

基于预不变凸区间值优化问题的最优化条件

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, 最优化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化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化充分与必要条件, 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 - α -预不变凸, 最优化条件, 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- α -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 - α -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 - α -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) $A \preceq_{LU} B \Leftrightarrow \underline{a} \leq \underline{b}$ 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) $A \prec_{LU} B \Leftrightarrow \underline{a} < \underline{b}$ 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：

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

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

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 η 的不变凸集。

定义 4 [3] 设 K 为关于 η 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 η 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 η 的 E -不变凸集。

定义 6 [4] 设 K 为关于 η 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 η 的 E -预不变凸实值函数。

定义 7 [5] (E - α -预不变凸区间值函数) 设 K 为关于 η 与 α 的 E - α -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

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

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

定理 1 [5] 设 K 是关于 η 与 α 的 E - α -不变凸集, F 是 K 上的 E - α -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 η 与 α 的 E - α -不变凸集, f 是 K 上的 E - α -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:

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

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

其中: 当 $x \rightarrow x_0$ 时, $\underline{\theta}(x, x - x_0) \rightarrow 0$, $\bar{\theta}(x, x - x_0) \rightarrow 0$, 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 - α -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 - α -预不变凸函数。

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

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

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

对 $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$, 将式(1)乘 λ_1 、式(2)乘 λ_2 后相加, 得:

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

将右侧展开并整理, 可得:

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

上式满足定义 8 中 E - α -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 - α -预不变凸区间值函数。

4. 最优性条件

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

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

其中 f 与 $G_i(E(x))$ 均为定义在 K 上的 E - α -预不变凸区间值函数, 约束条件 $G_i(E(x)) \leq_{LU} [0, 0]$, 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 - α -预不变凸实值函数, 则问题(IVOPE)的 E -可行集为

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

其中 X_E 为 K 的 E - α -不变凸子集。

定义 9 [7] 设 X_E 是非空可行集, $x^* \in clX_E$ 。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

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

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

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

则有,

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

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

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

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

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

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

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

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

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

情况 1: (下界 \underline{f} 的矛盾推导)令 $A = \nabla \underline{f}(E(x^*))^T$, $C = \nabla \underline{G}_i(E(x^*))^T$, 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, $\underline{\mu}_i \underline{G}_i(E(x^*)) = 0$, 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(3)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 - α -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 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

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

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

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

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

证明: (反证法), 假设存在着一个 $d \in R^n$, 使得

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

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 - α -预不变凸实值函数, 所以有

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

令 $d^* := \alpha(E(x), E(x^*)) \eta(E(x), E(x^*))$, 那么由于 $x, x^* \in X_E$, 通过 E - α -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

$$\begin{aligned} \nabla \underline{G}_i(E(x^*))^T \hat{d} &\leq 0, \\ \nabla \bar{G}_i(E(x^*))^T \hat{d} &\leq 0. \end{aligned}$$

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

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

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

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

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

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 - α -预不变凸函数。

由于 $\underline{f}(x)$ 在 $x \leq 0$ 时单调递减， $x > 0$ 时单调递减；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化条件[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. α -E-半预不变凸型函数的性质与多目标规划的最优化条件[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 - α -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.