

第一章 线性规划

2023 年 8 月 13 日

摘要

本章阐述了线性规划的数学基本原理，例子和Python代码实现。

1 数学原理

线性规划模型的一般形式为：

$$\begin{aligned} \max \quad & z = c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_nx_n \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \geq b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n \geq b_2 \\ \dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n \geq b_m \\ x_1, x_2, \dots, x_n \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其矩阵表示形式为：

$$\begin{aligned} \max \quad & z = \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} \mathbf{A} \mathbf{x} \geq \mathbf{b} \\ \mathbf{x} \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

式中， \mathbf{c}^T 为目标函数的系数向量，又称价值向量。 \mathbf{x} 称为决策向量，由决策者决定。 \mathbf{A} 为约束方程组的系数矩阵； \mathbf{A} 的列向量为约束方程组的系数向量， \mathbf{b} 称为约束方程组的常数向量。

1.1 线性规划问题的解

可行解：满足约束条件（2）的解 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 称为线性规划问题的可行解，其中使得目标函数 z 取得最大值的解称为最优解。

可行域：所有可行解构成的集合称为可行域。

1.2 灵敏度分析

线性规划问题中， $\mathbf{A}, \mathbf{b}, \mathbf{c}$ 不一定为常矩阵。其中的一些值变化时，可行解会发生一定的变化。将产生以下问题：

- （1）在条件变化时，现行的最优解会发生什么变化；
- （2）将参数变化限制在哪个范围内，原最优解仍是最优解。

对于数学建模问题而言，灵敏度分析是必要的。

2 Python程序

使用Python的spicy库可以解决线性规划问题：

对于Python而言，线性规划的标准形式如下：

$$\begin{aligned} & \max \quad \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ & s.t. \quad \begin{cases} \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b} \\ \mathbf{A}_{eq} \mathbf{x} = \mathbf{b}_{eq} \\ \mathbf{lb} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{ub} \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

对应的，Python的函数如下

```
"""
    线性规划函数：
    @param c 价值向量
    @param A_ub 不等式约束矩阵
    @param b_ub 不等式约束向量
    @param A_eq 等式约束矩阵
    @param b_eq 等式约束向量
    @param bounds 列表元素的元组 定义决策变量的最小值

    @retval x 目标函数最小化的决策变量值
    @retval fun 目标函数最优值
    @retval slack 不等式约束的松弛值，理论上为正值
    @retval con 等式约束的残差，理论上为0
    @retval status 算法退出状态的整数
    @retval nit 迭代总数
"""
scipy.optimize.linprog(c,A_ub=None,b_ub=None,A_eq=None,b_eq=None,bounds=None,method='simplex',
```

注1：函数是默认求最小值的，如果要求最大值，应该将 \mathbf{c} 改为 $-\mathbf{c}$ 。

注2：对于带绝对值的线性规划，先尝试使用拆分等手段进行线性化，然后进行线性规划。