

1. (a), (b) $L(x, \lambda) = x^T x + \lambda^T (Ax - b)$

$g(\lambda) = \inf_x L(x, \lambda)$, $x = -\frac{1}{2} A^T \lambda$ 일 때 최소이므로

$$g(\lambda) = -\frac{1}{4} \lambda^T A A^T \lambda - \lambda^T b$$

dual problem

$$\text{maximize : } g(\lambda) = -\frac{1}{4} \lambda^T A A^T \lambda - \lambda^T b$$

subject to : $\lambda \geq 0$

(c) strong duality 성립

(d) unique 하다

(e) primal problem은 1000개, dual은 10개의 변수가 필요하므로 좀 더 계산이 쉬워진다.

2. (a) $x < 0$ 이면 concave이고, $x > 0$ 이면 convex이므로 convex가 아니다.

(b) $\{x \in \text{dom } f \mid f(x) < f(0)\}$ 에 의해 concave

$\{x \in \text{dom } f \mid f(x) \geq f(0)\}$ 에서 convex

이므로 정의에 의해 quasi convex이다.

(c) minimize $c^T x$

subject to $Ax \leq b$, $Hx = g$, $L - c^T x \leq 0$, $c^T x - M \leq 0$

3. maximize $U(r) = \sum_{i=1}^n \log r_i$

subject to $P = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^n a_i t_i (e^{b T r_i / t_i} - 1) \leq P_{\max}$, $r \geq 0$, $t \geq 1$, $1^T t = T$

이는 convex problem이므로 KKT는 다음과 같다.

$$\frac{1}{r_i} - \lambda a_i b e^{r_i} + v_i = 0$$

$$-\frac{\lambda}{T} (a_i e^{b T r_i / t_i} - a_i t_i \frac{b T r_i}{t_i^2} e^{b T r_i / t_i} - a_i) - \mu_i + \tau_i = 0$$

$$\frac{1}{T} \sum_{i=1}^n a_i t_i (e^{b T r_i / t_i} - 1) \leq P_{\max}$$

$$r \geq 0, t \geq \varepsilon \cdot 1, 1^T \cdot t = T, v^T r = 0, \mu^T (\varepsilon \cdot 1 - t) = 0, \lambda \geq 0, v \geq 0, \mu \geq 0$$

4. $Xs = y$

$$\nabla (\text{tr} X - \log \det X) + v^T s = 0$$

5. gradient method:

starting point 가 주어졌다고 가정 ($\Delta x = -\nabla f(x)$)

$$\nabla g(x) = \nabla \phi(f(x)) \nabla f(x). \quad \therefore \Delta x = -\nabla \phi(f(x)) \nabla f(x)$$

ϕ 는 increasing convex, f 는 convex 이므로 $\Delta x < 0$.

적절한 step인 t 를 정하여 $x = x + t\Delta x$ 로 하여 조건이 만족할 때까지 반복한다.

Newton method:

$$\Delta x = -\nabla^2 f(x)^{-1} \nabla f(x)$$

$$(\phi(f(x)))'' = \nabla^2 \phi(f(x)) (\nabla f(x))^2 + \nabla \phi(f(x)) \nabla^2 f(x)$$

$$\therefore \Delta x = -(\nabla^2 \phi(f(x)) (\nabla f(x))^2 + \nabla \phi(f(x)) \nabla^2 f(x))^{-1} \nabla \phi(f(x)) \nabla f(x)$$

$$\lambda^2 = -(\nabla \phi(f(x)) \nabla f(x))^T (\nabla^2 \phi(f(x)) (\nabla f(x))^2 + \nabla \phi(f(x)) \nabla^2 f(x)) \nabla \phi(f(x)) \nabla f(x)$$

이 때 $\frac{\lambda^2}{2} \leq \varepsilon$ 을 만족하면 끝낸다.

적당한 t 를 결정한 후 $x = x + t\Delta x$ 하여 반복한다.