# 條件機率(Conditional Probability)與貝氏定理 (Bayes' theorem)

## 條件機率(Conditional Probability)

在某個事件確實已經發生的前提下,另一個事件發生的機率,所以也稱為事後機率(Posterior probability)

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

分子:A和B兩個事件同時發生的機率

分母:B事件發生的機率,也稱為事前機率(Prior probability)

### 例子(條件機率):

假設有個群體總數100人,男生有40人,女生有60人,而男生中長髮的人數為10人,短髮為30人,女生長髮有40人,短髮有20人,假設A事件是長髮,B事件是女生,那麼當你隨機從這100人抽樣1人,以下機率是如何?

- 1. 是長髮的機率?
- 2. 是女生的機率?
- 3. 是女生日為長髮的機率?
- 4. 發現他是長髮,那他是女生的機率?
- 5. 發現他是女生,那他是長髮的機率?

#### 計算:

可以先將資訊做成cross table方便計算, table如下

事件	男生	女生	總數
短髮	30	20	50
長髮	10	40	50
總數	40	60	100

1. 是長髮的機率?

$$P(A) = \frac{50}{100} = 0.5$$

1. 是女生的機率?

$$P(B) = \frac{60}{100} = 0.6$$

1. 是女生且為長髮的機率?

$$P(A \cap B) = \frac{40}{100} = 0.4$$

1. 發現他是長髮,那他是女生的機率?

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{0.4}{0.5} = 0.8$$

1. 發現他是女生,那他是長髮的機率?

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{0.4}{0.6} = \frac{2}{3}$$

### 貝氏定理(Bayes' theorem)

和條件機率一樣是表達在某個事件發生的前提下,另一個事件發生的機率,但 又在做更近一層的推廣

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

更一般化的表達是

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)P(A_i)}{P(B|A_1)P(A_1) + P(B|A_2)P(A_2) + \cdots + P(B|A_n)P(A_n)}$$

$$=rac{P(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{k=1}^{n}[P(B|A_k)P(A_k)]}$$

#### Remark:

- 1. 由上式可看出,原本要求B發生的前提下 $A_i$ 發生的機率,計算上可以轉換成 $A_i$ 發生的前提下發生B的方法計算
- 2. 分母是一種全機率的展開,也就是事件B發生的機率是所有 $A_i, i=1\sim n$ 發生的前提下發生B的機率總和,其中 $P(A_i\cap A_i)$ 在i $\neq$ j的情況下是空集合,完整的表達如下:

$$\Omega = [A_1, A_2, \cdots A_n]$$
 $P(A_i \cap A_j) = \emptyset$ 
 $P(A_1) + P(A_2) + \cdots P(A_n) = P(A_1 \cup A_2 \cup \cdots A_n) = P(\Omega) = 1$ 
 $P(B) = P(B|A_1)P(A_1) + P(B|A_2)P(A_2) + \cdots P(B|A_n)P(A_n) = \sum_{k=1}^{n} [P(B|A_k)P(A_k)]$ 

例子1(貝氏定理):同上題4

假設有個群體總數100人,男生有40人,女生有60人,而男生中長髮的人數為10人,短髮為 30人,女生長髮有40人,短髮有20人

1. 發現他是長髮,那他是女生的機率?

計算:

事件	男生( $B_2$ )	女生(B <sub>1</sub> )	總數
短髮 $(A_2)$	30	20	50
長髮( $A_1$ )	10	40	50
總數	40	60	100

假設

$$A_1 =$$
長髮,  $A_2 =$ 短髮;

$$B_1 =$$
女生, $B_2 =$ 男生

1. 發現他是長髮,那他是女生的機率?

$$P(B_1|A_1) = \frac{P(A_1|B_1)P(B_1)}{P(A_1|B_1)P(B_1) + P(A_1|B_2)P(B_2)}$$

$$P(B_1) = \frac{60}{100}$$

$$P(A_1|B_1) = \frac{P(A_1 \cap B_1)}{P(B_1)} = \frac{40/100}{60/100} = \frac{2}{3}$$

$$P(B_2) = \frac{40}{100}$$

$$P(A_1|B_2) = \frac{P(A_1 \cap B_2)}{P(B_2)} = \frac{10/100}{40/100} = \frac{1}{4}$$

最終計算結果如下:

$$P(B_1|A_1) = rac{rac{2}{3}rac{60}{100}}{rac{2}{3}rac{60}{100} + rac{1}{4}rac{40}{100}} = 0.8$$

#### 例子2(貝氏定理):

假設某個群體有流感的人數比例為0.05,而某快篩試劑廠商宣稱當受測者有流感時,驗出陽性的機率為0.95,當受測者為沒有流感時,驗出陰性的機率為0.9,那麼隨機抽樣一人,驗出陽性時,他也真的有流感的機率是多少?那麼快篩檢測的正確率(TP+TN)又是多少?

計算:

假設

 $A_1$ =有流感

 $A_2$ =無流感

 $B_1$ =陽性

 $B_2$ =陰性

那麼廠商宣稱的效果如下:

$$P(B_1|A_1) = 0.95 - > P(B_2|A_1) = 0.05$$
  
 $P(B_2|A_2) = 0.9 - > P(B_1|A_2) = 0.1$ 

最後所求為:

$$P(A_1|B_1) = \frac{P(B_1|A_1)P(A_1)}{P(B_1|A_1)P(A_1) + P(B_1|A_2)P(A_2)}$$

$$= \frac{0.95 \times 0.05}{0.95 \times 0.05 + 0.1 \times 0.95} = \frac{0.0475}{0.0475 + 0.095} = 0.33$$

若將正確率定義成,患者有流感的情況能檢測出陽性(True Positive,TP)+患者沒有流感的情況檢測為陰性(True Negative,TN),則計算總和為

$$P(A_1\cap B_1)+P(A_2\cap B_2)=$$

 $P(B_1|A_1)P(A_1) + P(B_2|A_2)P(A_2) = 0.95 \times 0.05 + 0.9 \times 0.95 = 0.9025$ 

也就是有九成的正確率