

第五章 最优化方法 (4) KKT点问题, 二阶充分条件

带约束规划问题的最优化条件 (求 KKT 点问题)

标准问题形式 & Lagrange 函数

该类型优化问题的标准形：

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & h_i(x) = 0, i \in \mathcal{E} \\ & g_j(x) \geq 0, j \in \mathcal{I}. \end{aligned}$$

其中 $h_i(x) = 0, i \in E$; $g_j(x) \geq 0, j \in I$. 是约束的可行域。通常考试只考带有 $g_j(x) \geq 0, j \in I$ 的情形。

定义 Lagrange 函数：

$$L(x, w, v) = f(x) - \sum_{i \in E} w_i h_i(x) - \sum_{j \in I} v_j g_j(x)$$

其中 w_i 是等式约束的拉格朗日乘子, v_j 是不等式约束的拉格朗日乘子。

KKT 一阶必要条件

在满足一定约束资格条件 (线性独立性条件) 的前提下, 若 x^* 是局部极小点, 则存在乘子向量 w^*, v^* , 使得:

1. 梯度条件

$$\nabla_x L(x^*, w^*, v^*) = 0$$

即：Lagrange 函数对所有变量求偏导并令其为 0。

2. 可行性条件

$$\begin{aligned} h_i(x^*) &= 0, i \in \mathcal{E} \\ g_j(x^*) &\geq 0, j \in \mathcal{I}. \end{aligned}$$

也就是问题本身自带的可行域约束

3. 互补松弛条件

$$\begin{aligned} v_j^* &\geq 0, j \in \mathcal{I}. \\ v_j^* g_j(x^*) &= 0, j \in \mathcal{I} \end{aligned}$$

包括拉格朗日乘子 v_j 非负, 并且和对应约束 $g_j(x)$ 互补松弛。

- 若约束 $g_j(x)$ 不活跃 ($g_j(x) > 0$, 严格大于 0), 则对应乘子 v_j 必须为 0;
- 若约束 $g_j(x)$ 活跃 ($g_j(x) = 0$, 即在边界), 则乘子 v_j 可非零。

总结可得 KKT 条件如下 (适用于本校考试) :

$$\begin{cases} \nabla_x L(x, w, v) = 0, \\ h_i(x) = 0, i \in \mathcal{E}, \\ g_j(x) \geq 0, j \in \mathcal{I}, \\ v_j \geq 0, j \in \mathcal{I}, \\ v_j g_j(x) = 0, j \in \mathcal{I} \end{cases}$$

二阶充分条件

二阶充分条件:

设 x^* 是问题的 KKT 点, 对应乘子 w^*, v^* , 且 $v_j^* \geq 0$.

若对所有 非零 方向 $d \in G(x^*, w^*, v^*)$, 都有

$$d^T \nabla_{xx}^2 L(x^*, w^*, v^*) d > 0$$

则 x^* 是问题的 **严格局部极小点**。

其中的方向集合 $G(x^*, w^*, v^*)$ 定义为:

$$G(x^*, w^*, v^*) = \left\{ d \left| \begin{array}{ll} \nabla h_i(x^*)^T d = 0, & i \in \mathcal{E}, \\ \nabla g_j(x^*)^T d = 0, & j \in \mathcal{I}(x^*), v_j^* > 0, \\ \nabla g_j(x^*)^T d \geq 0, & j \in \mathcal{I}(x^*), v_j^* = 0 \end{array} \right. \right\}$$

- $\mathcal{I}(x^*) = j \in \mathcal{I} \mid g_j(x^*) = 0$: **活跃的不等式约束集合**;
- 第一行: 沿等式约束切面移动;
- 第二、三行: 对活跃不等式约束, 根据乘子是否 >0 再细分。

结合 KKT 点的求解和上述二阶充分条件, 完整的解题步骤如下:

Step 0: 写成标准形式

把原题整理成:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & h_i(x) = 0, \\ & g_j(x) \geq 0. \end{aligned}$$

Step 1: 引入乘子, 写 Lagrange 函数

$$L(x, w, v) = f(x) - \sum w_i h_i(x) - \sum v_j g_j(x)$$

Step 2: 列 KKT 条件并求解

$$\begin{cases} \nabla_x L(x, w, v) = 0, & (\text{梯度条件}) \\ h_i(x) = 0, & (\text{等式可行}) \\ g_j(x) \geq 0, & (\text{不等式可行}) \\ v_j g_j(x) = 0, v_j \geq 0, & (\text{互补松弛}) \end{cases}$$

分类讨论活跃约束, 解出所有 (x^*, w^*, v^*) 。得到的每个 x^* 都是 **候选最优点**, 接下来用二阶条件筛选。

Step 3: 对每个候选点构造 $G(x^*, w^*, v^*)$

1. 先确定活跃集合:

$$\mathcal{I}(x^*) = j \mid g_j(x^*) = 0$$

2. 根据乘子 v_j^* 再细分:

- 如果 $j \in \mathcal{I}(x^*)$ 且 $v_j^* > 0$, 要求

$$\nabla g_j(x^*)^T d = 0;$$

- 如果 $j \in \mathcal{I}(x^*)$ 且 $v_j^* = 0$, 要求

$$\nabla g_j(x^*)^T d \geq 0.$$

3. 再加上所有等式约束的方向条件 (不过考试一般没有这个) :

$$\nabla h_i(x^*)^T d = 0, i \in E.$$

Step 4: 计算二阶导 (Hessian)

$$H = \nabla_{xx}^2 L(x^*, w^*, v^*)$$

注意: 若 h_i, g_j 是线性的, 则它们二阶导为 0, H 就等于 $\nabla^2 f(x^*)$ 。

Step 5: 检查二阶充分条件

在所有非零 $d \in G(x^*, w^*, v^*)$ 上检查:

$$d^T H d > 0, \quad \forall d \in G(x^*, w^*, v^*), d \neq 0.$$

- 若成立, 则 x^* 是问题的**严格局部极小点**;
 - 若不成立: 这个 KKT 点不一定是极小点, 可能是鞍点或别的。
-

例题

求下列约束优化问题的局部极小值点

$$\begin{aligned} \min \quad & (x_1 - 1)^2 + x_2 \\ \text{s.t.} \quad & -x_1 - x_2 + 2 \geq 0, \\ & x_2 \geq 0. \end{aligned}$$

解答:

Step 0: 写成标准形式

设:

$$f(x) = (x_1 - 1)^2 + x_2, \quad g_1(x) = -x_1 - x_2 + 2 \geq 0, \quad g_2(x) = x_2 \geq 0.$$

本题无等式约束。

Step 1: 写 Lagrange 函数

$$L(x, v) = f(x) - v_1 g_1(x) - v_2 g_2(x)$$

即：

$$L = (x_1 - 1)^2 + x_2 - v_1(-x_1 - x_2 + 2) - v_2 x_2$$

Step 2: 列 KKT 条件并求解

1. 梯度条件：

$$\nabla_x L = 0 \Rightarrow \begin{cases} 2(x_1 - 1) + v_1 = 0 \\ 1 + v_1 - v_2 = 0 \end{cases} \quad (\text{A})$$

2. 可行性条件：

$$-x_1 - x_2 + 2 \geq 0, \quad x_2 \geq 0 \quad (\text{B})$$

3. 互补松弛条件：

$$v_1(-x_1 - x_2 + 2) = 0, \quad v_2 x_2 = 0, \quad v_1, v_2 \geq 0 \quad (\text{C})$$

(此处省略分类讨论，此处本应需要 4 中情况分类讨论，每个约束为活跃或非活跃)

代入 $x = (1, 0)^T$ 发现满足 KKT 条件，且其它情况不满足。

故 KKT 候选点 $x^* = (1, 0)^T$, 对应乘子 $v_1^* = 0, v_2^* = 1$.

Step 3: 构造 $G(x^*, v^*)$

首先确定 **活跃不等式集合**：

$$\mathcal{I}(x^*) = \{j \mid g_j(x^*) = 0\} = \{2\}$$

也就是第 2 个条件 $g_2(x)$ 是活跃的。

因为 $v_2^* = 1 > 0$, 根据规则：

$$\nabla g_2(x^*)^T d = 0 \Rightarrow (0, 1)^T \cdot (d_1, d_2) = d_2 = 0$$

由于 d 是**非零**方向向量，因此：

$$G(x^*, v^*) = \{d \mid d = (d_1, 0) \neq (0, 0)\}$$

Step 4: 计算 Hessian

$$H = \nabla_{xx}^2 L = \nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

因为 g_1, g_2 是线性函数，其二阶导为 0，因此 Hessian 只由 f 决定。

Step 5: 检查二阶充分条件

对所有 $d \in G(x^*, v^*), d = (d_1, 0) \neq 0$:

$$d^T H d = (d_1, 0) \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_1 \\ 0 \end{pmatrix} = 2d_1^2 > 0$$

符合二阶充分条件。

综上：

$x^* = (1, 0)$ 是该问题的严格局部极小点（并且是全局最优点）。

