

# Lecture 03: Conditional Probability and Bayes Formula

## Conditional Probability

“事件  $A$  和  $B$  同时发生的概率”与“ $B$  发生的条件下， $A$  发生的概率”不一定相等！

- “事件  $A$  和  $B$  同时发生”是在  $\Omega$  中寻找  $A \cap B$ ,  $P(A \cap B) = \frac{|A \cap B|}{|\Omega|}$ 。
- “ $B$  发生的条件下， $A$  发生”，样本空间退化为  $B$ ,  $P(A|B) = \frac{|A \cap B|}{|B|}$ 。

**Definition 3.1** 设事件  $A, B$  满足  $P(B) > 0$ , 则称  $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$  为在事件  $B$  发生的条件下事件  $A$  发生的概率。

注：若将  $B$  视为一个样本空间  $\Omega_B$ , 则可定义概率空间  $(\Omega_B, \mathcal{F}_B, P_B)$ , 其中  $\mathcal{F}_B = \{A \cap B | A \in \mathcal{F}\}$ ,  $P_B(A) = P(A|B)$ 。此时若直接取  $P$  为  $\Omega_B$  的概率测度, 即令  $P_B = P$ , 则  $P_B(B) < 1$ , 违反了概率空间的定义 (出现了某种概率损失), 所以应该对其除掉  $P(B)$  进行一个归一化:  $P_B(A) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$ 。

事实上,  $P_B$  也是  $(\Omega, \mathcal{F})$  上的一个概率

- $P_B(A) \geq 0$ ,  $P_B(\Omega) = 1$ ;
- 满足可列可加性。

因此, 之前推导的关于交、并的概率公式在条件概率上仍然适用。 $P_B$  的特点是将所有发生的事件聚焦在  $B$  以内, 即对于任意  $A \cap B = \emptyset$ ,  $P_B(A) = 0$ 。

**乘法公式:** 当  $P(A_{n-1} \cdots A_1) > 0$  时,

$$P(A_n A_{n-1} \cdots A_1) = P(A_n | A_{n-1} A_{n-2} \cdots A_1) P(A_{n-1} | A_{n-2} \cdots A_1) \cdots P(A_2 | A_1) P(A_1)$$

注：对于任意  $1 \leq m \leq n-1$ ,  $\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i \subseteq \bigcap_{i=1}^m A_i$ , 因此  $P(\bigcap_{i=1}^{n-1} A_i) > 0$  的条件已经为之后所有的条件概率做好了假设。

**【例】**  $n$  个人抽签, 求放回/不放回的情况下, 第  $k$  个人抽中的概率。

解：令  $A_k$  表示事件“第  $k$  个人抽中”, 则要求  $P(\overline{A_k} \overline{A_{k-1}} \cdots \overline{A_1})$ , 根据乘法公式,

$$P(\overline{A_k} \overline{A_{k-1}} \cdots \overline{A_1}) = P(\overline{A_k} | \overline{A_{k-1}} \cdots \overline{A_1}) P(\overline{A_{k-1}} | \overline{A_{k-2}} \cdots \overline{A_1}) \cdots P(\overline{A_2} | \overline{A_1}) P(\overline{A_1})$$

(a) 当  $k=1$  时,  $P(\overline{A_k}) = \frac{n-1}{n}$ , 当  $k \geq 2$  时,  $P(\overline{A_1}) = \frac{n-1}{n}$ , 对于任意  $2 \leq m \leq k-1$ ,  $P(\overline{A_m} | \overline{A_{m-1}} \cdots \overline{A_1}) = \frac{n-m}{n-m+1}$ ,  $P(\overline{A_k} | \overline{A_{k-1}} \cdots \overline{A_1}) = \frac{1}{n-k+1}$ , 所以

$$P = (\prod_{m=1}^{k-1} \frac{n-m}{n-m+1}) \frac{1}{n-k+1} = \frac{1}{n}$$

(b) 当  $k=1$  时,  $P(\overline{A_k}) = \frac{1}{n}$ , 当  $k \geq 2$  时,  $P(\overline{A_1}) = \frac{n-1}{n}$ , 对于任意  $2 \leq m \leq k-1$ ,  $P(\overline{A_m} | \overline{A_{m-1}} \cdots \overline{A_1}) = \frac{n-1}{n}$ ,  $P(\overline{A_k} | \overline{A_{k-1}} \cdots \overline{A_1}) = \frac{1}{n}$ , 所以  $P = (\frac{n-1}{n})^{k-1} \frac{1}{n}$ 。

## Total Probability Formula

**Definition 3.2** 若事件  $A_1, A_2, \dots, A_n$  满足

- 对于任意  $1 \leq i < j \leq n$ ,  $A_i \cap A_j = \emptyset$ ;
- $\bigcup_{i=1}^n A_i = \Omega$ 。

则称  $A_1, \dots, A_n$  为  $\Omega$  的一个划分/完备事件集。

**Theorem 3.3** (全概率公式) 设  $A_1, \dots, A_n$  为  $\Omega$  的一个划分, 则

$$P(B) = \sum_{i=1}^n P(BA_i) = \sum_{i=1}^n P(A_i)P(B|A_i) \mathbb{1}_{\{P(A_i) > 0\}}$$

其中最后的部分是示性函数 (indicator function), 表示略过  $P(A_i) = 0$  的那些部分的条件概率。

Proof: 首先有  $B = B\Omega = B(\bigcup_{i=1}^n A_i) = \bigcup_{i=1}^n (BA_i)$ , 且  $BA_i$  彼此互不相容, 所以

$$P(B) = P\left(\bigcup_{i=1}^n (BA_i)\right) \stackrel{\text{可列可加性}}{=} \sum_{i=1}^n P(BA_i) \quad \blacksquare$$

注: 全概率公式对于无限可列的划分仍然成立。

对于全概率公式的一个感性理解是: **如果要计算事件A的概率, 我们可以“分类讨论”A在各种情况下发生的概率, 再全部加起来。**

对于一个条件概率  $P(B|C)$ , 我们可以考虑一个划分  $A_1, \dots, A_n$  并将其写为

$P(B|C) = \sum_{i=1}^n P(BA_i|C)$ 。若这仍不好算, 仍然可以有以下变形:

$$\sum_{i=1}^n P(BA_i|C) = \sum_{i=1}^n \frac{P(BA_iC)}{P(C)} = \sum_{i=1}^n \frac{P(A_iC)}{P(C)} P(B|A_iC) \mathbb{1}_{\{P(A_iC) > 0\}}$$

我们将条件  $C$  加强到了条件  $A_iC$ , 从而可能更容易计算。

**【例】** 有两批灯泡各10支, 第一批有一个次品, 第二批有两个次品。运输过程中两批各打碎了一个。现从剩余灯泡中抽取一个, 抽到次品的概率是多少?

解: 讨论打碎的两个灯泡的情况:

$B_1 = (\text{好}, \text{好}), B_2 = (\text{好}, \text{次}), B_3 = (\text{次}, \text{好}), B_4 = (\text{次}, \text{次})$ 。记  $A$  为抽到次品这个事件

$$\begin{aligned} P(A) &= P(B_1)P(A|B_1) + P(B_2)P(A|B_2) + P(B_3)P(A|B_3) + P(B_4)P(A|B_4) \\ &= \frac{9}{10} \cdot \frac{8}{10} \cdot \frac{3}{18} + \frac{9}{10} \cdot \frac{2}{10} \cdot \frac{2}{18} + \frac{1}{10} \cdot \frac{8}{10} \cdot \frac{2}{18} + \frac{1}{10} \cdot \frac{2}{10} \cdot \frac{1}{18} \\ &= \frac{3}{20} \end{aligned}$$

## Bayes Formula

在全概率公式  $P(B) = \sum_{i=1}^n P(A_i)P(B|A_i)$  中,  $B$  可以看作发生的结果,  $A_i$  可以看作  $B$  发生的可能原因。  $P(A_i)$  被称为先验概率,  $P(A_i|B)$  衡量了  $B$  已经发生的情况下原因发生的可能性, 称为后验概率。

**Theorem 3.4** (贝叶斯公式) 设  $A_1, \dots, A_n$  为  $\Omega$  的一个划分, 对于任意  $1 \leq k \leq n$ ,  $P(A_k) > 0$ 。则对于  $B \in \mathcal{F}$ , 我们有

$$P(A_k|B) = \frac{P(A_kB)}{P(\Omega B)} = \frac{P(A_k)P(B|A_k)}{\sum_{i=1}^n P(A_i)P(B|A_i)}$$

**【例】** 有一种罕见病, 用某方法来检测时, 一个人患病且被检测出有病的概率是 0.95, 一个人没有患病且被检测出没病的概率是 0.9, 正常人中罕见病发病率为 0.0004。现有一个人检测出有病, 他真正有病的概率是多少?

解: 令  $C = \{\text{某人患罕见病}\}, A = \{\text{某人被检测出罕见病}\}$ , 则

$$P(C|A) = \frac{P(C)P(A|C)}{P(C)P(A|C) + P(\overline{C})P(A|\overline{C})} = \frac{0.0004 \cdot 0.95}{0.0004 \cdot 0.95 + 0.9996 \cdot 0.1} \approx 0.003$$

该概率实际上非常小的原因是：人群中不患病的很多，而不患病情况下的误诊率不够小，这导致有很大概率都是这种情况导致的检测结果异常。