y^0 = \{x^* \in R^n : x^T x^* \geq 0, \forall x \in Y\}.$$

- 命题1.1.** (a) 若  $0 \in S \subset R^n, 0 \in T \subset R^m$ , 则  $(S \times T)^0 = S^0 \times T^0$ ;  
(b) 对任意  $S \subset R^n$  和  $T \subset R^m$ , 有  $\text{int}(S \times T) = \text{int } S \times \text{int } T$ .

**命题1.2.** 设  $S \subset R^n$  是内部非空的点锥.

- (a) 若  $x^* \in S^0 \setminus \{0\}, x \in \text{int } S$ , 则  $x^T x^* > 0$ ;  
(b) 若  $S$  是闭凸锥, 则  $S + \text{int } S \subset \text{int } S$ .

**命题1.3<sup>[3]</sup>.** 若  $S \subset R^n$  为非空凸锥, 则  $(S^0)^0 = \text{cls } S$ .

设  $\Gamma \subset R^n$  非空,  $K \subset R^n$  为内部非空的凸锥,  $f: \Gamma \rightarrow R^m$  为给定的向量函数.

**定义1.1.** 称  $f$  在  $\Gamma$  上是  $K$ -次类凸的, 如果  $\exists \theta \in \text{int } K$ , 对于  $\forall x^1, x^2 \in \Gamma, \forall \lambda \in (0, 1), \forall \epsilon > 0, \exists x^3 \in \Gamma$ ,

$$\epsilon\theta + \lambda f(x^1) + (1 - \lambda)f(x^2) - f(x^3) \in K.$$

**引理1.1(广义 Gordan 择一定理)<sup>[1]</sup>.** 设  $f$  在  $\Gamma$  上是  $K$ -次类凸的, 则下列两个系统恰有一个成立

- i)  $\exists x \in \Gamma, -f(x) \in \text{int } K$ ;  
ii)  $\exists \mu \in K^0 \setminus \{0\}, \forall x \in \Gamma, \mu^T f(x) \geq 0$ .

\* 国家自然科学基金资助课题.

1991年4月16日收到, 1992年7月10日收到修改稿.

引理1.2<sup>(1)</sup>. 若  $f$  在  $\Gamma$  上是  $K$ -次类凸的, 则对任意给定的  $c \in R^p$ ,  $f(\cdot) + c$  在  $\Gamma$  上也是  $K$ -次类凸的.

现令  $S \subset R^p$  和  $T \subset R^m$  均是内部非空的凸锥, 则  $S \times T$  为  $R^p \times R^m$  中的凸锥, 且  $\text{int}(S \times T) \neq \emptyset$  (根据命题1.1(b)). 令  $\Gamma \subset R^n$  非空,  $f: \Gamma \rightarrow R^p$ ,  $g: \Gamma \rightarrow R^m$ . 令

$$h(x) = (f(x), g(x)), \forall x \in \Gamma.$$

如果  $h: \Gamma \rightarrow R^p \times R^m$  在  $\Gamma$  上是  $S \times T$ -次类凸的, 则称  $(f, g)$  在  $\Gamma$  上是  $S \times T$ -次类凸的.

本文考虑如下多目标非线性规划问题

$$(PVP) \quad \begin{cases} D = \min f(x), \\ \text{s.t. } x \in X := \{x \in X': g(x) \leq_0 0\}. \end{cases}$$

其中  $X' \subset R^n$  非空,  $D \subset R^p$  和  $Q \subset R^m$  均为内部非空的点闭凸锥,  $f: X' \rightarrow R^p$ ,  $g: X' \rightarrow R^m$ .

定义1.2.  $\bar{x} \in X$  称为是(PVP)的弱有效解, 如果不存在  $x \in X$  使  $f(x) <_D f(\bar{x})$ .

定义1.3. 称(PVP)满足Slater约束规格, 如果存在  $x' \in X$ , 使  $g(x') <_0 0$ .

用  $R^{p \times m}$  表示  $p \times m$  矩阵全体, 记

$$\mathcal{L} = \{\Lambda \in R^{p \times m}; \Lambda Q \subset D\}.$$

引理1.3. 对任意  $\mu \in D^0 \setminus \{0\}$ ,  $\lambda \in Q^0$ , 存在  $\Lambda \in \mathcal{L}$  使  $\Lambda^T \mu = \lambda$ .

定义1.4. 称映射  $L: X' \times \mathcal{L} \rightarrow R^p$ :

$$L(x, \Lambda) = f(x) + \Lambda g(x)$$

为(PVP)的向量值Lagrange函数.

定义1.5.  $(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in X' \times \mathcal{L}$  称为是  $L$  的弱鞍点, 如果

$$L(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in W - \min_D \{L(x, \bar{\Lambda}); x \in X'\} \cap W - \max_D \{L(\bar{x}, \Lambda); \Lambda \in \mathcal{L}\}.$$

引理1.4.  $(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in X' \times \mathcal{L}$  是  $L$  的弱鞍点, 当且仅当下列条件成立:

- i)  $L(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in W - \min_D \{L(x, \bar{\Lambda}); x \in X'\}$ ,
- ii)  $g(\bar{x}) \leq_0 0$ ,
- iii)  $\bar{\Lambda} g(\bar{x}) <_0 0$ .

定义1.6. 点到集映射  $\Phi: \mathcal{L} \rightarrow 2^{R^p}$ :

$$\Phi(\Lambda) = W - \min_D \{L(x, \Lambda); x \in X'\}$$

称为是弱对偶映射.

## 二、Lagrange乘子和弱鞍点定理

定理2.1. 设  $\bar{x}$  是(PVP)的一个弱有效解并且(PVP)满足Slater约束规格, 则存在  $\bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$  使

$$f(\bar{x}) \in W - \min_D \{f(x) + \bar{\Lambda} g(x); x \in X'\},$$

$$\bar{\Lambda} g(\bar{x}) = 0.$$

证. 因  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解, 故不存在  $x \in X$  使  $f(x) <_D f(\bar{x})$ . 令

$$H(x) = (f(x) - f(\bar{x}), g(x)), x \in X',$$

则系统

$$H(x) <_{D \times Q} 0, x \in X'$$

无解. 因  $(f, g)$  在  $X'$  上是  $D \times Q$ -次类凸的, 由引理1.2,  $H$  在  $X'$  上是  $D \times Q$ -次类凸的. 再由引理1.1, 存在  $(\bar{\mu}, \bar{\lambda}) \in (D \times Q)^0 = D^0 \times Q^0$  (注意到命题1.1(a)),  $(\bar{\mu}, \bar{\lambda}) \neq (0, 0)$ , 使

$$\bar{\mu}^T f(x) + \bar{\lambda}^T g(x) \geq \bar{\mu}^T \bar{g}(x), \forall x \in X'. \quad (2.1)$$

因  $g(\bar{x}) \leq_0 0, \bar{\lambda} \in Q^0$ , 故  $\bar{\lambda}^T g(\bar{x}) \leq 0$ . 又由(2.1)有  $\bar{\lambda}^T g(\bar{x}) \geq 0$ , 因此

$$\bar{\lambda}^T g(\bar{x}) = 0. \quad (2.2)$$

假如  $\bar{\mu} = 0$ , 则  $\bar{\lambda} \in Q^0 \setminus \{0\}$ . 由于(PVP)满足Slater约束规格, 故存在  $x' \in X'$  使  $g(x') <_0 0$ , 从而由命题1.2(a)有  $\bar{\lambda}^T g(x') < 0$ . 但将  $\bar{\mu} = 0$  和  $x = x'$  代入(2.1)式有  $\bar{\lambda}^T g(x') \geq 0$ . 此矛盾说明  $\bar{\mu} \neq 0$ , 从而  $\bar{\mu} \in D^0 \setminus \{0\}$ . 现取  $e \in D$  使  $\bar{\mu}^T e = 1$ , 令  $\bar{\Lambda} = e \bar{\lambda}^T$ , 则显然  $\bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$ ,  $\bar{\mu}^T \bar{\Lambda} = \bar{\mu}^T e \bar{\lambda}^T = \bar{\lambda}^T$ , 且由(2.2)式有

$$\bar{\Lambda} g(\bar{x}) = e \bar{\lambda}^T g(\bar{x}) = 0.$$

假如  $f(\bar{x}) \notin W - \min_D \{f(x) + \bar{\Lambda} g(x); x \in X'\}$ , 则存在  $x^0 \in X'$ , 使

$$f(\bar{x}) - f(x^0) - \bar{\Lambda} g(x^0) >_D 0.$$

因  $\bar{\mu} \in D^0 \setminus \{0\}$ , 由上式及命题1.2(a)有

$$\bar{\mu}^T f(\bar{x}) > \bar{\mu}^T f(x^0) + \bar{\mu}^T \bar{\Lambda} g(x^0) = \bar{\mu}^T f(x^0) + \bar{\lambda}^T g(x^0),$$

这与(2.1)式矛盾. 因此

$$f(\bar{x}) \in W - \min_D \{f(x) + \bar{\Lambda} g(x); x \in X'\}.$$

证毕.

定理2.1可看作Lagrange乘子定理, 下面给出弱鞍点定理.

**定理2.2.** 如果  $(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in X' \times \mathcal{L}$  是  $L$  的弱鞍点, 且  $\bar{\Lambda} g(\bar{x}) = 0$ , 则  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解.

证. 因  $(\bar{x}, \bar{\Lambda})$  是  $L$  的弱鞍点, 由引理1.4知  $\bar{x} \in X$ . 假如  $\bar{x}$  不是(PVP)的弱有效解, 则存在  $x^0 \in X$  使  $f(x^0) <_D f(\bar{x})$ . 由  $g(x^0) \leq_0 0, \bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$  可知,  $\bar{\Lambda} g(x^0) \leq_0 0$ . 又由  $\bar{\Lambda} g(\bar{x}) = 0$  及命题1.2(b)有

$$f(x^0) + \bar{\Lambda} g(x^0) <_D f(\bar{x}) + \bar{\Lambda} g(\bar{x}),$$

这与  $L(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in W - \min_D \{L(x, \bar{\Lambda}); x \in X'\}$  矛盾. 因此,  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解. 证毕.

**定理2.3.** 设  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解. 若  $(f, g)$  在  $X'$  上是  $D \times Q$ -次类凸的, 且(PVP)满足Slater约束规格, 则存在  $\bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$  使  $(\bar{x}, \bar{\Lambda})$  是  $L$  的弱鞍点, 且  $\bar{\Lambda} g(\bar{x}) = 0$ .

证明由定理2.1和引理1.4立即可得.

### 三、Lagrange对偶

考虑(PVP)的如下Lagrange型对偶问题:

$$(DVP) \quad D\text{-max } \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda).$$

**定理3.1(弱对偶定理).** 设  $\bar{x} \in X, \bar{y} \in \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda)$ , 则  
 $\bar{y} \not\succ_D f(\bar{x})$ .

证. 因  $\bar{y} \in \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda)$ , 故存在  $\bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$  使  $\bar{y} \in \Phi(\bar{\Lambda})$ , 从而

$$\bar{y} \not\geq_D f(x) + \bar{\Lambda} g(x), \quad \forall x \in X'. \quad (3.1)$$

因  $\bar{x} \in X, \bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$ , 有

$$\bar{\Lambda} g(\bar{x}) \leq_D 0. \quad (3.2)$$

假若  $\bar{y} >_D f(\bar{x})$ , 则由(3.2)及命题1.2(b)有

$$\bar{y} >_D f(\bar{x}) + \bar{\Lambda} g(\bar{x}),$$

这与(3.1)矛盾. 因此,  $\bar{y} \not\geq_D f(\bar{x})$ . 证毕.

**定理3.2.** 若  $\bar{x} \in X, f(\bar{x}) \in \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda)$ , 则  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解,  $f(\bar{x})$  是(DVP)的弱有效点.

证. 因  $f(\bar{x}) \in \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda)$ , 故存在  $\bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$  使  $f(\bar{x}) \in \Phi(\bar{\Lambda})$ . 假若  $\bar{x}$  不是(PVP)的弱有效解, 则存在  $x^0 \in X$  使  $f(x^0) <_D f(\bar{x})$ . 由  $g(x^0) \leq_D 0, \bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$ , 可得  $\bar{\Lambda} g(x^0) \leq_D 0$ , 因此根据命题1.2(b)有

$$f(x^0) + \bar{\Lambda} g(x^0) <_D f(\bar{x}).$$

这与  $f(\bar{x}) \in \Phi(\bar{\Lambda})$  矛盾. 因此,  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解. 最后, 假如  $f(\bar{x})$  不是(DVP)的弱有效点, 则存在  $y' \in \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda)$  使  $f(\bar{x}) <_D y'$ . 令  $\Lambda' \in \mathcal{L}$ , 使  $y' \in \Phi(\Lambda')$ , 则因  $\Lambda' g(\bar{x}) \leq_D 0$ , 有

$$f(\bar{x}) + \Lambda' g(\bar{x}) <_D y'.$$

这与  $y' \in \Phi(\Lambda')$  矛盾. 因此,  $f(\bar{x})$  是(DVP)的弱有效点. 证毕.

**定理3.3(强对偶定理).** 设  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解. 如果  $(f, g)$  在  $X'$  上是  $D \times Q$ -次类凸的, 且(PVP)满足Slater约束规格, 则  $f(\bar{x})$  是(DVP)的弱有效点.

证. 根据定理2.3, 存在  $\bar{\Lambda} \in \mathcal{L}$  使

$$f(\bar{x}) \in \Phi(\bar{\Lambda}) \subset \bigcup_{\Lambda \in \mathcal{L}} \Phi(\Lambda).$$

由定理3.2,  $f(\bar{x})$  是(DVP)的弱有效点. 证毕.

#### 四、标量化与一阶最优性必要条件

首先给出(PVP)与如下标量化优化问题之间的关系

$$(P_\mu) \quad \begin{cases} \min & \mu^T f(x), \\ s.t. & x \in X. \end{cases}$$

其中  $\mu \in D^0 \setminus \{0\}$ .

**定理4.1** 设  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解. 如果  $f$  在  $X$  上是  $D$ -次类凸的, 则存在  $\bar{\mu} \in D^0 \setminus \{0\}$ , 使  $\bar{x}$  是( $P_{\bar{\mu}}$ )的最优解.

证. 因  $\bar{x}$  是(PVP)的弱有效解, 故不存在  $x \in X$  使  $f(x) <_D f(\bar{x})$ . 令

$$F(x) = f(x) - f(\bar{x}), x \in X',$$

则系统

$$F(x) <_D 0, x \in X$$

无解. 因  $f$  在  $X$  上是  $D$ -次类凸的, 由引理1.2,  $F$  在  $X$  上也是  $D$ -次类凸的, 故由引理1.1, 存在  $\bar{\mu} \in D^0 \setminus \{0\}$  使

$$\bar{\mu}^T F(x) \geq 0, \quad \forall x \in X,$$

即

$$\bar{\mu}^T f(x) \geq \bar{\mu}^T f(\bar{x}), \quad \forall x \in X.$$

因此,  $\bar{x}$  是  $(P_{\bar{\mu}})$  的最优解. 证毕.

记  $WE$  是  $(PVP)$  的弱有效解集,  $E_{\mu}$  是  $(P_{\mu})$  的最优解集, 熟知(参见文[5])  $\bigcup_{\mu \in D^0 \setminus \{0\}} E_{\mu} \subset WE$ , 故由定理4.1有

**推论4.1.** 若  $f$  在  $X$  上是  $D$ -次类凸的, 则

$$WE = \bigcup_{\mu \in D^0 \setminus \{0\}} E_{\mu}.$$

以下假设  $X'$  是开的,  $f$  和  $g$  是可微的, 并记  $\nabla f = (\nabla f_1, \nabla f_2, \dots, \nabla f_p)^T$ . 现在我们给出  $(PVP)$  的 Fritz John 和 Kuhn-Tucker 必要条件.

**定理4.2** (Fritz John 必要条件). 设  $\bar{x}$  是  $(PVP)$  的弱有效解. 如果  $(f, g)$  在  $X'$  上是  $D \times Q$ -次类凸的, 则存在  $\bar{\mu} \in D^0, \bar{\lambda} \in Q^0, (\bar{\mu}, \bar{\lambda}) \neq (0, 0)$ , 使

$$\bar{\mu}^T \nabla f(\bar{x}) + \bar{\lambda}^T \nabla g(\bar{x}) = 0.$$

证. 与定理2.1证明的开头部分一样, 由已知条件知存在  $\bar{\mu} \in D^0, \bar{\lambda} \in Q^0, (\bar{\mu}, \bar{\lambda}) \neq (0, 0)$ , 使

$$\begin{aligned} \bar{\mu}^T f(x) + \bar{\lambda}^T g(x) &\geq \bar{\mu}^T f(\bar{x}), \quad \forall x \in X', \\ \bar{\lambda}^T g(\bar{x}) &= 0. \end{aligned}$$

因此

$$[\bar{\mu}^T f(x) + \bar{\lambda}^T g(x)] - [\bar{\mu}^T f(\bar{x}) + \bar{\lambda}^T g(\bar{x})] \geq 0, \quad \forall x \in X'.$$

由于  $X'$  是开的, 故对  $\forall d \in R^n$ , 当  $\lambda > 0$  充分小时,  $\bar{x} + \lambda d \in X'$ , 从而由上式有

$$\begin{aligned} 0 &\leq \lim_{\lambda \downarrow 0} \frac{[\bar{\mu}^T f(\bar{x} + \lambda d) + \bar{\lambda}^T g(\bar{x} + \lambda d)] - [\bar{\mu}^T f(\bar{x}) + \bar{\lambda}^T g(\bar{x})]}{\lambda} \\ &= (\bar{\mu}^T f + \bar{\lambda}^T g)'(\bar{x}; d) = d^T \nabla (\bar{\mu}^T f + \bar{\lambda}^T g)(\bar{x}) \\ &= (\bar{\mu}^T \nabla f(\bar{x}) + \bar{\lambda}^T \nabla g(\bar{x}))d, \end{aligned}$$

其中  $(\bar{\mu}^T f + \bar{\lambda}^T g)'(\bar{x}; d)$  表示  $\bar{\mu}^T f + \bar{\lambda}^T g$  在  $\bar{x}$  点沿方向  $d$  的方向导数. 由于上式对任意  $d$  都成立, 故

$$\bar{\mu}^T \nabla f(\bar{x}) + \bar{\lambda}^T \nabla g(\bar{x}) = 0.$$

证毕.

类似可证明

**定理4.3** (K-T 必要条件). 设  $\bar{x}$  是  $(PVP)$  的弱有效解. 如果  $(f, g)$  在  $X'$  上是  $D \times Q$ -次类凸的, 且  $(PVP)$  满足 Slater 约束规格, 则存在  $\bar{\mu} \in D^0 \setminus \{0\}, \bar{\lambda} \in Q^0$ , 使

$$\bar{\mu}^T \nabla f(\bar{x}) + \bar{\lambda}^T \nabla g(\bar{x}) = 0.$$

## 附录

### A.1 引理1.3的证明

设  $\mu \in D^0 \setminus \{0\}, \lambda \in Q^0$ . 取  $e \in D$  使  $\mu^T e = 1$ . 令  $\Lambda = e \lambda^T$ , 则显然有  $\Lambda \in \mathcal{L}^0, \Lambda^T \mu = \lambda$ . 证毕.

## A.2 引理1.4的证明

( $\Rightarrow$ ) 依弱鞍点的定义, 条件 i) 自然成立, 且

$$L(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in W - \max_D (f(\bar{x}) + \Lambda g(\bar{x}), \Lambda \in \mathcal{L}).$$

上式意味着

$$f(\bar{x}) + \bar{\Lambda} g(\bar{x}) \leq_D f(\bar{x}) + \Lambda g(\bar{x}), \quad \forall \Lambda \in \mathcal{L}$$

即

$$\bar{\Lambda} g(\bar{x}) \leq_D \Lambda g(\bar{x}), \quad \forall \Lambda \in \mathcal{L}. \quad (1)$$

令  $D_1 = \{\Lambda g(\bar{x}) - \bar{\Lambda} g(\bar{x}), \Lambda \in \mathcal{L}\} \subset R^p$ , 则由(1)有

$$D_1 \cap \text{int } D = \emptyset. \quad (2)$$

因  $D$  和  $Q$  是凸锥, 易证  $D_1$  是凸集. 又  $D_1 \neq \emptyset$ ,  $\text{int } D \neq \emptyset$ , 由(2)式根据凸集分离定理(参见文[6]定理2.3.8之推论1), 存在  $\bar{\mu} \in R^p \setminus \{0\}$  使

$$\bar{\mu}^T d \geq \bar{\mu}^T d(\Lambda g(\bar{x}) - \bar{\Lambda} g(\bar{x})), \quad \forall d \in D, \quad \forall \Lambda \in \mathcal{L}. \quad (3)$$

在(3)式中取  $\Lambda = \bar{\Lambda}$ , 得

$$\bar{\mu}^T d \geq 0, \quad \forall d \in D.$$

因此,  $\bar{\mu} \in D^0 \setminus \{0\}$ . 在(3)中取  $d = 0 \in D$ , 得

$$\bar{\mu}^T (\Lambda g(\bar{x}) - \bar{\Lambda} g(\bar{x})) \leq 0, \quad \forall \Lambda \in \mathcal{L}. \quad (4)$$

假若  $g(\bar{x}) \leq_Q 0$ , 则利用命题1.3, 存在  $\bar{\lambda} \in Q^0 \setminus \{0\}$  使  $\bar{\lambda}^T g(\bar{x}) > 0$ . 不妨设

$$\bar{\lambda}^T g(\bar{x}) > \bar{\mu}^T \bar{\Lambda} g(\bar{x}). \quad (5)$$

由引理1.3, 对上述  $\bar{\mu}$  和  $\bar{\lambda}$ , 存在  $\Lambda' \in \mathcal{L}$  使  $\bar{\mu}^T \Lambda' = \bar{\lambda}^T$ . 因此由(5)式有

$$\bar{\mu}^T \Lambda' g(\bar{x}) > \bar{\mu}^T \bar{\Lambda} g(\bar{x}),$$

这与(4)式矛盾. 因此  $g(\bar{x}) \leq_Q 0$ . 最后在(1)式中令  $\Lambda = 0 \in \mathcal{L}$ , 则  $\bar{\Lambda} g(\bar{x}) \leq_D 0$ .

( $\Leftarrow$ ) 因  $g(\bar{x}) \leq_Q 0$ , 故

$$\Lambda g(\bar{x}) \leq_D 0, \quad \forall \Lambda \in \mathcal{L}. \quad (6)$$

因  $\bar{\Lambda} g(\bar{x}) \leq_D 0$ , 由(6)式有

$$f(\bar{x}) + \Lambda g(\bar{x}) \geq_D f(\bar{x}) + \bar{\Lambda} g(\bar{x}), \quad \forall \Lambda \in \mathcal{L}.$$

即

$$L(\bar{x}, \bar{\Lambda}) \in W - \max (L(\bar{x}, \Lambda), \Lambda \in \mathcal{L}),$$

此式及条件 i) 说明  $(\bar{x}, \bar{\Lambda})$  是  $L$  的弱鞍点. 证毕.

## 参 考 文 献

- [1] Jeyakumar, V., A generalization of a minimax theorem of Fan via a theorem of the alternatives, *JOTA*, 48:3 (1986), 525—533.
- [2] Vogel, W., Ein Maximum-Prinzip Für Vertoroptimierungs Aufgaben, *Operations Research Verfahren*, XIX, 1974.
- [3] Jahn, J., Scalarization in multiobjective optimization, in *Mathematics of Multi-Objective Optimization* (P. Serafini ed.), Springer Verlag, New York, 1985, 45—88.
- [4] Nakayama, H., Lagrange duality and its geometric interpretation, in *Mathematics of Multi-Objective Optimization* (P. Serafini ed.), Springer Verlag, New York, 1985, 105—129.
- [5] Sawaragi, Y., H. Nakayama and T. Tanino, *Theory of Multiobjective Optimization*, Academic Press Inc., 1985.

- [6] Bazaraa, M. S. and Shetty, C. M., Nonlinear Programming: Theory and Algorithms, John Wiley & Sons, New York, 1979.
- [7] Wang Shouyang, A note on optimality conditions in multiobjective programming, *Systems Science and Mathematical Science*, 8:1(1988), 184—190.
- [8] Wang Shouyang and Fengmei Yang, A gap between scalar optimization and multiobjective optimization, *JOTA*, 68 (1991), 321—324.

## LAGRANGE DUALITY AND SCALARIZATION IN MULTIOBJECTIVE PROGRAMMING

LI ZHONG-FEI

(Department of Mathematics, Inner Mongolia University, Hohhot 010021)

WANG SHOU-YANG

(Institute of Systems Science, Academia Sinica, Beijing 100080)

### ABSTRACT

In this paper, we study Lagrange duality and scalarization in multiobjective optimization. Under some weak assumptions, we prove a Lagrange multiplier theorem, two weak saddle point theorems, a weak duality theorem and a strong duality theorem. Finally, a theorem on scalarization is also presented.