

第 4 回演習問題

機械知能工学専攻 知能制御工学コース 17344219 二宮 悠二

問題

1. ベイズの定理の証明をせよ.
2. x_1, x_2, \dots, x_N が平均 μ , 分散 σ^2 の正規分布から独立に発生した数値データであるとき, これらの平均値 $\bar{\mu}$, 分散 σ^2 の最尤推定量を求めよ (解答例中の数式 ①~⑥ を記述せよ).

解答

1. ベイズの定理とは, 次式で与えられる条件付き確率に関して成り立つ定理である.

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(A)} \quad (1)$$

この定理が成り立つことを証明する.

(証明)

ある標本空間で定義される二つの事象 A, B について, 次のような三つの確率が定義できる.

- 同時確率 $P(A, B)$: A と B が同時に起こる確率.
- 周辺確率 $P(A), P(B)$: 他の事象に関わりのない一つの事象だけの確率
- 条件付確率 $P(A|B)$: B が起きたという条件の元で A が起こる確率.

上記の定義を用いて, 条件付確率は次のように定義される.

$$P(A|B) = \frac{P(A, B)}{P(B)}, \quad P(B|A) = \frac{P(A, B)}{P(A)} \quad (2)$$

このとき, $P(A) \neq 0, P(B) \neq 0$ である. (2) 式をそれぞれ変形すると, 次式を得る.

$$P(A, B) = P(A|B)P(B) \quad (3)$$

$$P(A, B) = P(B|A)P(A) \quad (4)$$

(3), (4) 式は等しいので, 次の関係式を得ることができる.

$$\begin{aligned} P(A|B)P(B) &= P(B|A)P(A) \\ P(A|B) &= \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)} \end{aligned} \quad (5)$$

(以上)

2. まず, 平均 μ , 分散 σ^2 の正規分布の確率密度は以下のように表せる.

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2} \quad (6)$$

これより, 尤度は次のように書ける.

$$L = \prod_{\alpha=1}^N \textcircled{1} = \textcircled{2} \quad (7)$$

$$\textcircled{1} \quad \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x_\alpha - \mu)^2/2\sigma^2}$$

$$\textcircled{2} \quad \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})^N} \prod_{\alpha=1}^N e^{-(x_\alpha - \mu)^2/2\sigma^2}$$

これを最大化する μ と σ^2 を求めるためには, 次の $J = -\log L$ を最小にする μ と σ^2 を求めればよい.

$$J = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{\alpha=1}^N \textcircled{3} + \frac{N}{2} \log 2\pi\sigma^2 \quad (8)$$

$$\textcircled{3} \quad (x_\alpha - \mu)^2$$

これを μ と σ^2 で微分して 0 とおくと, それぞれ次のようになる.

$$\frac{\partial J}{\partial \mu} = -\frac{1}{\sigma^2} \sum_{\alpha=1}^N (x_\alpha - \mu) = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \sigma^2} = \textcircled{4} = 0 \quad (10)$$

$$\textcircled{4} \quad -\frac{1}{2\sigma^4} \sum_{\alpha=1}^N (x_\alpha - \mu)^2 + \frac{N}{2\sigma^2}$$

これを μ と σ^2 について解いたものを $\bar{\mu}$ と $\bar{\sigma}^2$ とすると, 次のようになる.

$$\bar{\mu} = \textcircled{5} \quad (11)$$

$$\bar{\sigma}^2 = \textcircled{6} \quad (12)$$

$$\textcircled{5} \quad \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N x_\alpha$$

$$\textcircled{6} \quad \frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N (x_\alpha - \mu)^2$$

これより, 母平均 μ , 母分散 σ^2 の最尤推定量 $\bar{\mu}$ と $\bar{\sigma}^2$ は, それぞれサンプル平均とサンプル分散に

等しいことがわかる.

参考文献

- [1] 足立 修一・丸田 一郎, ” カルマンフィルタの基礎 ”, 東京電機大学出版局, pp.76-80, 2012.