

سوال 1: (a) برای قضیه $(1 + \lambda u)_+ \geq 1$ (for all $u \in \mathbb{R}^n$) $u > 0$

برابر $f_i(x)$ فکر می‌دهیم $(1 + \lambda f_i(x))_+ \geq 1$ (for all i) $f_i(x) > 0$

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^m 1(f_i(x) > 0) \leq \sum_{i=1}^m (1 + \lambda f_i(x))_+$$

$$\text{constraint: } \sum_{i=1}^m (1 + \lambda f_i(x))_+ \leq m - k \Rightarrow \sum_{i=1}^m 1(f_i(x) > 0) \leq m - k$$

که این نامساوی، این معنی است که حداکثر $(m - k)$ از اینها شرط $f_i(x) > 0$ را دارند که به عبارت دیگر حداقل k از اینها شرط $f_i(x) \leq 0$ را دارند.

(b) اگر $\lambda > 0$ $(\lambda u)_+ = \lambda(u)_+$ $u \in \mathbb{R}$

از همین قاعده استفاده می‌کنیم و نتیجه زیر را می‌گیریم

$$(1 + \lambda f_i(x))_+ = \lambda \left(\frac{1}{\lambda} + f_i(x) \right)_+$$

حال constraint $\sum_{i=1}^m (1 + \lambda f_i(x))_+ \leq m - k$ را به شکل زیر می‌نویسیم:

$$\sum_{i=1}^m \lambda \left(\frac{1}{\lambda} + f_i(x) \right)_+ \leq m - k$$

معادل است $\Rightarrow \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{\lambda} + f_i(x) \right)_+ \leq (m - k) \frac{1}{\lambda}$

حال $t = \frac{1}{\lambda}$ می‌نویسیم و مسئله به شکل صفا به باز نویسی می‌کنیم:

minimize $f_0(x)$
subject to $\sum_{i=1}^m (t + f_i(x))_+ \leq (m-k)t$
 $t \geq 0$

تابع $r(\cdot)$ nondecreasing, convex است و $t + f_{\text{fix}}$ نیز در هر مقیاس α

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \log \mathbb{E} e^{t f_t(x)} = \bar{c} \text{ convex}, (t + f_t^*(x))_+ \leftarrow \bar{c} \text{ convex}$$

$$\lambda^* = \frac{1}{t^*} \quad \text{, dual convex optimization}$$

$$L(x, z, v) = \sum_{k=1}^n x_k \log\left(\frac{x_k}{y_k}\right) - z^T (Ax - b) - v(1^T x - 1)$$

نسبت به نسبت
مستقیم و عکس
مثلاً optimal
شکل زیر است
می آید

$$x_k \frac{1}{x_k} + \log\left(\frac{x_k}{y_k}\right) - c_k^T z - v = 0$$

$$\rightarrow x_k = \frac{1}{\sum_k y_k e^{a_F z}} y_k e^{a_F z}$$

حال این مقدار
x را بفرست
max

$$g(z) = L(x^*, z, v) = \sum_{k=1}^n \frac{1}{z} y_k e^{a_k^T z} \log\left(\frac{e^{a_k^T z}}{z}\right) - z^T \left(A \begin{bmatrix} \frac{1}{z} y_1 e^{a_1^T z} \\ \vdots \\ \frac{1}{z} y_n e^{a_n^T z} \end{bmatrix} - b \right)$$

$$g(z) = b^T z - \log z \Rightarrow \max_{z \in \mathbb{R}^m} b^T z - \log \prod_{k=1}^n y_k e^{a_k^T z}$$

سؤال 3 :

$$L(x, \lambda) = \frac{1}{2} \|x - a\|_2^2 + \lambda (\|x\|_1 - 1)$$

$$= \sum_{k=1}^n \frac{(x_k - a_k)^2}{2} + \lambda |x_k| - \lambda$$

$$g_k(\lambda) = \inf_{x_k} \left(\frac{(x_k - a_k)^2}{2} + \lambda |x_k| \right) = \begin{cases} -\lambda^2/2 + \lambda |a_k| & \lambda \leq |a_k| \\ a_k^2/2 & \lambda > |a_k| \end{cases}$$

دual problem : $\lambda \geq 0$

$$\text{maximize } g(\lambda) = \sum_k g_k(\lambda) - \lambda$$

$$\text{subject to } \lambda \geq 0$$

$$g(\lambda) = \sum_{k=1}^n \max \{ |a_k| - \lambda, 0 \} - \lambda$$

این مقدار از $1 - \lambda \geq \max |a_k|$ ($\lambda \geq 0$) است $\|a\|_1 - 1$ λ^* $= 0$ \Rightarrow decreasing λ برای R_+ $\|a\|_1 \leq 1$ \Rightarrow $\lambda^* = 0$

$$\Rightarrow x^* = a$$

اگر $\|a\|_1 > 1$ باشد آنوقت با حل معادله زیر λ را به دست خواهیم آورد :

$$\sum_{k=1}^n \max \{ |a_k| - \lambda, 0 \} = 1$$

$$x_k^* = \begin{cases} 0 & \lambda \geq |a_k| \\ a_k - \lambda & \lambda < |a_k|, a_k > 0 \\ a_k + \lambda & \lambda < |a_k|, a_k < 0 \end{cases}$$

سوال 6: اگر $c \neq 0$ و $\lambda = 0$ آنگاه $g(\lambda) = \inf c^T x = -\infty$

حال اگر $\lambda > 0$ داریم

$$g(\lambda) = \inf (c^T x + \lambda f(x))$$

$$= \lambda \inf \left(\left(\frac{c}{\lambda}\right)^T x + f(x) \right)$$

$$= -\lambda \sup \left(\left(\frac{-c}{\lambda}\right)^T x - f(x) \right)$$

$$= -\lambda f^*\left(\frac{-c}{\lambda}\right)$$

دual problem به شکل زیر است:

minimize $-\lambda f^*\left(\frac{-c}{\lambda}\right)$

subject to $\lambda \geq 0$

با توجه به اینکه $g(\lambda)$ convex است و برای $\lambda \geq 0$ ، $-g$ perspective f^* است که در

$\frac{c}{\lambda}$ محاسبه شده است \leftarrow dual problem ای که با f^* نیز نوشته شده است convex است.

سوال 7: (a)

$$L(x, \lambda, \nu) = c^T x + \lambda^T (Ax - b) - \nu^T x + x^T \text{diag}(\nu) x$$

$$= x^T \text{diag}(\nu) x + (c + A^T \lambda - \nu)^T x - b^T \lambda$$

نسبت به x مشتق

$$2 \text{diag}(\nu) x + (c + A^T \lambda - \nu)^T = 0$$

$$\Rightarrow x = -\frac{1}{2} \text{diag} \left(\begin{bmatrix} \frac{1}{\nu_1} \\ \vdots \\ \frac{1}{\nu_n} \end{bmatrix} \right) (c + A^T \lambda - \nu)^T$$

در رابطه x با λ و ν

$$g(\lambda, \nu) = \begin{cases} -b^T \lambda - \frac{1}{4} \sum_{i=1}^n (c_i + a_i^T \lambda - \nu_i)^2 / \nu_i & \nu_i \geq 0 \\ -\infty & \text{و.ا.} \end{cases}$$

a_i ستون i ماتریس A است

دual problem به شکل زیر خواهد شد :

$$\text{maximize } -b^T \lambda - \left(\frac{1}{4}\right) \sum_{i=1}^n (c_i + a_i^T \lambda - u_i)^2 / u_i$$

$$\text{subject to } u \geq 0$$

حال میخواهیم این مسئله را ساده سازی کنیم داریم :

$$\sup_{u_i \geq 0} \left(-\frac{(c_i + a_i^T \lambda - u_i)^2}{u_i} \right) = \begin{cases} c_i + a_i^T \lambda & c_i + a_i^T \lambda \leq 0 \\ 0 & c_i + a_i^T \lambda > 0 \end{cases}$$

$$= \min \{0, c_i + a_i^T \lambda\}$$

حال dual problem به شکل زیر ساده سازی می شود :

$$\text{maximize } -b^T \lambda + \sum_{i=1}^n \min \{0, c_i + a_i^T \lambda\}$$

$$\text{subject to } \lambda \geq 0$$

$\mathcal{L}(x, v) = x^T (A^T A + \text{diag}(v)) x - 2b^T A x + b^T b - 1^T v$
(a) : 4 سوال

$$2(A^T A + \text{diag}(v))x - 2A^T b = 0$$

$$\Rightarrow x = (A^T A + \text{diag}(v))^{-1} A^T b$$

$$g(v) = \begin{cases} -1^T v - b^T A (A^T A + \text{diag}(v))^{-1} A^T b + b^T b & A^T A + \text{diag}(v) \succeq 0 \\ & A^T b \in R(A^T A + \text{diag}(v)) \\ -\infty & \text{o.w.} \end{cases}$$

Schur complement
 شلر کمپلیمینٹ

maximize $-1^T v - t + b^T b$

subject to $\begin{bmatrix} A^T A + \text{diag}(v) & -A^T b \\ -b^T A & t \end{bmatrix} \succeq 0$

$$t - b^T A (A^T A + \text{diag}(v))^{-1} A^T b \geq 0$$

minimization شلر کمپلیمینٹ / SDP minimization (b)

minimize $1^T v + t - b^T b$

subject to $\begin{bmatrix} A^T A + \text{diag}(v) & -A^T b \\ -b^T A & t \end{bmatrix} \succeq 0$

Lagrange multiplier = $\begin{bmatrix} Z & z \\ z^T & \lambda \end{bmatrix}$: شلر کمپلیمینٹ

$$\Rightarrow \mathcal{L}(v, t, Z, z, \lambda) = 1^T v + t - b^T b - \text{tr}(Z(A^T A + \text{diag}(v))) + 2z^T A^T b - t\lambda$$

$$= (1 - \text{diag}(Z))^T v + t(1 - \lambda) - b^T b - \text{tr}(Z A^T A) + 2z^T A^T b$$

بأنه لا يوجد Lagrangian جز $\text{diag}(Z) = 1$ و $\lambda = 1$ unbounded below خواهد بود

$$\begin{aligned} &\rightarrow \text{minimize } \text{tr}(A^T A Z) - 2b^T A z + b^T b \\ &\text{subject to } \text{diag}(Z) = 1 \\ &\begin{bmatrix} Z & z \\ z^T & 1 \end{bmatrix} \succeq 0 \end{aligned}$$

این مسئله را می توان به binary LS problem تبدیل کرد

$$\begin{aligned} &\text{minimize } \text{tr}(A^T A Z) - 2b^T A z + b^T b \\ &\text{subject to } \text{diag}(Z) = 1 \\ &Z = z z^T \end{aligned}$$

در حال $Z = z z^T$ constraint می توان $Z \succeq z z^T$ constraint را relaxation کرد

$$\begin{bmatrix} Z & z \\ z^T & 1 \end{bmatrix} \succeq 0 \iff \underbrace{Z - z z^T}_{\text{Schur complement}} \succeq 0 \quad \leftarrow \text{میشه}$$

این مسئله را می توان به binary LS relaxation تبدیل کرد

(ع)

feasible set: $2 \leq x \leq 4$

optimal value: $p^* = 5$

optimal solution: $x^* = 2$

سوال 5: (a)

(b) نمودار رسم شده است و غایب پابندین قرار گرفته است



$$L(x, \lambda) = x^2 + 1 + \lambda(x-2)(x-4)$$

$$= (1+\lambda)x^2 - 6\lambda x + (1+8\lambda)$$

بر حسب x مشتق
تعیین

$$2(1+\lambda)x - 6\lambda = 0 \Rightarrow x = \frac{3\lambda}{1+\lambda}$$

$$g(\lambda) = \begin{cases} -9\lambda^2/(1+\lambda) + 1 + 8\lambda & \lambda > -1 \\ -\infty & \lambda \leq -1 \end{cases}$$

$$L(x, \lambda^*) = 5 = p^* \Rightarrow x = 2 \Leftarrow \lambda^* = 2 \Leftarrow$$

Logrange dual problem (c) شکل زیر است:

$$\text{maximize } -9\lambda^2/(1+\lambda) + 1 + 8\lambda$$

$$\text{subject to } \lambda \geq 0$$

$$d^* = p^* \Leftarrow d^* = 5 \Leftarrow \lambda^* = 2 \Leftarrow$$

\Rightarrow strong duality برقرار است

and infeasible, $u < -1 \quad \Leftarrow \inf_x (6x-2)(x-4) = -1$ (d)

$u \geq 1 \Rightarrow \text{feasible set: } [3-\sqrt{1+u}, 3+\sqrt{1+u}]$

$x^*(u) = 3 - \sqrt{1+u} \quad \Leftarrow -1 \leq u \leq 8$ or,

$x^*(u) = 0 \quad \Leftarrow u > 8$ or,

$\Rightarrow p^*(u) = \begin{cases} \infty & u < -1 \\ 11+u-6\sqrt{1+u} & -1 \leq u \leq 8 \\ 1 & u \geq 8 \end{cases}$