

# 先端データ解析論 2

48-196406 電子情報学専攻

磯川 弘基

### HW.1

ガウスカーネルモデルに対する  $l_2$ -正則化を用いた最小二乗回帰の交差確認法を実装し、正則化パラメータとガウス幅を決定せよ

実装コードは別ファイル参照.

一つ抜きの場合、各パラメータを  $0.1 \sim 1.0$  の範囲で  $0.1$  ステップで探索したところ、 $h = 0.3, l = 0.1$  で誤差が最小となった.. このパラメータを用いてフィッティングを行った結果を図1に示す.

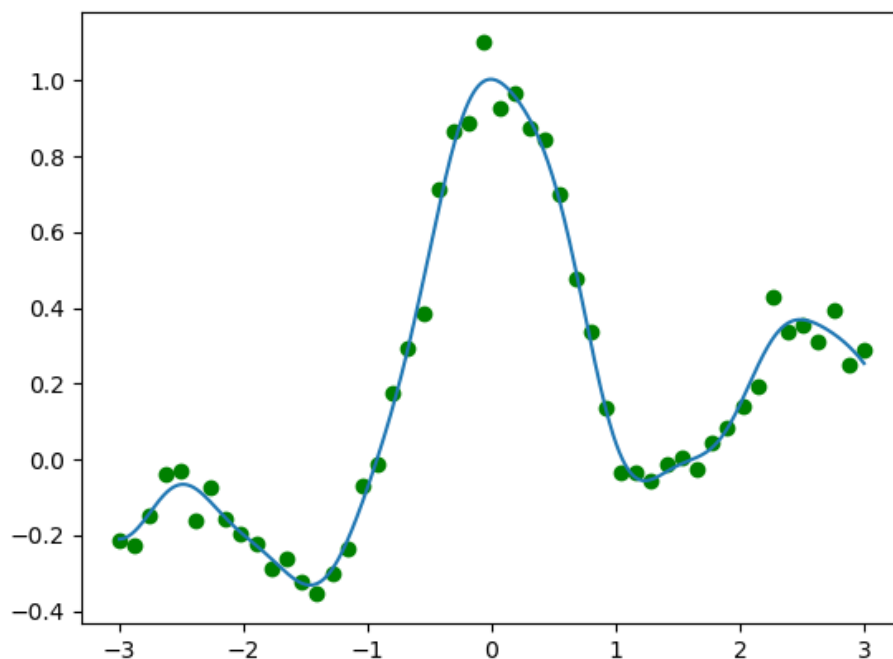


図 1: 一つ抜き交差確認法により得られた正則化パラメータ, 及びガウス幅を用いて最小二乗回帰を行った結果.

## HW.2

線形モデルを  $l_2$ -正則化回帰に対する一つ抜き交差確認による二乗誤差は、次式で解析的に計算できることを示せ.

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

$i$  を除いた際の線形モデルを  $l_2$ -正則化回帰を行う.

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i &= \arg \min_{\theta} \left[ \frac{1}{2} \sum_{j=1, (without j=i)}^n (f_{\theta_i}(x_j) - y_j)^2 + \frac{\lambda}{2} \|\theta_i\|^2 \right] \\ &= \arg \min_{\theta_i} \left[ \frac{1}{2} \|\Phi_i \theta_i - \mathbf{y}_i\|^2 + \frac{\lambda}{2} \|\theta_i\|^2 \right] \end{aligned}$$

$[\cdot]$  部分を  $\theta_i$  について微分する.

$$\nabla_{\theta_i} [\cdot] = \Phi_i^T \Phi_i \theta_i - \Phi_i^T \mathbf{y}_i + \lambda \theta_i$$

したがって,  $(x_i, y_i)$  を抜いて学習したパラメータ  $\hat{\theta}_i$  は, 以下を満たす.

$$\Phi_i^T \Phi_i \hat{\theta}_i - \Phi_i^T \mathbf{y}_i + \lambda \hat{\theta}_i = 0$$

これを,  $\hat{\theta}_i$  について整理すると, 以下の式が得られる.

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

ここで,  $\Phi_i$  と  $\Phi$  の関係について, 以下の関係が成り立つ.

$$\Phi_i^T \Phi_i = \Phi^T \Phi - \phi_i^T \phi_i$$

$$\Phi_i^T \mathbf{y}_i = \Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i$$

これらを用いて,  $\hat{\theta}_i$  を書き換える.

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i &= (\Phi^T \Phi - \phi_i^T \phi_i + \lambda I)^{-1} (\Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i) \\ &= (U - \phi_i^T \phi_i)^{-1} (\Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i) \\ &= (U^{-1} + \frac{U^{-1} \phi_i \phi_i^T U^{-1}}{1 - \phi_i^T U^{-1} \phi_i}) (\Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i) \quad (\because \text{逆行列の公式}) \end{aligned}$$

ここで,  $\hat{\theta}_i$  を用いて得られる,  $x_i$  に対する  $y_i$  の予測値  $y_{i(pred)}$  を考える.

$$\begin{aligned} y_{i(pred)} &= \phi_i^T \hat{\theta}_i \\ &= \phi_i^T (U^{-1} + \frac{U^{-1} \phi_i \phi_i^T U^{-1}}{1 - \phi_i^T U^{-1} \phi_i}) (\Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i) \\ &= \frac{\phi_i^T U^{-1} - \phi_i^T U^{-1} \phi_i \phi_i^T U^{-1} + \phi_i^T U^{-1} \phi_i \phi_i^T U^{-1}}{1 - \phi_i^T U^{-1} \phi_i} (\Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i) \\ &= \frac{\phi_i^T U^{-1} (\Phi^T \mathbf{y} - y_i \phi_i)}{1 - \phi_i^T U^{-1} \phi_i} \end{aligned}$$

したがって、すべての  $i$  に関する平均二乗誤差の平均を取ると、

$$\begin{aligned}\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|y_{i(pred)} - y_i\|^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{\phi_i^\top U^{-1} \Phi^\top y - y_i}{1 - \phi_i^\top U^{-1} \phi_i} \right)^2 \\ &= \frac{1}{n} \left\| \tilde{H}^{-1} H y \right\|^2\end{aligned}$$

が得られる.