

# \* Optimization of boundary \*

- Primal optimization problem.

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad \text{s.t.} \quad y_i (w^T x_i + b) \geq 1, \quad i=1, \dots, n$$

- Step 1) generalized Lagrangian을 만들자

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1]$$

KKT condition 2      KKT condition 1

- Step 2) KKT condition 을 활용하여 generalized Lagrangian을 정리하자.

$$\nabla_w L(w, b, \alpha) = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \Leftrightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$$

$$\frac{\partial}{\partial b} L(w, b, \alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

말단 이 두 가지 정리를 바탕으로  $L(w, b, \alpha)$  를 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} L(w, b, \alpha) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \\ &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i w^T x_i - b \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ &= \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i w^T x_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (\text{since } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0) \\ &= -\frac{1}{2} \left\| \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \right\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ &= \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} y_i y_j \alpha_i \alpha_j \langle x_i, x_j \rangle = W(\alpha) \end{aligned}$$

- Step 3) 이제  $\max \min W(\alpha)$  를 구해주면 된다

- $W(\alpha)$  는 KKT condition 을 만족하고 있는 Lagrangian 이므로, 이로부터 dual optimization solution을 구하면, 그것을 primal optimization solution이 된다.

$$\max_{\alpha} \min_w W(\alpha) = \max_{\alpha} W(\alpha)$$

$$\begin{aligned} \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad \text{KKT condition 5} \quad \begin{aligned} \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{aligned}$$

- $W(\alpha)$  는  $\alpha$  에 대한 이차식이므로, closed form solution이 존재한다.

- Step 4)  $\alpha$  를 구한 뒤에는  $\alpha$  를  $w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$  에 대입하여  $w$  를 구한다.

- Step 5) KKT condition 3, 4 와 앞서 구한  $w$  를 활용하여  $b$  를 구한다.