

● 一般概念

设 $\{\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^N\}$ 为 N 个用于估计一未知参数 θ 的密度函数的样本， \mathbf{x}^i 被一个接着一个逐次地给出。于是用贝叶斯定理，可以得到在给出了 $\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^N$ 之后， θ 的后验概率密度的迭代表示式为：

$$p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^N) = \frac{p(\mathbf{x}^N | \theta, \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})}{p(\mathbf{x}^N | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})}$$

#注#

$$\begin{aligned} p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^N) &= \frac{p(\mathbf{x}^N | \theta, \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})}{p(\mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^N)} \\ &= \frac{p(\mathbf{x}^N | \theta, \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})}{p(\mathbf{x}^N | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{x}^N | \theta, \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})}{p(\mathbf{x}^N | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})} \end{aligned}$$

其中，对于 $p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^N)$ 而言， $p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})$ 是它的先验概率，当加入新的样本 \mathbf{x}_N 后，得到经过修正的新的概率密度 $p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^N)$ 。如此一步步向前推，则 $p(\theta)$ 应为最初先验概率密度，当读入第一个样本 \mathbf{x}^1 时，经过贝叶斯定理计算，可得到后验概率密度 $p(\theta | \mathbf{x}^1)$ 。以此为新的第一步，将 $p(\theta | \mathbf{x}^1)$ 作为第二步计算的先验概率密度，读入样本 \mathbf{x}_2 ，又得到第二步的后验概率密度 $p(\theta | \mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2)$ ，依此可以算出最后的后验概率密度 $p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^N)$ ，从而得到最终的结果。

这里，需要先知道最初先验的概率密度函数 $p(\theta)$ 。至于全概率 $p(\mathbf{x}^N | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1})$ 则可通过下式算出：

$$p(\mathbf{x}^N | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) = \int_{\mathbf{x}} p(\mathbf{x}^N | \theta, \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) p(\theta | \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^{N-1}) d\theta$$

该值与未知量 θ 无关，可认为是一定值。