

宿題 1

入力 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ ，期待値 $\boldsymbol{\mu} \in \mathbb{R}^d$ ，共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma} \in \mathbb{R}^{d \times d}$ のガウスモデルは次のように表される。

$$q(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} \det(\boldsymbol{\Sigma})^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right) \quad (1)$$

標本 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^n$ に対して，このモデルの最尤推定量 $\hat{\boldsymbol{\mu}}_{\text{ML}}$ ， $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\text{ML}}$ を求める。対数尤度は次のようになる。

$$\log L(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \sum_{i=1}^n q(\mathbf{x}_i; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (2)$$

$$= \sum_{i=1}^n \left(-\frac{d}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log(\det(\boldsymbol{\Sigma})) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \right) \quad (3)$$

$$= -\frac{nd}{2} \log(2\pi) - \frac{n}{2} \log(\det(\boldsymbol{\Sigma})) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad (4)$$

$$(5)$$

ここで，各要素の分散が等しく，共分散が 0 となる，すなわち $\boldsymbol{\Sigma} = \sigma^2 \mathbf{I}$ であるガウスモデルを考えると，

$$q(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left(-\frac{(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

となる。このとき， $\det(\boldsymbol{\Sigma}) = \sigma^{2d}$ ， $\boldsymbol{\Sigma}^{-1} = (1/\sigma^2)\mathbf{I}$ から，対数尤度は，

$$\log L(\boldsymbol{\mu}, \sigma) = -\frac{nd}{2} \log(2\pi) - nd \log(\sigma) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad (7)$$

$$(8)$$

$\boldsymbol{\mu}, \sigma$ でそれぞれ偏微分して，

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}} (\log L(\boldsymbol{\mu}, \sigma)) = \frac{1}{\sigma^2} \left(-n\boldsymbol{\mu} + \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \right) \quad (9)$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} (\log L(\boldsymbol{\mu}, \sigma)) = -\frac{nd}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad (10)$$

これらをそれぞれ 0, 0 と置くことで， L に最大値を与える $\boldsymbol{\mu}, \sigma$ が得られる。つまり，

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_{\text{ML}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_{\text{ML}}^2 = \frac{1}{nd} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad (12)$$

$$= \frac{1}{nd} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^d \left(x_i^{(j)} - \hat{\mu}_{\text{ML}}^{(j)} \right)^2 \quad (13)$$