

Numerical Optimization, 2020 Fall

Homework 3

Due on 14:59 OCT 10, 2020

请尽量使用提供的 tex 模板, 单纯形法的表格可手绘拍照加入文档.

1 单纯形法

以下均考虑非退化线性规划问题即可。

(i) 考虑一线性规划问题的规范型如下:

以 (p, q) 元转轴后, 新规范形的系数

Pivot, 意味着以此消元

$$\begin{array}{rcl} 1 \cdot x_1 & & + y_{1q}x_q + \dots + y_{1n}x_n = \bar{b}_1 \\ & \boxed{1 \cdot x_p} & + \boxed{y_{pq}}x_q + \dots + y_{pn}x_n = \bar{b}_p \\ & \vdots & \vdots \\ 1 \cdot x_m & + y_{mq}x_q + \dots + y_{mn}x_n & = \bar{b}_m \end{array}$$

Pivot后, 意味此列出基

记进基变量的下标为 q , 转轴前分量 j 对应的 reduced cost 为 r_j , 转轴后对应的 reduced cost 为 r'_j 。试证明 reduced cost 的更新公式为 $r'_j = r_j - \frac{y_{pj}}{y_{pq}}r_q$ (参考 Lecture 3 中 17 页)。 [20pts]

解

$$\begin{aligned} r'_j &= c_j - \hat{\lambda}^T a_j \text{ (By definition, where } a_j \text{ is the } j\text{th coloum of } N) \\ &= c_j - (\lambda^T + \frac{r_q}{y_{pq}}u_p)a_j \text{ (By definition. } U_p \text{ is } p^{th} \text{ row of } B^{-1}) \\ &= r_j - \frac{r_q}{y_{pq}}u_p a_j \\ &= r_j - \frac{r_q}{y_{pq}}y_{pj} \end{aligned}$$

证毕。

(ii) 单纯形表中右下角的 $-f$ 对应当前基本可行解的目标函数值的相反数。试证明, 经过一次转轴后更新的 $-f$ 对应更新后基本可行解对应的目标函数值的相反数 (参考 Lecture 3 中 20 页)。 [20pts]

Simplex Method in Tableau Format

单纯形表(tableau): BFS对应规范形的表格 +

既约费用系数和BFS目标值的相反数

	x_1	\cdots	x_p	\cdots	x_m	x_{m+1}	x_{m+2}	\cdots	x_q	\cdots	x_n	$B^{-1}b$
	1	\cdots	0	\cdots	0	$y_{1,m+1}$	$y_{1,m+2}$	\cdots	y_{1q}	\cdots	y_{1n}	\bar{b}_1
		\ddots				\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
	0	\cdots	1	\cdots	0	$y_{p,m+1}$	$y_{p,m+2}$	\cdots	y_{pq}	\cdots	y_{pn}	\bar{b}_p
				\ddots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
	0	\cdots	0	\cdots	1	$y_{m,m+1}$	$y_{m,m+2}$	\cdots	y_{mq}	\cdots	y_{mn}	\bar{b}_m
r^T	0	\cdots	0	\cdots	0	r_{m+1}	r_{m+2}	\cdots	r_q	\cdots	r_n	$-f$

单纯形表可以提供计算需要的所有信息!

why?

解

设 f' 为 $-f$ 转轴更新后的值, $f\hat{f}$ 为更新后基本可行解对应的目标函数值得真实值, 下证 $f' = \hat{f}$ 。首先根据高斯消元的性质可得

$$f' = f + \frac{r_q}{y_{pq}} \bar{b}_p$$

根据目标函数的定义我们有

$$\begin{aligned}
 f &= \lambda^T b \\
 \hat{f} &= \hat{\lambda}^T b \\
 &= (\lambda^T + \frac{r_q}{y_{pq}} u_p) b \\
 &= \lambda^T b + \frac{r_q}{y_{pq}} u_p b \\
 &= f + \frac{r_q}{y_{pq}} \bar{b}_p \quad (\text{Since } U_p \text{ is } p^{th} \text{ row of } B^{-1}, u_p b = \bar{b}_p) \\
 &= f + \frac{r_q}{y_{pq}} \bar{b}_p
 \end{aligned}$$

即 $f' = \hat{f}$ 。因此经过一次转轴更新后的 $-f$ 对应更新后基本可行解对应的目标函数值的相反数。

2 修正单纯形法

2.1 证明题

试证明 Lecture 4 中 20 页 λ 的更新公式为: $\hat{\lambda}^T = \lambda^T + \frac{r_q}{y_{pq}} u_p$ 。 [20pts]

解

首先我们定义初等矩阵 E_{pq} , 设 $B(a_1, a_2, \dots, a_m)$, 转轴元为 y_{pq} , 转轴后的基 $\hat{B} = (a_1, \dots, a_{p-1}, a_q, a_{p+1}, \dots, a_m)$

$$E_{pq} = [e_1, \dots, v, e_{p+1}, \dots, e_m]$$

另定义 v 为

$$v_i = \begin{cases} -\frac{y_{iq}}{y_{p1}}, & \text{for } i \neq p \\ \frac{1}{y_{pq}}, & \text{for } i = p \end{cases}$$

则有 $\hat{B}^{-1} = E_{pq}B^{-1}$. 下面我们将 $c_{\hat{B}}, \hat{B}^{-1}$ 带入到 $\hat{\lambda}$ 中

$$\begin{aligned}
\hat{\lambda}^T &= (c_B + (0, \dots, 0, -c_p + c_q, 0, \dots, 0))^T E_{pq} B^{-1} \\
&= C_B^T E_{pq} B^{-1} + (0, \dots, 0, -c_p + c_q, 0, \dots, 0)^T B^{-1} \\
&= C_B^T (I - (\vec{0}, \vec{0}, \dots, e_p - v, \dots, \vec{0})) B^{-1} + (0, \dots, 0, -c_p + c_q, 0, \dots, 0)^T B^{-1} \\
&= \lambda^T + (0, \dots, 0, -c_p + c_B^T v + (-c_p + c_q)v_p, 0, \dots, 0)^T B^{-1} \\
&= \lambda^T + (0, \dots, 0, -c_p + c_1 v_1 + c_2 + \dots + c_p v_p + \dots + c_m v_m - c_p v_p + c_q v_q)^T B^{-1} \\
&= \lambda^T + (0, \dots, 0, -\frac{1}{y_{pq}}(c_1 y_{1q} + \dots + c_m y_{mq}) + \frac{c_q}{y_{pq}}, 0, \dots, 0)^T B^{-1} \\
&= \lambda^T + (0, \dots, 0, \frac{c_q - z_q}{y_{pq}}, \dots, 0)^T B^{-1} \\
&= \lambda^T + \frac{r_q}{y_{pq}} u_p
\end{aligned}$$

证毕。

2.2 计算题

试用两阶段法求解如下线性规划问题 (详见 Lecture 4 第 13 页), 给出各个步骤的单纯形表。 [40pts]

$$\begin{aligned}
&\text{minimize} && x_1 - x_2 \\
&\text{subject to} && -x_1 + 2x_2 + x_3 = 2 \\
&&& -4x_1 + 4x_2 - x_3 = 4 \\
&&& -5x_1 + 6x_2 = 6 \\
&&& x_1 - x_3 = 0 \\
&&& x_1, x_2, x_3 \geq 0
\end{aligned}$$

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	b
	-1	2	1	1	0	0	2
	-4	4	-1	0	1	0	4
	1	0	-1	0	0	1	0
c^T	0	0	0	1	1	1	0

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	b
	-1	2	1	1	0	0	2
	-4	4	-1	0	1	0	4
	1	0	-1	0	0	1	0
c^T	4	-6	1	0	0	0	-6

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	b
	1	-2	-1	-1	0	0	-2
	0	-4	-5	-4	1	0	-4
	0	2	0	1	0	1	2
c^T	0	2	5	4	0	0	2

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	b
	1	0	1.5	1	-0.5	0	0
	0	1	1.25	1	-0.25	0	1
	0	0	-2.5	-1	0.5	1	0
c^T	0	0	2.5	2	0.5	0	0

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	b
	1	0	0	0.4	-0.2	0.6	0
	0	1	0	0.5	0	0.5	1
	0	0	1	0.4	-0.2	-0.4	0
c^T	0	0	0	1	1	1	0

	x1	x2	x3	b
	1	0	0	0
	0	1	0	1
	0	0	1	0
c^T	1	-1	0	0

	x1	x2	x3	b
	1	0	0	0
	0	1	0	1
	0	0	1	0
c^T	1	0	0	1

于是我们有: $x_1 = 0, x_2 = 1, x_3 = 0$, 并且最优值是 -1 。