应用运筹学基础:线性规划(3)-初始可行解

这一节课讲解了利用单纯形法求解线性规划问题中,如何获得一个初始可行解。

再次加入松弛变量

$$\max_{x} z = c^T x$$

松弛变量总是那么好用...考虑原问题为 $\overset{\circ}{\mathrm{s.t.}}$ Ax=b 我们加入松弛变量 $ar{x}$,把问题转化为 $x\geq 0$

$$\max_x \quad z = c^T x$$

s.t. $Ax + \bar{x} = b$ (这里我们要求 $b \geq 0$,一般的带不等式约束的线性规划问题,都能通过移 $x, \bar{x} > 0$

项、加/减松弛变量等方法凑出 b > 0 的只含等式约束的线性规划问题标准形式)

这样,我们就有了一个天然的初始可行解 $x = 0, \bar{x} = b$ 。

但还存在一个问题: \bar{x} 是我们添加进去的变量,我们希望最后的最优解里, \bar{x} 能全部出基(这样 $\bar{x}=0$),只留下 x 中的变量作为基变量,这样我们才能在不改变原问题的情况下,获得原问题的解。

大M法

一个很自然的想法,就是对不为 0 的 \bar{x} 进行"惩罚"。我们可以将目标函数改为 $z=c^Tx-M\sum_{i=1}^m\bar{x}_i$ 如果 M 是一个足够大的正数,那么如果原问题存在可行解, \bar{x} 就会在 -M 这个"严厉的惩罚"之下变成 0。

可是这个方法有一个很大的缺陷: M 的值到底该取多少呢? 如果 M 的值取得太小导致 \bar{x} 最后还是非 0,到底是因为 M 太小了,还是因为问题本来就没有可行解呢; 如果 M 的值取得太大,可能会带来计算上的误差。所以这个方法貌似不太常用…

两阶段法

我们只是想要找到线性规划问题的一个初始可行解,并不一定要同时获得原问题的最优解,所以 我们完全可以另外设计一个只由松弛变量组成的优化问题、解决了这个优化问题、就找到了原问

$$\min_{ar{x}} \quad \sum_{i=1}^m ar{x}_i$$

 $Ax + ar{x} = b$ (如果觉得看 \max 比较习惯的话也 题的一个可行解。我们设计优化问题如下 s.t. $x, \bar{x} \geq 0$

可以写成
$$\max_x \quad -\sum\limits_{i=1}^m ar{x}_i)$$

对于这个优化问题, $\bar{x} = b$ 就是一个可行解,所以就不用费心再去找初始可行解了。

容易发现,如果这个优化问题的最优解的目标函数值不为 0. 那么原问题无可行解; 如果最优解 让目标函数值为 0,就说明了存在一种 x 的取值满足约束,且 $\bar{x}=0$,这样就找到了原问题的一 个可行解。我们再以这个可行解为起点、利用单纯形法求出原问题的最优解即可。

$$\max_x \quad 4x_1 - x_2 + x_3$$

来举一个例子,考虑以下线性规划问题 $\mathbf{s.t.}$ $x_1+2x_2+3x_3=1$ 加入松弛变量,转化为两阶 $2x_1+3x_2+2x_3=2$ x > 0

$$\max_{x} -x_4 - x_5$$

段法的优化问题 s.t.

 $x_1 + 2x_2 + 3x_3 + x_4 = 1$ 利用单纯形表求解,第一次迭代: $2x_1 + 3x_2 + 2x_3 + x_5 = 2$

$$x \geq 0$$

 3 5 5 0 0 0 3

 1 2 3 1 0 1 为了展示一个特殊情况,我们不按常规选择检验数最大的入基,而是选

择 x_1 入基, x_4 出基,第二次迭代: x_1 x_2 x_3 x_4 出基,第二次迭代: x_1 x_5 x_5 x_5 x_6 x_7 $x_$

是 0 了,但是基变量里有一个 x_5 ,还是没有把 \bar{x} 完全从基变量里弄出去。不过没关系,这是一 个退化情况,我们有 $x_2 = x_3 = x_5 = 0$ 。我们此时可以让 x_2 入基, x_5 出基,就能把基变量变 为 x_1 和 x_2 。同时也求出了原问题的一个可行解: $x_1 = 1, x_2 = x_3 = 0$,基变量是 x_1 和 x_2 。

过我们还是继续计算。让 x_3 入基, x_2 出基,第二次迭代: x_1 $\begin{bmatrix} 1 & 5/4 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 所有检验 x_3 $\begin{bmatrix} 0 & 1/4 & 1 & 0 \end{bmatrix}$

数都非正,迭代结束。我们获得了原问题的最优解: $x_1=1, x_2=x_3=0$,此时目标函数值为4。