

การประมาณค่าพารามิเตอร์

1. วิธี Expectation

ต้องการทราบว่า \bar{x} สามารถประมาณ μ ได้ถูกต้องหรือไม่

พิสูจน์ว่า $E[\bar{x}] = \mu$ หรือไม่

$$\begin{aligned} E[\bar{x}] &= E\left[\frac{\sum x_i}{n}\right] \\ &= \frac{E[x_1 + x_2 + \dots + x_n]}{n} \\ &= \frac{E[x_1] + E[x_2] + \dots + E[x_n]}{n} \\ &= \frac{\mu + \mu + \dots + \mu}{n} \\ &= \frac{n\mu}{n} = \mu \end{aligned}$$

ดังนั้น \bar{x} เป็นตัวประมาณค่าเฉลี่ยประชากร (μ)

จะได้ว่า \bar{x} ประมาณค่า μ ได้ถูกต้องไม่เอนเอียง (Unbiased)

2. วิธี Maximum Likelihood Estimator (MLE)

ถ้าทราบการแจกแจงความน่าจะเป็นของข้อมูล เช่น x แจกแจงปัวซอง

มีฟังก์ชันความน่าจะเป็น $f(x) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^x}{x!}$; $x = 0, 1, \dots$ มีค่าพารามิเตอร์ λ

สามารถประมาณ λ ด้วยวิธี Maximum Likelihood Estimator ตามขั้นตอนได้ดังนี้

1) หา Likelihood function ของพารามิเตอร์ λ หรือหา $L(\lambda)$

$L(\lambda)$ คือ ผลคูณของฟังก์ชันความน่าจะเป็นของตัวอย่างทั้งหมด

$$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = f(x_1) \times f(x_2) \times \dots \times f(x_n)$$

ถ้าสุ่มตัวอย่างขนาด n คือ x_1, x_2, \dots, x_n เมื่อ x แจกแจงปัวซอง จะได้ว่า

$$f(x_1) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^{x_1}}{x_1!}$$

$$f(x_2) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^{x_2}}{x_2!}$$

⋮

$$f(x_n) = \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^{x_n}}{x_n!}$$

$$\begin{aligned}
L(\lambda) &= \prod_{i=1}^n f(x_i) \\
&= \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^{x_1}}{x_1!} \times \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^{x_2}}{x_2!} \times \dots \times \frac{e^{-\lambda} \cdot \lambda^{x_n}}{x_n!} \\
&= \frac{[e^{-\lambda}]^n \cdot \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\prod_{i=1}^n x_i!}
\end{aligned}$$

2) หาอนุพันธ์

$$\begin{aligned}
\text{จะได้ } \partial L(\lambda) &= \frac{\partial [e^{-\lambda}]^n \cdot \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\partial \lambda \prod_{i=1}^n x_i!} \\
&= \frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i!} \left[(e^{-\lambda})^n \frac{\partial \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\partial \lambda} + \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} \frac{\partial (e^{-\lambda})^n}{\partial \lambda} \right] \\
&= \frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i!} \left[(e^{-\lambda})^n \sum_{i=1}^n x_i \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} \frac{\partial \lambda}{\partial \lambda} + \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} n (e^{-\lambda})^{n-1} \frac{\partial e^{-\lambda}}{\partial \lambda} \right] \\
&= \frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i!} \left[(e^{-\lambda})^n \sum_{i=1}^n x_i \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} - \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} n (e^{-\lambda})^{n-1} e^{-\lambda} \right] \\
&= \frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i!} \left[(e^{-\lambda})^n \sum_{i=1}^n x_i \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} - \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} n (e^{-\lambda})^n \right]
\end{aligned}$$

3) เทียบอนุพันธ์ที่หาได้ในข้อ 2 ให้เท่ากับ 0

$$\frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i!} \left[(e^{-\lambda})^n \sum_{i=1}^n x_i \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} - \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} n (e^{-\lambda})^n \right] = 0$$

$$(e^{-\lambda})^n \sum_{i=1}^n x_i \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} = \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} n (e^{-\lambda})^n$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i - 1}}$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \lambda$$

$$\bar{x} = \lambda$$

∴ ใช้ค่าเฉลี่ยตัวอย่าง (\bar{x}) ประมาณค่าเฉลี่ยประชากร (λ)

x มีการแจกแจงแบร์นูลลี มีพารามิเตอร์ p $f(x) = p^x(1-p)^{1-x}$; $x = 0,1$ สุ่มตัวอย่างขนาด n คือ x_1, x_2, \dots, x_n จะได้ว่า

$$f(x_1) = p^{x_1}(1-p)^{1-x_1}$$

$$f(x_2) = p^{x_2}(1-p)^{1-x_2}$$

∴

$$f(x_n) = p^{x_n}(1-p)^{1-x_n}$$

1) หา Likelihood function ของพารามิเตอร์ p หรือ L(p)

$$\begin{aligned} L(p) &= \prod_{i=1}^n f(x_i) \\ &= p^{x_1}(1-p)^{1-x_1} \times p^{x_2}(1-p)^{1-x_2} \times \dots \times p^{x_n}(1-p)^{1-x_n} \\ &= p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{\sum_{i=1}^n (1-x_i)} \\ &= p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n - \sum_{i=1}^n x_i} \end{aligned}$$

2) หาอนุพันธ์

$$\begin{aligned} \text{จะได้ } \frac{\partial L(p)}{\partial p} &= \frac{\partial}{\partial p} \left[p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i)} \right] \\ &= p^{\sum_{i=1}^n x_i} \frac{\partial (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i)}}{\partial p} + (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i)} \frac{\partial p^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\partial p} \\ &= p^{\sum_{i=1}^n x_i} (n - \sum_{i=1}^n x_i) (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i) - 1} \frac{\partial (1-p)}{\partial p} + (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i)} \sum_{i=1}^n x_i p^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} \frac{\partial p}{\partial p} \\ &= -p^{\sum_{i=1}^n x_i} (n - \sum_{i=1}^n x_i) (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i) - 1} + (1-p)^{(n - \sum_{i=1}^n x_i)} \sum_{i=1}^n x_i p^{\sum_{i=1}^n x_i - 1} \end{aligned}$$

3) เทียบอนุพันธ์ที่หาได้ในข้อ 2 ให้เท่ากับ 0

$$0 = -p \sum_{i=1}^n x_i (n - \sum_{i=1}^n x_i)(1-p)^{(n-\sum_{i=1}^n x_i)-1} + (1-p) \sum_{i=1}^n x_i p^{(n-\sum_{i=1}^n x_i)-1}$$

$$\frac{p \sum_{i=1}^n x_i (n - \sum_{i=1}^n x_i) (1-p)^{(n-\sum_{i=1}^n x_i)-1}}{p \sum_{i=1}^n x_i - 1} = \frac{(1-p) \sum_{i=1}^n x_i}{(1-p)^{(n-\sum_{i=1}^n x_i)-1}}$$

$$p(n - \sum_{i=1}^n x_i) = (1-p) \sum_{i=1}^n x_i$$

$$np - p \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n x_i - p \sum_{i=1}^n x_i$$

$$np = \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = p$$

$$\bar{x} = p$$

∴ ใช้ค่าเฉลี่ยตัวอย่าง (\bar{x}) ประมาณค่าเฉลี่ยประชากร (p)