

تقریباً ۱۳۱۰۱۸ ... ۴

$$\begin{aligned} &\text{minimize } C^T x \\ &\text{subject to } Ax + v|x| \leq b \end{aligned}$$

① با استفاده از شرط A مسئله را تغییر می دهیم :

$$\begin{aligned} &\text{minimize } C^T x \\ &\text{subject to } Ax + v y \leq b \\ &\quad -y \leq x \leq y \end{aligned}$$

۹. برای حذف کردن  $|x|$  :

② (a) همانطور که در مبحث، دامنه مقادیر قابل قبول در مسئله اصلی، زیر مجموعه دامنه مقادیر قابل قبول مسئله ساده شده است. بنابراین اگر مسئله ساده شده  $infeasible$  باشد، مسئله اصلی نیز  $infeasible$  خواهد بود. هیچوقت معکوس جبهه برای مسئله ساده شده هیچ وقت

تغییر نخواهد نمود. از جواب جبهه مسئله اصلی  $(x, y)$  بنابراین، پاسخ جبهه مسئله ساده شده امکان یابین برای مسئله اصلی است.

(b) معکوس جبهه برای مسئله ساده شده، معکوس جبهه برای مسئله اصلی نیز است.

تیمار درمیان این دو عبارت ۱۳۱۰۱۸

$$P = \begin{bmatrix} P_0 & P_1 & \dots & P_{k-1} \end{bmatrix}$$

④ ماتریس  $P$  را با نام ماتریس انتقال می‌نامند.

$$\sigma = [\sigma_0 \ \sigma_1 \ \dots \ \sigma_{k-1}]^T$$

$$h(\sigma) = \frac{1}{2} (x_0 + P\sigma)^T A (x_0 + P\sigma) + b^T (x_0 + P\sigma)$$

$$= \frac{1}{2} x_0^T A x_0 + x_0^T A P \sigma + \frac{1}{2} \sigma^T P^T A P \sigma + b^T x_0 + (b^T P) \sigma$$

$$= \frac{1}{2} x_0^T A x_0 + b^T x_0 + (P^T A^T x_0 + P^T b)^T \sigma + \frac{1}{2} \sigma^T (P^T A P) \sigma$$

$$= C + \hat{b}^T \sigma + \frac{1}{2} \sigma^T \hat{A} \sigma$$

$$C = \frac{1}{2} x_0^T A x_0 + b^T x_0 \quad \hat{b} = P^T A^T x_0 + P^T b \quad \hat{A} = P^T A P$$

چون  $P$  یک ماتریس  $n \times k$  است و  $P_k \in P$  :  $P$  is full Rank

$$\hat{A} = P^T A P \succ 0 \quad (\text{Positive definite})$$

که نتیجه می‌شود  $h(\sigma)$  یک تابع درجه ۲ اکبرایف است.

تمرین دوم از مبحث سری های عددی ۱۳۹۷-۹۸

•  $\frac{1}{k!} \rightarrow 0$  as  $k \rightarrow \infty$

(۵) (۵)

•  $\frac{1/(k+1)!}{1/k!} = \frac{1}{k+1} \rightarrow 0$  as  $k \rightarrow \infty$

✓  $\frac{1}{k!}$  is superlinearly

•  $\frac{1/(k+1)!}{1/(k!)^2} = \frac{k!}{k+1} \rightarrow \infty$  as  $k \rightarrow \infty$

✗  $\frac{1}{k!}$  is quadratically

$$\frac{\|x_{k+1} - x^*\|}{\|x_k - x^*\|} = \frac{x_k/k}{x_k} = \frac{1}{k} \rightarrow 0$$

(b)  $\frac{1}{k}$  is linearly

$$= \frac{(1/4)^{2k}}{x_{k-1}/k} = k \frac{(1/4)^{2k}}{(1/4)^{2k-1}}$$

$\frac{1}{k}$  is linearly

$$= k (1/4)^{2k-1} \rightarrow 0$$

is superlinearly

$$\frac{\|x_{k+1} - x^*\|}{\|x_k - x^*\|^2} = \frac{x_k/k}{x_k^2} = \frac{1}{k} 4^{2k} \rightarrow \infty$$

is quadratically

is quadratically

Q

عزیز منم یحیی ساری علیزاده ۱۳۱۰۱۸-۲

$$X_{n+1} = X_n - \alpha f'(X_n)$$

⑥ طبقه رابطة Steepest Descent داریم

$$X_1 = X_0 + \alpha (AX_0 - b)$$

با جاگذاری مشتق f در رابطة داریم

$$AX_1 - b = 0 \rightarrow \text{هنگام}$$

در صورت سوال گفته شده که در این مورد همگرا نشود

$$A(X_0 + \alpha (AX_0 - b)) - b = 0$$

با جاگذاری  $X_1$  داریم

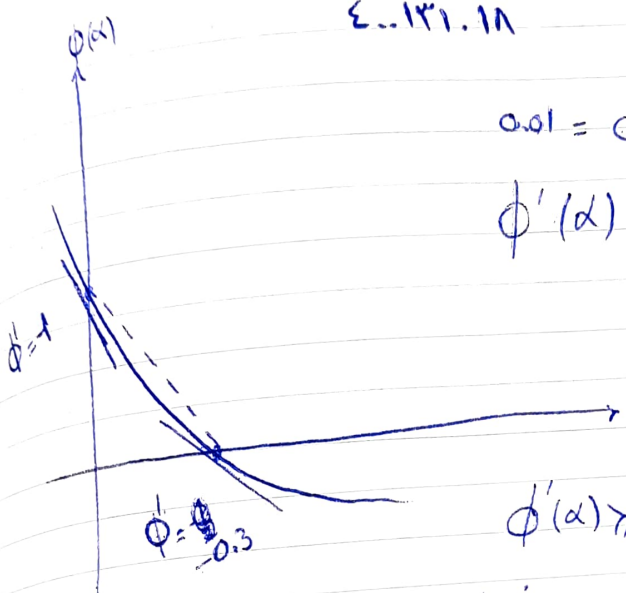
$$(AX_0 - b) + \alpha A(AX_0 - b) = (I + \alpha A)(AX_0 - b) = 0$$

برای اینکه معادله بالا جواب داشته باشد، ماتریس A باید معکوس از ماتریس همان (I) باشد

یا

ماتریس A باید PSD باشد و معادله  $AX_0 = b$  جواب داشته باشد.

تمرین سری دوم بهینه سازی عددی ۴...۱۳۱.۱۸



⑦ فرض کنیم  $0.91 = c_1$  و  $0.51 = c_2$

$\phi'(\alpha) \leq -0.3$  I

برای پیدا کردن چپ به چپ

طبق شرط دوم و تفایم  $\phi'(\alpha) > -0.01$

که طبق I به این نتیجه می رسیم که درست نیست ✓

⑧ خصوصیات تابع هدف قبل از بهینه سازی هستند. تابع هدف به هم  $c_i x_i$  است که هر کدام آنرا به هم مقید داشته باشند. پس می توانیم میسایز کنیم اینها را به هم مقید کنیم.

می بینیم  $c_i x_i$  را با توجه به محدودیت  $l_i \leq x_i \leq u_i$  میسایز می کنند. اگر  $c_i$  منفی بود  $x_i = l_i$  و اگر  $c_i$  مثبت بود  $x_i = u_i$ . اگر  $c_i = 0$  باشد در  $x_i$  در بازه  $[l_i, u_i]$  بهینه است.

~~$P^* = \max$~~

$P^* = C^T x^* + u^T \bar{c}$

$c_i^+ = \max \{c_i, 0\}$   $\bar{c}_i = \max \{-c_i, 0\}$