

統計的機械学習
第十一回 レポート

37-196360 森田涼介

2019 年 7 月 11 日

宿題

観測データ $\mathcal{D}_{1:n} = \{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^n$ ($y_i \in \mathbb{R}$) について、以下を仮定する。

$$y_i = f(\mathbf{x}_i) \quad (i = 1, \dots, n) \quad (1)$$

$$f \sim \mathcal{GP}(f|m, \kappa) \quad (2)$$

これより、

$$y_i = f(\mathbf{x}_i) \sim \mathcal{N}(m(\mathbf{x}_i), \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i)) \quad (3)$$

である。このとき、未知の入力 \mathbf{x}_* に対する $f(\mathbf{x})$ の分布は、

$$p(f(\mathbf{x}_*)|\mathcal{D}_{1:n}) = \mathcal{N}(f(\mathbf{x}_*)|\mu_n(\mathbf{x}_*), \sigma_n^2(\mathbf{x}_*)) \quad (4)$$

となる。 $\mu_n(\mathbf{x}_*)$, $\sigma_n^2(\mathbf{x}_*)$ を解析的に求める。

$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ は平均 $\boldsymbol{\mu}$, 分散 $\boldsymbol{\Sigma}$ の正規分布 $\mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$ に従うとする。また、 $\mathbf{y}_1 \in \mathbb{R}^l$, $\mathbf{y}_2 \in \mathbb{R}^m$, ($l+m=n$) を用いて、

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

と分割して定義する。これに対し、 $\boldsymbol{\mu}$, $\boldsymbol{\Sigma}$ も分割して、

$$\boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{11} & \boldsymbol{\Sigma}_{12} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{21} & \boldsymbol{\Sigma}_{22} \end{bmatrix} \quad (7)$$

とする。 \mathbf{y}_1 が与えられた下での \mathbf{y}_2 の条件付き確率を次のように仮定する。

$$p(\mathbf{y}_2|\mathbf{y}_1) = \mathcal{N}(\mathbf{y}_2|\hat{\boldsymbol{\mu}}_2, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_2) \quad (8)$$

このとき、次式が成立する。

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_2 = \boldsymbol{\mu}_2 + \boldsymbol{\Sigma}_{21}\boldsymbol{\Sigma}_{11}^{-1}(\mathbf{y}_1 - \boldsymbol{\mu}_1) \quad (9)$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_2 = \boldsymbol{\Sigma}_{22} - \boldsymbol{\Sigma}_{21}\boldsymbol{\Sigma}_{11}^{-1}\boldsymbol{\Sigma}_{12} \quad (10)$$

いま、

$$\mathbf{y}_{1:n} = [y_1 \quad \dots \quad y_n]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{m}(\mathbf{x}_{1:n}) = [m(\mathbf{x}_1) \quad \dots \quad m(\mathbf{x}_n)]^T \quad (12)$$

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_{1:n}) = \begin{bmatrix} \kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \cdot & \kappa(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \kappa(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_1) & \cdot & \kappa(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n) \end{bmatrix} \quad (13)$$

と表すと、

$$\mathbf{y}_{1:n} = f(\mathbf{x}_{1:n}) \sim \mathcal{N}(\mathbf{m}(\mathbf{x}_{1:n}), \mathbf{K}(\mathbf{x}_{1:n})) \quad (14)$$

であり、また、

$$y_* = f(\mathbf{x}_*) \sim \mathcal{N}(m_*, \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*)) \quad (15)$$

である。このとき、

$$\mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_{1:n}) = [\mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_1) \quad \cdots \quad \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_n)]^T \quad (16)$$

とおくと、

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_{1:n} \\ y_* \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}\left(\begin{bmatrix} \mathbf{m}(\mathbf{x}_{1:n}) \\ m(\mathbf{x}_*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(\mathbf{x}_{1:n}) & \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_{1:n}) \\ \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_{1:n})^T & \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) \end{bmatrix}\right) \quad (17)$$

と表せる。

$$p(y_* | \mathbf{y}_{1:n}) = p(f(\mathbf{x}_*) | \mathcal{D}_{1:n}) = \mathcal{N}(f(\mathbf{x}_*) | \mu_n(\mathbf{x}_*), \sigma_n^2(\mathbf{x}_*)) \quad (18)$$

とおき、 \mathbf{y}_1 を $\mathbf{y}_{1:n}$ に、 \mathbf{y}_2 を y_* に置き換えて考える。すると、式 (5) – (10) より、次式が成立する。

$$\mu_n(\mathbf{x}_*) = m(\mathbf{x}_*) + \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_{1:n})^T \mathbf{K}(\mathbf{x}_{1:n})^{-1} (\mathbf{y}_{1:n} - \mathbf{m}(\mathbf{x}_{1:n})) \quad (19)$$

$$\sigma_n^2(\mathbf{x}_*) = \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_{1:n})^T \mathbf{K}(\mathbf{x}_{1:n})^{-1} \mathbf{\kappa}(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_{1:n}) \quad (20)$$