

# 基于预不变凸区间值优化问题的最优性条件

徐 宁

辽宁师范大学数学学院, 辽宁 大连

收稿日期: 2026年1月3日; 录用日期: 2026年1月28日; 发布日期: 2026年2月4日

## 摘 要

现有模糊优化相关研究中, 最优性条件多围绕伪不变凸函数展开, 而预不变凸场景下的区间值优化最优性条件尚未得到充分探讨, 存在研究空白。基于此, 本文引入预不变凸区间值函数, 明确其与可微性的关联, 构建预不变凸环境下的区间值优化模型, 推导可微条件下的最优性充分与必要条件, 既完善区间值优化的理论体系, 也为模糊优化问题的求解提供间接的理论支撑。

## 关键词

$E$ - $\alpha$ -预不变凸, 最优性条件,  $E$ -可微

# Optimality Conditions for Preinvex Interval-Valued Optimization Problems

Ning Xu

School of Mathematics, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning

Received: January 3, 2026; accepted: January 28, 2026; published: February 4, 2026

## Abstract

In existing research on fuzzy optimization, optimality conditions are mostly centered on pseudoinvex functions, while the optimality conditions for interval-valued optimization under the preinvex scenario have not been fully explored, leaving a research gap. Based on this, this paper introduces the preinvex interval-valued function, clarifies its connection with differentiability, establishes an interval-valued optimization model under the preinvex framework, and derives the sufficient and necessary optimality conditions under differentiable conditions. This not only improves the theoretical system of interval-valued optimization but also provides indirect theoretical support for solving fuzzy optimization problems.

## Keywords

***E*- $\alpha$ -Preinvex, Optimality Conditions, *E*-Differentiable**

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

模糊优化能更好解决不确定性问题, 通过模糊数截集可将其转化为区间值优化问题, 为复杂问题求解提供有效路径。而现有模糊优化相关研究中, 最优性条件多围绕伪不变凸函数展开, 如文献[1], 但预不变凸场景下的区间值优化最优性条件尚未得到充分探讨, 存在研究空白。本文围绕预不变凸区间值优化问题的最优性条件展开研究。首先梳理了区间的表示方法、运算规则以及序关系, 明确了  $gH$  差等关键概念; 其次定义了  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数, 建立了与  $E$ -可微性的等价判定定理; 最后构建了  $E$ - $\alpha$ -预不变凸环境下的区间值优化问题(IVOPE), 说明了可行集、可行方向与有效解的概念, 通过理论推导给出了该问题在  $E$ -可微条件下满足 KKT 假设时的最优性充分条件与必要条件, 为相关优化问题的求解提供了思路。

## 2 预备知识

实数集  $R$  上所有有界闭区间族记为  $K_C = \{[\underline{a}, \bar{a}] | \underline{a}, \bar{a} \in R \text{ 且 } \underline{a} \leq \bar{a}\}$ , 给定  $A = [\underline{a}, \bar{a}], B = [\underline{b}, \bar{b}] \in K_C$ ,  $\lambda \in R$ , 定义其标准加法和数乘运算:

$$A + B = [\underline{a}, \bar{a}] + [\underline{b}, \bar{b}] = [\underline{a} + \underline{b}, \bar{a} + \bar{b}],$$

$$\lambda A = \{\lambda a : a \in A\} = \begin{cases} [\lambda \underline{a}, \lambda \bar{a}], & \lambda \geq 0, \\ [\lambda \bar{a}, \lambda \underline{a}], & \lambda < 0. \end{cases}$$

显然,  $-A = [-\bar{a}, -\underline{a}], B - A = B + (-A) = [\underline{b} - \bar{a}, \bar{b} - \underline{a}]$  (Minkowski 差)。

下面定义给出了区间的  $LU$ -序关系。

**定义 1 [2]** 令  $A = [\underline{a}, \bar{a}], B = [\underline{b}, \bar{b}] \in K_C$ , 则

- (1)  $A \preceq_{LU} B \Leftrightarrow \underline{a} \leq \underline{b} \text{ 且 } \bar{a} \leq \bar{b}$ ;
- (2)  $A \preceq_{LU} B \Leftrightarrow A \preceq_{LU} B$ , 且  $A \neq B$ , 即  $\underline{a} \leq \underline{b}, \bar{a} \leq \bar{b}$  中至少有一个不等式严格成立;
- (3)  $A \prec_{LU} B \Leftrightarrow \underline{a} < \underline{b} \text{ 且 } \bar{a} < \bar{b}$ 。

**定义 2 [2]** ( $gH$  差) 对于  $A = [\underline{a}, \bar{a}], B = [\underline{b}, \bar{b}] \in K_C$ , 存在  $C$ , 使得:

$$A \ominus_{gH} B = C \Leftrightarrow \begin{cases} A = B + C, \\ \text{或 } B = A + (-1)C. \end{cases}$$

$$A \ominus_{gH} B = [\min\{\underline{a} - \underline{b}, \bar{a} - \bar{b}\}, \max\{\underline{a} - \underline{b}, \bar{a} - \bar{b}\}] \subset A - B.$$

## 3. 凸模糊映射与可微性

**定义 3 [3]** 设  $K$  为  $R^n$  的一个非空子集, 如果  $\forall x, y \in K, \lambda \in [0, 1]$ , 存在向量值函数  $\eta: K \times K \rightarrow R^n$  使得

$y + \lambda \eta(x, y) \in K$ , 则称  $K$  为关于  $\eta$  的不变凸集。

**定义 4** [3] 设  $K$  为关于  $\eta$  的不变凸集, 如果  $\forall x, y \in K, \lambda \in [0, 1]$ , 存在实值函数  $f: R^n \rightarrow R$ , 有,  $f(y + \lambda \eta(x, y)) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$ , 则称  $f$  为关于  $\eta$  的预不变凸实值函数。

**定义 5** [3] 设  $K$  为  $R^n$  的一个非空子集, 如果  $\forall x, y \in K, \lambda \in [0, 1]$ , 存在向量值函数  $\eta: K \times K \rightarrow R^n$  与  $E: R^n \rightarrow R^n$ , 使得  $E(y) + \lambda \eta(E(x), E(y)) \in K$ , 则称  $K$  为关于  $\eta$  的  $E$ -不变凸集。

**定义 6** [4] 设  $K$  为关于  $\eta$  的  $E$ -不变凸集, 如果存在实值函数  $f: R^n \rightarrow R$ , 对  $\forall x, y \in K, \lambda \in [0, 1]$  有  $f(E(y) + \lambda \eta(E(x), E(y))) \leq \lambda f(E(x)) + (1 - \lambda)f(E(y))$ , 则称  $f$  为关于  $\eta$  的  $E$ -预不变凸实值函数。

**定义 7** [5] ( $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数) 设  $K$  为关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -不变凸集, 如果存在区间值函数  $f: R^n \rightarrow R$ , 对  $\forall x, y \in K, \lambda \in [0, 1]$ , 有

$$f(E(y) + \lambda \alpha(E(x), E(y)) \eta(E(x), E(y))) \preceq_{LU} \lambda f(E(x)) + (1 - \lambda)f(E(y)),$$

则称  $f$  为关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数。 $f$  为  $K$  上关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数, 当且仅当  $\underline{f}$  与  $\bar{f}$  是  $K$  上关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数。

**定理 1** [5] 设  $K$  是关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -不变凸集,  $F$  是  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸  $E$ -可微实值函数, 则对  $\forall x_1, x_2 \in K$ , 有:

$$\alpha(E(x_1), E(x_2)) \eta(E(x_1), E(x_2)) \nabla F(E(x_2))^T \leq F(E(x_1)) - F(E(x_2)).$$

**定理 2** [5] 设  $K$  是关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -不变凸集,  $f$  是  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸  $E$ -可微区间值函数  $f = [\underline{f}, \bar{f}]$ , 则对任意  $\forall x_1, x_2 \in K$ , 有:

$$\alpha(E(x_1), E(x_2)) \eta(E(x_1), E(x_2)) \nabla \underline{f}(E(x_2))^T \leq \underline{f}(E(x_1)) - \underline{f}(E(x_2))$$

$$\alpha(E(x_1), E(x_2)) \eta(E(x_1), E(x_2)) \nabla \bar{f}(E(x_2))^T \leq \bar{f}(E(x_1)) - \bar{f}(E(x_2))$$

**定义 8** [6] 设集合  $X \subseteq R^n$ , 映射  $E: X \rightarrow R^n$ ,  $f$  是  $X$  上的区间值函数,  $x_0 \in X$ , 如果实值函数  $\bar{f}(E(\cdot))$  与  $\underline{f}(E(\cdot))$  是可微的, 且有:

$$\underline{f}(E(x)) = \underline{f}(E(x_0)) + \nabla \underline{f}(E(x_0))(x - x_0) + \theta(x_0, x - x_0) \|x - x_0\|,$$

$$\bar{f}(E(x)) = \bar{f}(E(x_0)) + \nabla \bar{f}(E(x_0))(x - x_0) + \bar{\theta}(x_0, x - x_0) \|x - x_0\|,$$

其中: 当  $x \rightarrow x_0$  时,  $\theta(x, x - x_0) \rightarrow 0$ ,  $\bar{\theta}(x, x - x_0) \rightarrow 0$ , 则称区间值函数  $f(x)$  在  $x_0$  处  $E$ -可微。

$E$ -可微的几何意义: 区间值函数由上下界曲面围成的带状图像, 在该点附近可被上下界各自的切平面所夹的线性带状区域局部近似, 实现区间值函数的“局部线性化”, 是实值函数切线近似的推广。

**定理 3** [6] 设  $f_1, f_2$  是  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸函数,  $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$ , 则  $\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2$  仍为  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸函数。

证明: 由于  $f_1, f_2$  是  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数, 由定义 8, 对  $\forall x, y \in K, \lambda \in [0, 1]$ , 有:

$$f_1(E(y) + \lambda \alpha(E(x), E(y)) \eta(E(x), E(y))) \preceq_{LU} \lambda f_1(E(x)) + (1 - \lambda)f_1(E(y)), \quad (1)$$

$$f_2(E(y) + \lambda \alpha(E(x), E(y)) \eta(E(x), E(y))) \preceq_{LU} \lambda f_2(E(x)) + (1 - \lambda)f_2(E(y)). \quad (2)$$

对  $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$ , 将式(1)乘  $\lambda_1$ 、式(2)乘  $\lambda_2$  后相加, 得:

$$\lambda_1 f_1(\cdot) + \lambda_2 f_2(\cdot) \preceq_{LU} \lambda_1 [\lambda f_1(E(x)) + (1 - \lambda)f_1(E(y))] + \lambda_2 [\lambda f_2(E(x)) + (1 - \lambda)f_2(E(y))].$$

将右侧展开并整理, 可得:

$$\begin{aligned} & (\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2)(E(y) + \lambda \alpha(E(x), E(y)) \eta(E(x), E(y))) \\ & \preceq_{LU} \lambda (\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2)(E(x)) + (1 - \lambda) (\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2)(E(y)). \end{aligned}$$

上式满足定义 8 中  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数的判定条件, 故  $\lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2$  是  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数。

#### 4. 最优性条件

$K$  是关于  $\eta$  与  $\alpha$  的  $E$ - $\alpha$ -不变凸集, 在  $E$ -可微情况下可建立如下优化问题(IVOPE)

$$\begin{cases} \min f(E(x)) = [\underline{f}(E(x)), \bar{f}(E(x))] \\ \text{s.t. } G_i(E(x)) \preceq_{LU} [0, 0], i = 1, \dots, m, \\ x \in X_E, \end{cases}$$

其中  $f$  与  $G_i(E(x))$  均为定义在  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数, 约束条件  $G_i(E(x)) \preceq_{LU} [0, 0]$ , 由  $LU$  序关系可得  $\underline{G}_i(E(x)) \leq 0$  且  $\bar{G}_i(E(x)) \leq 0$  ( $i = 1, \dots, m$ )。  $\underline{G}_i(E(x))$  和  $\bar{G}_i(E(x))$  为  $E$ - $\alpha$ -预不变凸实值函数, 则问题(IVOPE)的  $E$ -可行集为

$$X_E = \{x \in K : \underline{G}_i(E(x)) \leq 0, \bar{G}_i(E(x)) \leq 0, i = 1, \dots, m\}$$

其中  $X_E$  为  $K$  的  $E$ - $\alpha$ -不变凸子集。

**定义 9 [7]** 设  $X_E$  是非空可行集,  $x^* \in \text{cl}X_E$ 。如果存在  $\delta > 0$ , 使得  $E(x^*) + \beta d \in X_E$ , 对于  $\forall \beta \in (0, \delta)$  成立, 则称  $d \neq 0$  为在  $x^*$  处的可行方向,  $D$  称为可行方向集, 记作

$$D = \{d \in R^n : d \neq 0, \exists \delta > 0, \text{st. } E(x^*) + \beta d \in X_E, \forall \beta \in (0, \delta)\}.$$

若  $d \neq 0$  为在  $x^*$  处的可行方向且  $\nabla \underline{f}(E(x^*))^T d < 0$ ,  $\nabla \bar{f}(E(x^*))^T d < 0$ , 则称  $d$  为在  $x^*$  处的可行下降方向。易知, 若  $x^*$  是(IVOPE)问题的有效解, 则函数  $f$  在  $x^*$  处没有可行下降方向。

**命题 1 [8]** 设  $X_E$  是非空可行集, 且  $x^* \in X_E$ 。若  $G_i$  在  $x^*$  处  $E$ -可微 ( $i = 1, \dots, m$ ), 不妨令积极约束指标集为

$$J := \{i : \underline{G}_i(E(x^*)) = 0, \bar{G}_i(E(x^*)) = 0\},$$

则有,

$$D \subseteq \{d \in R^n : \nabla \underline{G}_i(E(x^*))^T d \leq 0, \nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T d \leq 0, \forall i \in J\}.$$

**定义 10 [9]** 如果不存在可行点  $\bar{x} \in X_E$ , 使得  $f(E(\bar{x})) \prec_{LU} f(E(x^*))$ , 则称  $x^*$  是问题(IVOPE)的有效解。

**KKT 假设条件:** 若  $X_E = \{x \in K : \underline{G}_i(E(x)) \leq 0, \bar{G}_i(E(x)) \leq 0, i = 1, \dots, m\}$  为(IVOPE)问题的可行集且点  $x^* \in X_E$ 。其中  $\underline{G}_i, \bar{G}_i$  是定义在  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸实值函数, 并且对每个  $i = 1, \dots, m$  在  $x^*$  处连续  $E$ -可微, 则称实值函数  $\underline{G}_i, \bar{G}_i$  在  $x^*$  处满足 KKT 假设条件。

下面, 给出(IVOPE)的 KKT 最优性充分条件。

**定理 4** 设  $f$  是定义在  $K$  上的  $E$ -可微  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数,  $\underline{G}_i, \bar{G}_i, i = 1, \dots, m$  在  $x^*$  处满足 KKT 假设条件。如果存在拉格朗日乘子  $0 < \underline{\lambda}, \bar{\lambda} \in R, 0 \leq \underline{\mu}_i, \bar{\mu}_i \in R, i = 1, \dots, m$  有

$$\underline{\lambda} \nabla f(E(x^*)) + \sum_{i=1}^m \underline{\mu}_i \nabla G_i(E(x^*)) = 0, \quad (3)$$

$$\bar{\lambda} \nabla \bar{f}(E(x^*)) + \sum_{i=1}^m \bar{\mu}_i \nabla \bar{G}_i(E(x^*)) = 0, \quad (4)$$

$$\underline{\mu}_i G_i(E(x^*)) = 0, i = 1, \dots, m, \quad (5)$$

$$\bar{\mu}_i \bar{G}_i(E(x^*)) = 0, i = 1, \dots, m, \quad (6)$$

则  $x^*$  是(IVOPE)优化问题的有效解。

**证明:** 假设  $x^*$  不是问题(IVOPE)的有效解, 则存在  $\bar{x} \neq x^*$ , 使得  $f(E(\bar{x})) \prec_{LU} f(E(x^*))$ , 由  $f(E(\bar{x})) \prec_{LU} f(E(x^*))$  可知有以下三种情况

$$(i) \quad \underline{f}(E(\bar{x})) < \underline{f}(E(x^*)), \bar{f}(E(\bar{x})) < \bar{f}(E(x^*)),$$

$$(ii) \quad \underline{f}(E(\bar{x})) \leq \underline{f}(E(x^*)), \bar{f}(E(\bar{x})) < \bar{f}(E(x^*)),$$

$$(iii) \quad \underline{f}(E(\bar{x})) < \underline{f}(E(x^*)), \bar{f}(E(\bar{x})) \leq \bar{f}(E(x^*)).$$

不失一般性, 仅考虑(i)  $\underline{f}(E(\bar{x})) < \underline{f}(E(x^*)), \bar{f}(E(\bar{x})) < \bar{f}(E(x^*))$  情形。由  $f$  是  $E$ - $\alpha$ -预不变凸的  $E$ -可微区间值函数, 结合预不变凸函数的微分性质, 有:

$$\alpha(E(\bar{x}), E(x^*)) \eta(E(\bar{x}), E(x^*)) \nabla \underline{f}(E(x^*))^T \leq \underline{f}(E(\bar{x})) - \underline{f}(E(x^*)) < 0 \quad (7)$$

$$\alpha(E(\bar{x}), E(x^*)) \eta(E(\bar{x}), E(x^*)) \nabla \bar{f}(E(x^*))^T \leq \bar{f}(E(\bar{x})) - \bar{f}(E(x^*)) < 0 \quad (8)$$

令  $d = \lambda \alpha(E(\bar{x}), E(x^*)) \eta(E(\bar{x}), E(x^*))$ 。因为  $X_E$  是  $E$ - $\alpha$ -不变凸子集, 且  $x^*, \bar{x} \in X_E$ , 则对  $\forall \beta \in [0, 1]$  有  $E(x^*) + \beta d \in X_E$ , 即  $d$  是  $x^*$  处的可行方向。结合命题 1, 可得  $\nabla G_i(E(x^*))^T d \leq 0$ ,  $\nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T d \leq 0$ ,  $i \in J$ 。

对式(5)和(6)两边同乘  $\beta \lambda > 0$ , 整理得:

$$\nabla \underline{f}(E(x^*))^T \beta d < 0, \quad \nabla \bar{f}(E(x^*))^T \beta d < 0。记  $x_0 = \beta d$ , 分下界与上界两种情况分析:$$

情况 1: (下界  $\underline{f}$  的矛盾推导)令  $A = \nabla \underline{f}(E(x^*))^T$ ,  $C = \nabla G_i(E(x^*))^T$ , 则  $Ax_0 < 0$ ,  $Cx_0 \leq 0$ 。由[8]易知, 不存在  $\underline{\lambda} > 0, \underline{\mu}_i \geq 0$  使得  $\underline{\lambda} A + \sum_{i \in J} \underline{\mu}_i C = 0$ , 结合式(3)的互补松弛条件,  $\underline{\mu}_i G_i(E(x^*)) = 0$ , 当  $i \notin J$  时  $\underline{\mu}_i = 0$ , 与定理的 KKT 条件假设矛盾。

情况 2: (上界  $\bar{f}$  的矛盾推导)令  $B = \nabla \bar{f}(E(x^*))^T$ ,  $D = \nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T$ , 则  $Bx_0 < 0$ ,  $Dx_0 \leq 0$ 。同理, 不存在  $\bar{\lambda} > 0, \bar{\mu}_i \geq 0$  使得  $\bar{\lambda} B + \sum_{i \in J} \bar{\mu}_i D = 0$ , 结合式(4)的互补松弛条件,  $\bar{\mu}_i \bar{G}_i(E(x^*)) = 0$ , 当  $i \notin J$  时  $\bar{\mu}_i = 0$ , 与定理的 KKT 条件假设矛盾。综上, 反证的假设不成立, 故  $x^*$  是(IVOPE)优化问题的有效解。

接下来, 给出(IVOPE)的 KKT 最优性必要条件。

**定理 5** 设  $f$  是定义在  $K$  上的  $E$ -可微  $E$ - $\alpha$ -预不变凸区间值函数,  $G_i, \bar{G}_i, i = 1, \dots, m$  在  $x^*$  处满足 KKT 假设条件。如果  $x^*$  是(IVOPE)优化问题的有效解, 则存在拉格朗日乘子  $0 < \underline{\lambda}, \bar{\lambda} \in R, 0 \leq \underline{\mu}_i, \bar{\mu}_i \in R, i = 1, \dots, m$  有

$$\underline{\lambda} \nabla f(E(x^*)) + \sum_{i=1}^m \underline{\mu}_i \nabla G_i(E(x^*)) = 0, \quad (9)$$

$$\bar{\lambda} \nabla \bar{f}(E(x^*)) + \sum_{i=1}^m \bar{\mu}_i \nabla \bar{G}_i(E(x^*)) = 0, \quad (10)$$

$$\underline{\mu}_i G_i(E(x^*)) = 0, i = 1, \dots, m, \quad (11)$$

$$\overline{\mu}_i G_i(E(x^*)) = 0, i = 1, \dots, m. \quad (12)$$

**证明:** (反证法), 假设存在着一个  $d \in R^n$ , 使得

$$\nabla \underline{f}(E(x^*))^T d < 0, \nabla \bar{f}(E(x^*))^T d < 0$$

$$\nabla \underline{G}_i(E(x^*))^T d \leq 0, \nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T d \leq 0, i \in J.$$

因为  $\underline{G}_i, \bar{G}_i, i = 1, \dots, m$  在  $x^*$  处满足 KKT 假设条件, 且  $i \in J$ , 则存在  $x \in X_E$ , 使得

$$\underline{G}_i(E(x)) < 0 = \underline{G}_i(E(x^*)), \bar{G}_i(E(x)) < 0 = \bar{G}_i(E(x^*)).$$

又因为  $\underline{G}_i, \bar{G}_i$  是  $K$  上的  $E$ - $\alpha$ -预不变凸实值函数, 所以有

$$\nabla \underline{G}_i(E(x^*))^T \alpha(E(x), E(x^*)) \eta(E(x), E(x^*)) \leq \underline{G}_i(E(x)) - \underline{G}_i(E(x^*)) < 0,$$

$$\nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T \alpha(E(x), E(x^*)) \eta(E(x), E(x^*)) \leq \bar{G}_i(E(x)) - \bar{G}_i(E(x^*)) < 0,$$

令  $d^* := \alpha(E(x), E(x^*)) \eta(E(x), E(x^*))$ , 那么由于  $x, x^* \in X_E$ , 通过  $E$ - $\alpha$ -不变凸性则有  $x^* + \lambda \alpha(E(x), E(x^*)) \eta(E(x), E(x^*)) \in X_E$  所以可得  $x^* + \lambda d^* \in X_E$ , 因此  $d^*$  为  $x^*$  的一个可行方向。设  $\hat{d} = d + \frac{1}{n} d^*$ , 则有

$$\nabla \underline{G}_i(E(x^*))^T \hat{d} \leq 0,$$

$$\nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T \hat{d} \leq 0.$$

因此  $\hat{d}$  为  $x^*$  处的一个可行方向。对于足够大的  $n$ , 我们有

$$\nabla \underline{f}(E(x^*))^T \hat{d} \leq 0, \nabla \bar{f}(E(x^*))^T \hat{d} \leq 0,$$

即

$$\nabla f(E(x^*))^T \hat{d} \leq 0.$$

将上述式子分两种情况来讨论:

(1) 当  $\nabla f(E(x^*))^T \hat{d} = 0$  时, 显然存在拉格朗日乘子  $0 < \underline{\lambda}, \bar{\lambda} \in R$  和  $0 \leq \underline{\mu}_i, \bar{\mu}_i \in R, i = 1, \dots, m$  使得其满足 (7) (8)。

(2) 当  $\nabla f(E(x^*))^T \hat{d} < 0$  时, 显然  $\hat{d}$  是可行下降方向, 与  $x^*$  是有效解矛盾。因此, 根据文献[8]可知, 存在拉格朗日乘子  $0 < \underline{\lambda}, \bar{\lambda} \in R, 0 \leq \underline{\mu}_i, \bar{\mu}_i \in R, i = 1, \dots, m$  使得

$$\underline{\lambda} \nabla \underline{f}(E(x^*)) + \sum_{i \in J} \underline{\mu}_i \nabla \underline{f}(E(x^*)) = 0,$$

$$\bar{\lambda} \nabla \bar{f}(E(x^*)) + \sum_{i \in J} \bar{\mu}_i \nabla \bar{f}(E(x^*)) = 0.$$

此外, 令  $\mu_i = 0, i \in \{1, \dots, m\} \setminus J$ , 则

$$\underline{\lambda} \nabla \underline{f}(E(x^*)) + \sum_{i=1}^m \underline{\mu}_i \nabla \underline{f}(E(x^*)) = 0,$$

$$\bar{\lambda} \nabla \bar{f}(E(x^*)) + \sum_{i=1}^m \bar{\mu}_i \nabla \bar{f}(E(x^*)) = 0.$$

综上所述, 若  $x^*$  是优化问题的有效解, 则有(7)、(8)、(9)、(10)均成立。

## 5. 数值算例

考虑以下区间值目标规划

$$\begin{cases} \min_{x \in \mathbb{R}} f(x) \\ \text{s.t. } g(x) = x - 1 \leq 0 \end{cases}$$

区间值函数  $f: R \rightarrow I$  ( $I$  为  $R$  上闭区间全体), 其上下界函数定义为:

$$\underline{f}(x) = \begin{cases} x^2, & x \leq 0, \\ -x^2, & x > 0; \end{cases} \quad \bar{f}(x) = \begin{cases} x^2 + 1, & x \leq 0, \\ -x^2 + 1, & x > 0. \end{cases}$$

显然  $f$  为非传统凸函数, 其不变凸集为  $K = R$ , 辅助函数为  $\eta(x, y) = x - y$ ,  $\alpha = 1$ 。对  $\forall x, y \in R$ , 不妨取  $\lambda = 1$ , 则:  $f(y + 1 \times (x - y)) \leq_{LU} 1^1 f(x) + (1 - 1^1) f(y)$ , 由定义 8 可知  $f$  为  $E$ - $\alpha$ -预不变凸函数。

由于  $\underline{f}(x)$  在  $x \leq 0$  时单调递减,  $x > 0$  时单调递增; 约束  $x \leq 1$  下,  $x = 1$  处  $\underline{f}(1) = -1$  (下界最小)、 $\bar{f}(1) = 0$  (上界最小), 故最优解  $x^* = 1$ 。

先看充分条件, 要求存在  $\lambda \geq 0$ , 满足假设条件:

$$\nabla \underline{f}(x^*) + \lambda \nabla g(x^*) = 0, \nabla \bar{f}(x^*) + \lambda \nabla g(x^*) = 0 \quad (13)$$

$$\lambda g(x^*) = 0 \quad (14)$$

计算得:  $\nabla \underline{f}(1) = -2$ ,  $\nabla \bar{f}(1) = -2$ ,  $\nabla g(x) = 1$ ,  $g(x^*) = 0$ , 满足(12)。代入(11)得  $-2 + \lambda \times 1 = 0$ , 解得  $\lambda = 2 \geq 0$ , 满足假设条件。由定理 4 知  $x^* = 1$  是最优解。

再看必要条件: 若  $x^*$  是最优解, 则必存在  $\lambda \geq 0$  满足假设条件。已知  $x^* = 1$  是最优解, 易找到  $\lambda = 2 \geq 0$  满足条件, 故必要条件成立。

若假设  $x = 0$  为最优解,  $\nabla \underline{f}(0) = 0$ , 则有  $0 + \lambda \times 1 = 0$ , 解得  $\lambda = 0$ , 但  $\underline{f}(0) = 0 > -1 = \underline{f}(1)$ , 故  $x = 0$  非最优解, 体现了定理 5 具有筛选作用。

## 参考文献

- [1] 王锐. 基于约束区间算法的模糊优化问题的最优性条件[D]: [硕士学位论文]. 大连: 辽宁师范大学, 2024.
- [2] Stefanini, L. and Arana-Jiménez, M. (2019) Karush-Kuhn-Tucker Conditions for Interval and Fuzzy Optimization in Several Variables under Total and Directional Generalized Differentiability. *Fuzzy Sets and Systems*, **362**, 1-34. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2018.04.009>
- [3] 陈雪静, 彭再云, 邵重阳, 等.  $\alpha$ - $E$ -半预不变凸型函数的性质与多目标规划的最优性条件[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2020, 37(1): 91-98.
- [4] 彭再云, 周选林, 赵勇. 强  $G$ -预不变凸函数的性质及应用[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2012, 29(4): 12-17.
- [5] Peng, Z.Y., Wang, Z.Y., Zhou, Y.C., et al. (2018) A Class of  $E$ - $\alpha$ -Prequasiinvexity and Mathematical Programming. *Journal of Chongqing Normal University: Natural Science*, **35**, 9-16.
- [6] 文铭, 彭再云, 谭馨悦, 等.  $E$ -半预不变凸区间值函数与区间值规划[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2025,

---

42(2): 117-126.

- [7] Ghosh, D., Chauhan, R.S., Mesiar, R. and Debnath, A.K. (2020) Generalized Hukuhara Gâteaux and Fréchet Derivatives of Interval-Valued Functions and Their Application in Optimization with Interval-Valued Functions. *Information Sciences*, **510**, 317-340. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.09.023>
- [8] Wu, H. (2007) The Karush-Kuhn-Tucker Optimality Conditions in an Optimization Problem with Interval-Valued Objective Function. *European Journal of Operational Research*, **176**, 46-59. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.09.007>
- [9] Antczak, T. and Abdulaleem, N. (2017) Optimality Conditions for  $E$ -Differentiable Vector Optimization Problems with the Multiple Interval-Valued Objective Function. *Journal of Industrial and Management Optimization*, **13**, 1-19.