

## 練習問題 6-1

(1)

ノイズ（誤差項） $\boldsymbol{\varepsilon}$  が正規分布  $N(0, 1)$  に従うから，最尤推定による解と最小二乗法による解は一致する。  
`scipy.optimize.leastsq` を用いて最小二乗法による解を求めると，

$$a = 1.059 \quad (1)$$

と求まる。

(2)

$a$  の事前分布が  $p(a) = N(1, 0.09)$  であるとする。ノイズの分散を  $\sigma_{\varepsilon}^2$ ， $a$  の平均を  $\mu_a$ ，分散を  $\sigma_a^2$  とする。  
 まず一般の線形回帰問題を考える。以下のようなモデルの MAP 推定を行う。

$$\mathbf{y} = \mathbf{a}^T \mathbf{X} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon}^2) \quad (3)$$

$$p(\mathbf{a}) = N(\mu_a, \sigma_a^2) \quad (4)$$

対数尤度関数は以下ようになる。

$$\begin{aligned} LL(\mathbf{a}, \sigma_{\varepsilon}^2) &= \log \prod_{i=1}^N p(y_i | \mathbf{x}_i, \mathbf{a}, \sigma_{\varepsilon}^2) p(\mathbf{a}) \\ &= \sum_{i=1}^N \log \{ p(y_i | \mathbf{x}_i, \mathbf{a}, \sigma_{\varepsilon}^2) p(\mathbf{a}) \} \\ &= \sum_{i=1}^N \log \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\varepsilon}^2}} \exp \left( -\frac{(\varepsilon_i)^2}{2\sigma_{\varepsilon}^2} \right) \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_a^2}} \exp \left( -\frac{(a_i - \mu_a)^2}{2\sigma_a^2} \right) \right\} \\ &= \sum_{i=1}^N \left\{ -\frac{1}{2\sigma_{\varepsilon}^2} \varepsilon_i^2 - \frac{1}{2\sigma_a^2} (a_i - \mu_a)^2 \right\} - \frac{N}{2} \{ \log(2\pi\sigma_{\varepsilon}^2) + \log(2\pi\sigma_a^2) \} \\ &= -\frac{1}{2\sigma_{\varepsilon}^2} \left( \|\boldsymbol{\varepsilon}\|^2 + \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sigma_a^2} \|(\mathbf{a} - \mu_a)\|^2 \right) - N \log(2\pi\sigma_{\varepsilon}\sigma_a) \\ &= -\frac{1}{2\sigma_{\varepsilon}^2} \left( \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 + \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sigma_a^2} \|(\mathbf{a} - \mu_a)\|^2 \right) - N \log(2\pi\sigma_{\varepsilon}\sigma_a) \end{aligned}$$

よって，

$$LL(\mathbf{a}, \sigma_{\varepsilon}^2) \text{ が最大} \quad \Leftrightarrow \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 + (\sigma_{\varepsilon}^2 / \sigma_a^2) \|(\mathbf{a} - \mu_a)\|^2 \text{ が最小} \quad (5)$$

ここで，

$$\lambda = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sigma_a^2} \quad (6)$$

とおくと， $\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 + \lambda \|(\mathbf{a} - \mu_a)\|^2$  を最小にすればよいことがわかる。

ここで、配布資料より、

$$\begin{aligned}\log p(\mathbf{a}|\mathbf{X}, \mathbf{y}, \sigma^2) &= -\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 - \frac{\lambda}{2\sigma^2} \|\mathbf{a}\|^2 + \text{Const.} \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} (\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|^2) + \text{Const.}\end{aligned}\tag{7}$$

を最大にする  $\mathbf{a}$  は、

$$\hat{\mathbf{a}}_{\text{MAP}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{y})\tag{8}$$

となることがわかる。よって、

$$\mathbf{b} = \mathbf{a} - \mu_a, \quad \mathbf{z} = \mathbf{y} - \mu_a \mathbf{X}\tag{9}$$

と変換すると、

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 + \lambda \|\mathbf{a} - \mu_a\|^2 = \|\mathbf{z} - \mathbf{X}\mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{b}\|^2\tag{10}$$

を最小にすればよいから、その解は、

$$\hat{\mathbf{b}}_{\text{MAP}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{z})\tag{11}$$

結局、対数尤度関数  $LL(\mathbf{a}, \sigma_e^2)$  を最大にする  $\mathbf{a}$  は、

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{a}}_{\text{MAP}} &= \hat{\mathbf{b}}_{\text{MAP}} + \mu_a \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{z}) + \mu_a \\ &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mu_a \mathbf{X}^T \mathbf{X}) + \mu_a\end{aligned}\tag{12}$$

と表せる。

式 (12) に、

$$\mu_a = 1\tag{13}$$

$$\lambda = \frac{\sigma_e^2}{\sigma_a^2} = \frac{1}{0.09} = \frac{100}{9}\tag{14}$$

$$\tag{15}$$

と  $\mathbf{X}, \mathbf{y}$  を代入すると、

$$a = 1.028\tag{16}$$

を得る。

以下に MLE, MAP 推定それぞれの結果のグラフを示した。

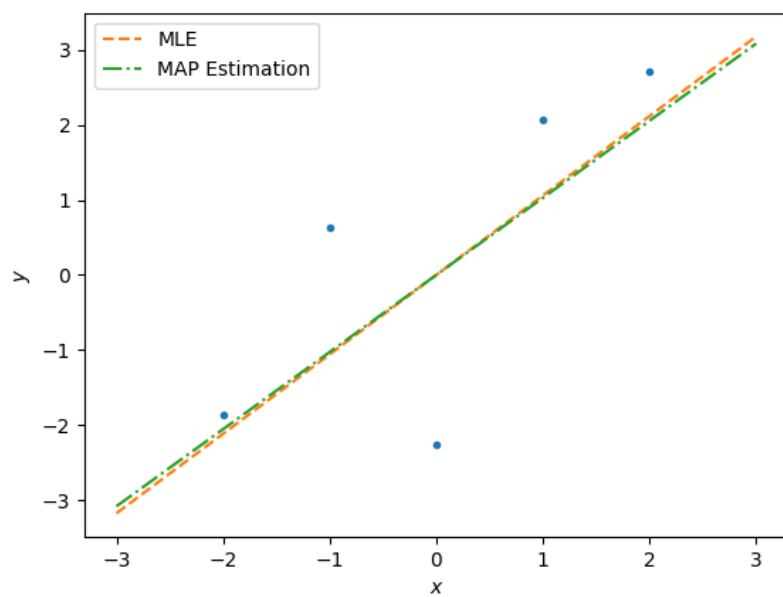


図 1: 【練習問題 6-1】 MLE と MAP 推定による線形回帰のグラフ