

3.4

(3.105) $x_i = \varepsilon_i$ と仮定 (独立 \tilde{y} と x_i) と

$$\begin{aligned} \tilde{y}(x, w) &= w_0 + \sum_{i=1}^D w_i (x_i + \varepsilon_i) \\ &= y_0 + \sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_i \end{aligned}$$

∴ 二乗和誤差関数 (3.106) は

$$\begin{aligned} \tilde{E}_D(w) &= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left(y_0 + \sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_{ni} - t_n \right)^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left\{ (y_0 - t_n) + \sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_{ni} \right\}^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left\{ \underbrace{(y_0 - t_n)^2}_{E_D(w)} + 2 \underbrace{(y_0 - t_n) \sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_{ni}}_{\textcircled{1}} + \underbrace{\left(\sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_{ni} \right)^2}_{\textcircled{2}} \right\} \end{aligned}$$

1次分布関数

① の期待値は y_0, t_n, w_i は ε_i に依存しないから

$$\mathbb{E} \left[\sum_{n=1}^N (y_0 - t_n) \sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_{ni} \right] = \sum_{n=1}^N (y_0 - t_n) \sum_{i=1}^D w_i \mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0$$

② の 1次分布関数期待値は

$$\mathbb{E}[\varepsilon_i \varepsilon_j] = \delta_{ij} \sigma^2$$

$$\mathbb{E} \left[\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \left(\sum_{i=1}^D w_i \varepsilon_{ni} \right)^2 \right] = \frac{1}{2} \mathbb{E} \left[\sum_{n=1}^N (w_1 \varepsilon_{n1} w_1 \varepsilon_{n1} + w_1 \varepsilon_{n1} w_2 \varepsilon_{n2} + \dots + w_D \varepsilon_{nD} w_D \varepsilon_{nD}) \right]$$

$$= \frac{1}{2} \mathbb{E} \left[\sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^D (w_i^2 \varepsilon_i^2) \right]$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^D w_i^2 \mathbb{E}[\varepsilon_i^2]$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{i=1}^D w_i^2 \sigma^2 = \frac{N}{2} \sum_{i=1}^D w_i^2 \sigma^2$$

よ、 $\tilde{E}_D(w)$ の、(1) 項は、由りて期待値は、

$$\mathbb{E}[\tilde{E}_D(w)] = \mathbb{E}[E_D(w)] + 0 + \frac{N^D}{2} \sum_{i=1}^D w_i^2 \sigma^2$$

$$= E_D(w) + \cancel{\frac{N^D}{2} \sum_{i=1}^D w_i^2 \sigma^2} + \frac{N^D}{2} \sum_{i=1}^D w_i^2 \sigma^2$$

第1項は (3.10b) 第2項は (1) $\lambda = N^D$ としたとき

2次正定項 (3.27), (3.29) と一致する。