

## 宿題 1

線形モデル  $f_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^b \theta_j \phi_j(\mathbf{x})$  を用いた L2 正則化回帰に、一つ抜き交差確認法を適用したときの二乗誤差  $L$  が次式のように表されることを示す。

$$L = \frac{1}{n} \|\tilde{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{H} \mathbf{y}\|^2 \quad (1)$$

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} - \Phi(\Phi^T \Phi + \lambda \mathbf{I})^{-1} \Phi^T \quad (2)$$

$$\tilde{\mathbf{H}} : \mathbf{H} \text{ と同じ対角成分を持ち、非対角成分は } 0 \quad (3)$$

訓練誤差  $L_{\text{train}}$  は、

$$L_{\text{train}} = \|\Phi \boldsymbol{\theta} - \mathbf{y}\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|\boldsymbol{\theta}\|^2 \quad (4)$$

これを最小にする  $\boldsymbol{\theta}$  は、上式の  $\boldsymbol{\theta}$  による偏微分が 0 である条件から得られて、

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\Phi^T \Phi + \lambda \mathbf{I})^{-1} \Phi^T \mathbf{y} \quad (5)$$

となる。これより、標本  $(\mathbf{x}_i, y_i)$  を除いた標本群を用いて学習したときに得られるパラメータ  $\boldsymbol{\theta}$  は、

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i = (\Phi_i^T \Phi_i + \lambda \mathbf{I})^{-1} \Phi_i^T \mathbf{y}_i \quad (6)$$

$$= (\Phi^T \Phi + \lambda \mathbf{I} - \phi_i \phi_i^T)^{-1} (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (7)$$

$$= (\mathbf{U} - \phi_i \phi_i^T)^{-1} (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (8)$$

と表される。ここで、

$$\mathbf{U} = \Phi^T \Phi + \lambda \mathbf{I} \quad (9)$$

とおいた。また、ShermanMorrison-Woodbury 公式を用いると、

$$(\mathbf{U} - \phi_i \phi_i^T)^{-1} = \mathbf{U}^{-1} + \frac{\mathbf{U}^{-1} \phi_i \phi_i^T \mathbf{U}^{-1}}{1 - \phi_i^T \mathbf{U}^{-1} \phi_i} \quad (10)$$

となることから、結局、

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i = \left( \mathbf{U}^{-1} + \frac{\mathbf{U}^{-1} \phi_i \phi_i^T \mathbf{U}^{-1}}{1 - \phi_i^T \mathbf{U}^{-1} \phi_i} \right) (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (11)$$

これより、 $\alpha_i = \phi_i^T \mathbf{U}^{-1} \phi_i$  とおくと、 $y_i$  の予測値  $\hat{y}_i$  は、

$$\hat{y}_i = \phi_i^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_i \quad (12)$$

$$= \phi_i^T \left( \mathbf{U}^{-1} + \frac{\mathbf{U}^{-1} \phi_i \phi_i^T \mathbf{U}^{-1}}{1 - \alpha_i} \right) (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (13)$$

$$= \frac{1}{1 - \alpha_i} (\phi_i^T (1 - \alpha_i) \mathbf{U}^{-1} + \phi_i^T \mathbf{U}^{-1} \phi_i \phi_i^T \mathbf{U}^{-1}) (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (14)$$

$$= \frac{1}{1 - \alpha_i} (\phi_i^T \mathbf{U}^{-1} - \alpha_i \phi_i^T \mathbf{U}^{-1} + \alpha_i \phi_i^T \mathbf{U}^{-1}) (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (15)$$

$$= \frac{\phi_i^T \mathbf{U}^{-1}}{1 - \alpha_i} (\Phi^T \mathbf{y} - \phi_i y_i) \quad (16)$$

$$= \frac{\phi_i^T \mathbf{U}^{-1} \Phi^T \mathbf{y} - \alpha_i y_i}{1 - \alpha_i} \quad (17)$$

よって、テスト誤差  $L$  は、

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (18)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{y} - \alpha_i y_i}{1 - \alpha_i} - y_i \right) \quad (19)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{y} - y_i}{1 - \alpha_i} \right) \quad (20)$$

となる。

また、 $\mathbf{H}$  と  $\tilde{\mathbf{H}}$  について、

$$\mathbf{H} = \mathbf{I} - \boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{\Phi}^T \boldsymbol{\Phi} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \boldsymbol{\Phi}^T \quad (21)$$

$$= \mathbf{I} - \boldsymbol{\Phi} \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^T \quad (22)$$

$$= \mathbf{I} - \begin{bmatrix} \boldsymbol{\phi}_1^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\phi}_1 & \cdots & \boldsymbol{\phi}_1^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\phi}_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{\phi}_n^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\phi}_1 & \cdots & \boldsymbol{\phi}_n^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\phi}_n \end{bmatrix} \quad (23)$$

より、 $\mathbf{H}$ （及び  $\tilde{\mathbf{H}}$ ）の  $i$  番目対角成分は  $1 - \alpha_i$ 、 $\tilde{\mathbf{H}}^{-1}$  の  $i$  番目対角成分は  $1/(1 - \alpha_i)$  となる。また、

$$\boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{y} - y_i = \sum_{j=1}^n \left( \boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\phi}_j y_j \right) - y_i \quad (24)$$

$$= -(\mathbf{H}\mathbf{y})_i \quad (25)$$

である。以上より、テスト誤差は、

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\boldsymbol{\phi}_i^T \mathbf{U}^{-1} \boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{y} - y_i}{1 - \alpha_i} \right) \quad (26)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{-(\mathbf{H}\mathbf{y})_i}{1 - \alpha_i} \right)^2 \quad (27)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \tilde{\mathbf{H}}_i^{-1} (\mathbf{H}\mathbf{y})_i \right)^2 \quad (28)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \tilde{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{H}\mathbf{y} \right)_i^2 \quad (29)$$

$$= \frac{1}{n} \|\tilde{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{H}\mathbf{y}\|^2 \quad (30)$$

となる。