

1. (EPIgraph Problem)

(Standard Problem)

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & t \\ \text{subject to} & f_0(x) \leq t \end{array}$$

$\stackrel{?}{\Longleftrightarrow}$

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & f_0(x) \\ \text{subject to} & \end{array}$$

$$L(t, \lambda) = t + \lambda^T (f_0(x) - t) = \lambda^T f_0(x) + (1 - \lambda)^T t$$

$$\nabla_t L(t^*, \lambda^*) = 1 - \lambda^* = 0 \quad \therefore \lambda^* = 1 \quad \dots \text{KKT condition (4)}$$

KKT condition (3), complementary slackness에 의해,

$$\begin{aligned} \lambda^* > 0, (f_0(x) - t^*) &= 0 \Rightarrow \lambda^* = 1 \text{ 이므로 이 조건으로 성립됨.} \\ (f_0(x) - t^*) < 0, \lambda^* &= 0 \end{aligned}$$

$$\therefore f_0(x) - t^* = 0 \rightarrow t^* = f_0(x)$$

$$g(\lambda) = \inf_t L(t, \lambda) = \begin{cases} f_0(x) & \dots \lambda = 1 \quad (\lambda = \lambda^*) \\ -\infty & \dots \text{otherwise} \end{cases}$$

$\therefore p^* \geq f_0(x)$ 이 된다.

이를 standard form 으로 표현하면

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & f_0(x) \\ \text{subject to} & \end{array} \quad \text{로 표현할 수 있다.}$$

2. (a)

$$\begin{aligned} & \underset{x, t}{\text{minimize}} \quad t \\ & \text{subject to} \quad -t \mathbf{1} \leq A\mathbf{x} - \mathbf{b} \leq t \mathbf{1} \end{aligned}$$

$$\stackrel{?}{\Leftrightarrow} \underset{x}{\text{maximize}} \quad \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_{\infty}$$

$$L(\mathbf{x}, t, \lambda) = t + \lambda^T (A\mathbf{x} - \mathbf{b} - |t| \mathbf{1}) = \lambda^T A\mathbf{x} - \mathbf{b}^T \lambda + t - \lambda^T |t| \mathbf{1}$$

$$\nabla_t L(\mathbf{x}, t, \lambda) = \begin{bmatrix} 1 - \lambda^* & \dots & t > 0 \\ 1 + \lambda^* & \dots & t < 0 \end{bmatrix} = 0 \quad (\text{KKT condition (4)})$$

$$\begin{aligned} \therefore \lambda^* &= 1 \quad (t > 0) \rightarrow \text{KKT condition (2)에 의해,} \\ \lambda^* &= -1 \quad (t < 0) \end{aligned}$$

$$\boxed{\lambda^* = 1}$$

KKT condition (3)에 의해,

$$A\mathbf{x}^* - \mathbf{b} - |t| \mathbf{1} = 0 \rightarrow |t| \mathbf{1} = A\mathbf{x}^* - \mathbf{b}$$

$$g(\lambda) = \inf_t L(\mathbf{x}, t, \lambda) = \begin{cases} A\mathbf{x} - \mathbf{b} & \dots (\lambda = \lambda^* = 1) \\ -\infty & \dots (\text{otherwise}) \end{cases}$$

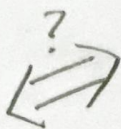
$\therefore p^* \geq A\mathbf{x} - \mathbf{b}$ 이 된다.

$A\mathbf{x} - \mathbf{b}$ 의 최댓값 (= ℓ_{∞} norm)을 maximize 해야하므로,

$$\boxed{\underset{x}{\text{maximize}} \quad \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_{\infty}} \text{ 와 동치이다.}$$

2. (b)

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & 1^T y \\ \text{subject to} & -y \leq Ax - b \leq y \end{array}$$



$$\text{maximize}_x \|Ax - b\|_1$$

$$L(x, y, \lambda_1, \lambda_2) = 1^T y - \lambda_1^T (Ax - b + y) + \lambda_2^T (Ax - b - y)$$

$$\text{KKT condition (4)} \quad = ((\lambda_2 - \lambda_1)^T A)x + (1 - \lambda_1 - \lambda_2)^T y - b^T (\lambda_1 + \lambda_2)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial x} &= -\lambda_1^T A + \lambda_2^T A = 0 \Rightarrow (\lambda_2 - \lambda_1)^T A = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial y} &= 1 - \lambda_1 - \lambda_2 = 0 \Rightarrow \lambda_1 + \lambda_2 = 1 \end{aligned} \quad \left. \begin{array}{l} \\ \end{array} \right\} \begin{array}{l} \therefore \lambda_1^* = 1/2 \\ \lambda_2^* = 1/2 \end{array}$$

$$g(\lambda) = \inf_{x, y} L(x, y, \lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} -b^T (\lambda_1^* + \lambda_2^*) & \dots (\lambda_1 = \lambda_1^*) \\ & (\lambda_2 = \lambda_2^*) \\ -\infty & \dots (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$\therefore p^* \geq -b^T (\lambda_1^* + \lambda_2^*)$$

3.

$$\begin{array}{ll} \underset{x}{\text{maximize}} & f(x) \\ \text{subject to} & \sum_{i=1}^K x_i = 1 \\ & x_i \geq 0 \end{array}$$

$$\stackrel{?}{\Leftrightarrow} \begin{cases} \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} = V & \dots x_i > 0 \\ \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} \leq V & \dots x_i = 0 \end{cases}$$

$$L(x, \lambda, V) = f(x) - \sum_{i=1}^K \lambda_i^T x_i + V \cdot 1$$

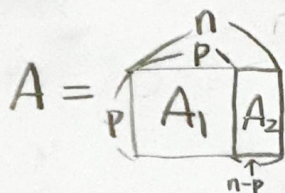
$$\nabla_x L(x, \lambda, V) = \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} - \sum_{i=1}^K \lambda_i^* = 0 \quad \therefore \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} = \sum_{i=1}^K \lambda_i^*$$

$$g(\lambda, V) = \sup_x L(x, \lambda, V) = \begin{cases} f(x) - V \dots (x_i = 0) \\ \infty \dots (x_i > 0) \end{cases}$$

4. $Ax=b$: underdetermined equation $A \in \mathbb{R}^{p \times n} (p < n)$

$$\{z \mid Az=b\} = \{Fz + \hat{z} \mid z \in \mathbb{R}^{n-p}\}$$

$$A = [A_1 \ A_2], \quad A_1 \in \mathbb{R}^{p \times p}$$



$$F = \begin{bmatrix} -A_1^{-1}A_2 \\ I \end{bmatrix}$$

$$\hat{z} = \begin{bmatrix} A_1^{-1}b \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\underset{(n \times 1)}{x} \Rightarrow \underset{(n \times (n-p))}{F} \cdot \underset{(n-p \times 1)}{z} + \underset{(n \times 1)}{\hat{z}} \quad \text{가 된다.}$$

Underdetermined linear equations의 해는

$$x = \underset{(n \times p)}{A^T} \cdot \underset{(p \times p)}{(AA^T)^{-1}} \cdot \underset{(p \times 1)}{b} \quad \text{이므로}$$

$$\underset{(n \times p)}{A^T} \cdot \underset{(p \times p)}{(AA^T)^{-1}} \cdot \underset{(p \times 1)}{b} = \underset{(n \times (n-p))}{F} \cdot \underset{(n-p \times 1)}{z} + \underset{(n \times 1)}{\hat{z}} \quad (b)$$

원래 A =

$$\Rightarrow \underset{(p \times 1)}{AA^T} \cdot \underset{(p \times n)}{(AA^T)^{-1}} \cdot \underset{(n \times p)}{b} = \underset{(p \times n)}{A} \cdot \underset{(n \times (n-p))}{F} \cdot \underset{(n-p \times 1)}{z} + \underset{(p \times n)}{A} \cdot \underset{(n \times 1)}{\hat{z}}$$

$$\Rightarrow \underset{(p \times 1)}{b} = \underset{(p \times n)}{[A_1 \ A_2]} \underset{(n \times 1)}{\begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \end{bmatrix}} \underset{(n-p \times 1)}{z} + \underset{(p \times n)}{[A_1 \ A_2]} \underset{(n \times 1)}{\hat{z}}$$

$\Rightarrow Fz + \hat{z} = Ax$

5. KKT matrix : $\begin{bmatrix} P & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix}$ where $P \in S_+^n$
 $A \in \mathbb{R}^{p \times n}$
 $\text{rank } A = p < n$

Show that each of the following statements is equivalent to nonsingularity of the KKT matrix.

- (1) $N(P) \cap N(A) = \{0\}$.
- (2) $Ax=0, x \neq 0 \Rightarrow x^T P x > 0$.
- (3) $F^T P F > 0$, where $F \in \mathbb{R}^{n \times (n-p)}$ is a matrix for which $R(F) = N(A)$.
- (4) $P + A^T Q A > 0$ for some $Q \geq 0$.

$K = \begin{bmatrix} P & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix}$ 이라 하면, $K \begin{bmatrix} x^* \\ \lambda^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ 가 성립한다.

Nonsingularity of the KKT matrix는 K의 역행렬이 존재한다는 것이다.

- (2)에서 $Ax=0, x \neq 0$ 면 $x = Fz$ where $z \neq 0$ 이 되고,
 $x^T P x = z^T F^T P F z$ 가 되어 (2)와 (3)은 동치가 된다.
- (1)에서 $x \in N(A) \cap N(P), x \neq 0$ 이면 $Ax=0, x \neq 0$ 이지만 $x^T P x = 0$ 이 된다.
 $P \geq 0$ 이므로 $Px=0$ 이 되고, $x \in N(P)$ 가 된다. \therefore (2)는 (1)을 포함하게 된다.
- (2)가 성립할 때, (4)는 $Q=I$ 가 된다.
- (4)가 some $Q \geq 0$ 을 성립시키기 때문에, 모든 $Q \geq 0$ 가 성립한다.
 \therefore (4)는 (2)를 성립하게 된다.

$\begin{bmatrix} P & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ 0 \end{bmatrix} = 0$ 이면 K가 singular 이므로

$$\begin{bmatrix} P & A^T \\ A & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ z \end{bmatrix} = 0 \text{ 라 하자. } \rightarrow \begin{cases} Px + A^T z = 0 \dots ① \\ Ax = 0 \dots ② \end{cases}$$

①의 왼쪽에 x^T 를 곱하면 $x^T P x + x^T A^T z = 0$

②↓

$$x^T P x = 0 \therefore Px = 0 \text{ 이다.}$$

이것은 $x=0$ 이여야만 성립하고 $x \neq 0$ 이면 모순된다.

$\therefore z \neq 0$ 이고 $A^T z = 0$ 은 rank A와 모순된다.

따라서 각 조건은 K의 역행렬이 존재함과 동치가 된다.