# 目录

第	一部分 条件概率: $P(A $ 条件 $B) = \frac{P(A B)}{P($ 条件 $B)} = \frac{\$^{A,B}}{\$^{A},B}$	2
1	"条件概率"的意思	2
2	条件概率的性质	4
	2.1 性质: $P(A $ 条件 $B) >= 0 $	4
	2.2 性质: $P(\Omega $ 条件 $B) = 1$	4
	2.3 性质: $P(A_1 \cup A_2   B) = P(A_1   B) + P(A_2   B) - P(A_1A_2   B) $	4
	2.4 性质: $P(A - B) = 1 - P(\overline{A} B)$	4
	2.5 性质: 可列可加性: 若 $A_1, A_2,A_n,$ 是"互不相容"的事件, 则有: $P(\sum_{i=1}^{\infty} A_i   B) =$	
	$\sum_{i=1}^{\infty} P(A_i B) \leftarrow$ 即: "和的概率", 等于"概率的和"	4
3	"条件概率"的乘法公式: $\boxed{P(\mathbf{前} \mathbf{f}) = P(\mathbf{f}) \cdot P(\mathbf{\hat{n}} \mathbf{f}) = P(\mathbf{\hat{n}}) \cdot P(\mathbf{f} \mathbf{\hat{n}})}$	4
4	传染病模型	8
5	全概率公式: $P(B) = \underbrace{P(A_1) \cdot P(B A_1)}_{} + \underbrace{P(A_2) \cdot P(B A_2)}_{} + \dots + \underbrace{P(A_n) \cdot P(B A_n)}_{}$	9
6	贝叶斯公式 Bayes' theorem : $\boxed{P\left(A_k B\right) = \frac{P\left(A_k\right) \cdot P\left(B A_k\right)}{\sum_{i=1}^n \left[P\left(A_i\right) \cdot P\left(B A_i\right)\right]} = \frac{P\left(A_kB\right)}{P\left(B\right)}}$	14
	6.1 先验概率 (从经验来推后果) & 后验概率(更新迭代经验)	14
	6.2 用叶斯公式	1/

### 文件名

### 第一部分 条件概率:

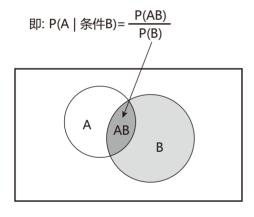
$$P(A|$$
条件 $B)=rac{P(A\cap B)}{P($ 条件 $B)}=rac{$ 事件 $A,B$ 同时发生的概率

### 1 "条件概率"的意思

即,条件概率公式是: 
$$P(A \mid conditionB) = \frac{\overline{\text{在B发生条件下,A发生的样本点数}}}{\overline{\text{B里面有多少个样本点}}} = \frac{n_{AB}}{n_{B}}$$

还可写成: 
$$P(A \mid conditionB) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{\frac{n_{AB}}{n}}{\frac{n_{B}}{n}} = \frac{n_{AB}}{n_{B}}$$

这块交集, 就是在B发生的前提下, A发生的概率



如上图所示, 注意: 概率是个比值, 所以你光有分子那块的交集值, 是没用的, 它还需要与另一个数(分母)去比.

上面公式中, P(AB) ( $\leftarrow$  也可写作  $P(A \cap B)$ ) 的计算公式是什么呢?

- 如果事件A, 和事件B 是相互独立的, 则  $P(AB) = P(A) \cdot P(B)$
- 如果事件A, 和事件B 不相互独立, 则只能用"条件概率"公式, 来求P(AB), 即:

$$P(AB) = P(B) \cdot P(A|B) = P(A) \cdot P(B|A)$$

注意: "条件概率", 和"分步骤法"的区别:

- 分步骤法 (用乘法): 前后每一步骤的事件是相互独立的, 彼此没有条件关系. 比如, 第一步你结婚, 第二步我结婚. 我们这两件事发生的概率互不影响. 1 "条件概率"的意思

- 条件概率 (里面也有用到乘法): 前面的事件, 有可能会(但并不一定)影响到后面事件的发生 概率. 即前后事件之间并不互相独立.

3

会影响的例子: 比如一共有100个上岸机会, 则第一步你上岸的成功概率, 会影响到第二步我上 岸的成功概率. (你若成功, 留给我的名额数量就会更少.)

彼此独立的例子: 比如在你回国的条件下, 我出门的概率. 两者发生的概率毫无关系. 你回不回 国, 跟我会出不出门没半毛钱关系.

### 例

有6个球,各有编号. 我们先定义下这些事件:

- B: 取到偶数编号的球
- A1: 取到1号球
- A2: 取到2号球
- A<sub>5</sub>: 取到大于4号的球

则:

川: 取到1号球的概率 
$$- \overbrace{P(A_1)}^{19\#2} = \underbrace{\frac{C_1^1}{C_6^1}}_{\text{$\frac{1}{2}$}} = \frac{1}{6} = 0.166667$$

$$- P (A_1|B) = \frac{\text{在B条件里面}, 取到A_1(即1号球)}{\text{B: 取到偶数编号的球}} = \frac{0}{\frac{C_3^1}{3^{2\text{-(個形球里面的1.5})}}} = 0$$

- 
$$P(A_2|B) = \frac{C_1^1}{C_6^3} = \frac{1}{3}$$

- 
$$P(A_5|B) = \frac{\text{在B条件里面},取到大于4号的球}{B: 取到偶数编号的球} = \frac{1}{3}$$

### 例

某地10万人, 其中平均有40人患甲病; 有34人患乙病; 两种病都患的有32人. 则, 我们设:

- → 事件A:是一个人得甲病
- → 事件B: 是一个人得乙病

即有:

$$P(A) = \frac{40}{100000} = 0.0004$$

$$P(B) = \frac{34}{100000} = 0.00034$$

$$P(AB) = \frac{32}{100000} = 0.00032$$

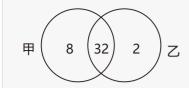
根据公式: 
$$P(AB) = P(A) \cdot \underbrace{P(B|A)}_{=\frac{P(AB)}{P(A)}} = P(A) \cdot \frac{P(AB)}{P(A)}$$
,

$$\leftarrow \text{pr } P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)} = \frac{\frac{32}{100000}}{\frac{40}{100000}} = 0.8$$

根据公式: 
$$P(AB) = P(B) \cdot P(A|B) = P(B) \cdot \frac{P(AB)}{P(B)}$$

← 関 
$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)} = \frac{\frac{32}{100000}}{\frac{34}{100000}} = 0.941176$$

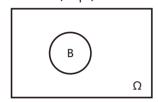
2 条件概率的性质 4



#### 条件概率的性质 $\mathbf{2}$

2.1 性质: P(A|条件B) >= 0

2.2 性质:  $P(\Omega |$ 条件B) = 1 $P(\Omega | B) = 1$ 



- 2.3 性质:  $P(A_1 \cup A_2 \mid B) = P(A_1 \mid B) + P(A_2 \mid B) - P(A_1 \mid A_2 \mid B)$
- 性质:  $P(A B) = 1 P(\overline{A} | B)$ 2.4
- 性质: 可列可加性: 若 $A_1,A_2,...A_n,...$  是"互不相容"的事件, 则有:  $P(\sum_{i=1}^{\infty}A_i|B)=$ 2.5 $\sum_{i=1}^{\infty} P(A_i|B) \leftarrow$ 即: "和的概率", 等于"概率的和"

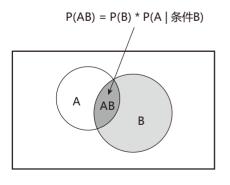
### 3 "条件概率"的乘法公式:

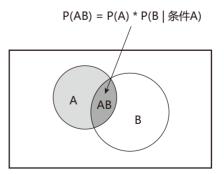
$$P($$
前后 $)=P($ 后 $)\cdot P($ 前 $|$ 后 $)=P($ 前 $)\cdot P($ 后 $|$ 前 $)$ 

推导过程:

因为 
$$\begin{cases} P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)} \rightarrow \mathbb{P} \ P(AB) = \underbrace{P(B) \cdot P(A|B)}_{\text{乘法. 是交集} \cap \text{的概念}} & 1 \end{cases}$$
 
$$P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)} \rightarrow \mathbb{P} \ P(AB) = \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{\text{乘法. 是交集} \cap \text{的概念}} & 2 \end{cases}$$

①和②, 就是"乘法公式". 即  $P(AB) = P(B) \cdot P(A|B) = P(A) \cdot P(B|A)$ 其中 P(A) > 0, P(B) > 0





同理, 多个事件的乘法公式就是:

$$\rightarrow P(ABC) = \underline{P(A)} \cdot \underline{P(B-A)} \cdot \underline{P(C-BA)}$$

↑上面"从右往左"看, 就是按 A.B.C 的顺序

后面的条件。 即最后一个数字的最后一个数字是:

 $P(A_1A_2\cdots A_n) = P(A_1)\cdot P(A_2A_1)\cdot P(A_3A_2A_1)\cdot ...\cdot P($   $A_n$   $A_n$ 

#### 例

有100件产品, 次品率=10%, 即有10件次品. 做不放回抽样, 问: 第3次才取到合格品的概率是?

### 我们先令:

- A<sub>1</sub> 表示第1次取, 就取到了合格品
- A<sub>2</sub> 表示第2次取,取到了合格品
- A3 表示第3次取,取到了合格品

那么第3次才取到合格品, 就是:

$$P\left(\overline{A_1}\,\overline{A_2}A_3\right) = P\left(\overline{A_1}\right) \cdot P\left(\overline{A_2}\,|\overline{A_1}\right) \cdot P\left(A_3\,|\overline{A_2}\,\overline{A_1}\right)$$

$$\begin{array}{c} \Phi(A_1) & \Phi(A_2) & \Phi(A_3) & \Phi(A_2) & \Phi(A_3) & \Phi(A_2) & \Phi(A_3) &$$

第二步、因为第一步  
已经拿走 1件次品,  
这第二步就只能在 9件次品 既然第三步要拿到正品,  
这第二步就只能在 9件次品 既然第三步要拿到正品,  
要面取 1件次品了 我们就从 90件正品里面取 1 了  
$$\frac{C_{10}^1}{C_{100}^1}$$
 ·  $\frac{C_{99}^1}{C_{99}^1}$  ·  $\frac{C_{90}^1}{C_{98}^1}$  ·  $\frac{C_{90}^1}{C_{98}^1}$  ·  $\frac{10}{C_{98}^1}$  ·  $\frac{9}{100}$  ·  $\frac{9}{99}$  ·  $\frac{90}{98}$  =  $0.00834879$ 

### 例

### 某产品:

- 甲公司占60%市场份额, 且其产品合格率是 90%
- 乙公司占40%市场份额, 且其产品合格率是 80%

#### 我们先定义下这些事件:

- J: 表示产品是甲的
- J: 表示产品是乙的
- Q (qualified):表示产品是"合格"的
- Q:表示产品是"不合格"的

问, 你买一个产品, 是甲公司的, 并且是合格的概率是?

$$P(JQ) = \underbrace{P(J)}_{=0.6} \cdot \underbrace{P(Q|J)}_{\text{Phohkap=0.9}} = 0.54$$

问, 你买一个产品, 是乙公司的, 并且是合格的概率是?

#### 例

抽签, 共10签, 其中有4个为"成功上岸"的好签. 甲乙丙三人, 按顺序依次去抽, 不放回. 我们先设定事件:

- A: 表示甲抽到"成功"

- B: 表示乙抽到"成功"
- C: 表示丙抽到"成功"

问,(1) 甲抽到"成功"的概率? 
$$P(A) = \frac{C_{4\%}^1}{C_{10\%}^1} = \frac{4}{10} = 0.4$$

(2) 甲乙都抽到"成功"的概率?

$$P(AB) = \underbrace{P(A)}_{\text{第1步: 甲先成功}} \cdot \underbrace{P(B|A)}_{\text{第2步: 在甲成功的前提下, 乙再成功}}$$

(3) 甲失败, 乙成功的概率?

$$P\left(\overline{A}B\right) = \underbrace{P\left(\overline{A}\right)}_{\text{第1步:甲先失败}} \cdot \underbrace{P\left(B\mid\overline{A}\right)}_{\text{第2步:在甲失败的前提下, 乙再成功}}$$
 甲先从共6张坏签中取1 乙从共4张好签中取1

$$= \frac{\frac{C_{6\text{JK}}^{1}}{C_{10\%}^{1}} \cdot \frac{C_{4\text{JK}}^{1}}{C_{10\%-1}^{1}} = \frac{6}{10} \cdot \frac{4}{9} = 0.266667$$

(4) 甲乙丙都抽到"成功"的概率?

### 例

你的新邻居, 是个 is very shy and withdrawn, invariably helpful but with very little interest in people or in the world of reality. A meek and tidy soul, he has a need for order and structure, ant a passion for detail.

你觉得他更可能是 - 图书管理员, 还是农民?

大多数人会认为他是图书馆管理员. 其实, 这种判断是"非理性"的. 问题的关键在于 -你没有把这两种职业的"人数比例"考虑进去.

ightarrow 在美国,农民与图书馆管理员,两者的数量之比是20:1.

根据这个比例,我们可以假设他们人数的概率分别为:

$$egin{aligned} \mathrm{P}(\mathbf{农民职}\Psi) &= rac{20}{100} \ \mathrm{P}(\mathbf{S}$$
书管理员职 $\Psi) &= rac{1}{100} \end{aligned}$ 

→ 假如你听到"彬彬有礼"这类描述,你的直觉是:

40%的图书馆管理员符合这个描述,而只有10%的农民符合这个描述.

如果这是你的估计,那就意味着:

P(彬彬有礼 | 农民职业) = 0.1

在100%的纯粹图书管理员群体中,彬彬有礼者的占比概率是:

P(彬彬有礼 | 图书管理员职业) = 0.4

→ 在既有农民,又有图书管理员的混合群体中:

在属于农民职业的前提下,是彬彬有礼者的概率是:

$$P($$
农民职业  $\cap$  彬彬有礼  $)=\underbrace{P($ 农民职业  $)}_{\hat{\mathbf{x}}-\mathbf{b},\mathbf{E}$ 农民的概率  $}$   $\underbrace{P($ 彬彬有礼  $|$  农民职业  $)}_{\hat{\mathbf{x}}-\mathbf{b},\mathbf{E}$ 农民的概率  $}$   $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{z}}$ +  $\hat{\mathbf{z}}_{\mathbf{z}}$ +

在属于图书管理员职业的前提下,是彬彬有礼者的概率是:

P(图书管理员职业  $\cap$  彬彬有礼) = P(图书管理员职业)  $\cdot$  P( 彬彬有礼 | 图书管理员职业) =  $0.01 \cdot 0.4 = 0.004$ 

ightarrow P(在彬彬有礼者中,取1人为图书管理员的概率)

P(图书管理员职业<sup>○</sup>彬彬有礼)

= P(农民职业○彬彬有礼) + P(图书管理员职业○彬彬有礼)

$$= \frac{0.004}{0.02 + 0.004} = 0.166667$$

所以,即使你认为"符合这个描述的人是一个图书馆管理员的可能性,是一个农民的4倍",也抵不过农民的数量很多.

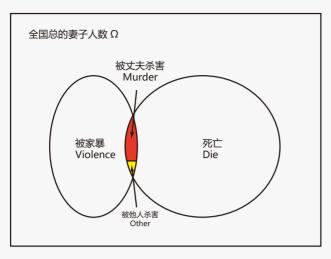
例

辛普森杀妻案, 原告证明辛普森常常家暴前妻. 他们认为, 长期家暴说明辛普森有杀妻的动机. 被告律师则举出数据反驳说, 美国有400万被家暴的妻子, 但只有1432名被丈夫杀害, 这个概率只有 $\frac{1432}{4005}$  = 比1/2500还低. 所以家暴证明不了辛普森谋杀.

被告想表达的是: 在"家暴"这个事件前提条件下, 丈夫谋杀妻子的概率不高. 即 P(丈夫家暴∩丈夫杀妻) = 概率值很低.

你怎么看? 事实上,被告举出的概率,不适用于这个案子上. 因为本案的妻子已经死亡,"妻子已死"也变成了一个已经存在的前提条件. 所以现在我们要看的概率就是: P(丈夫家暴∩妻子已死亡∩是丈夫杀妻)=? 即: 在"被家暴"且"死亡"的妻子数量里面(这里就有两个前提条件了,而不是仅一个前提条件),有多少是被丈夫杀害的?

4 传染病模型 8



即:

- 辛普森律师一方的概率公式是:  $\frac{\text{红色}}{Violence} < \frac{1}{2500}$ - 妻子一方律师的概率公式是:  $\frac{\text{红色}}{\text{红色}+$ 黄色} = 93%

根据美国1992年发布的数据推算:每10万个被家暴的妇女中,有43个会被谋杀. 其中40个是被丈夫谋杀,其他3个是被丈夫以外的人谋杀. 那么,条件概率就是:

$$P(A \mid B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$$

$$P(丈夫杀 - 家暴 \cap 妻死) = \frac{P(家暴 \cap 妻死 \cap 丈夫杀)}{P(家暴 \cap 妻死)} = \frac{\frac{40}{100000}}{\frac{43}{100000}} = 0.930233$$

你仔细体会一下两者的不同:

不过,即使概率高达93%,也不能绝对证明辛普森杀了妻子.因为"条件概率"只表示统计意义上的"相关性",并不代表"因果关系".即只说明:家暴和谋杀妻子之间有很强的相关性。

### 4 传染病模型

例

有红球a个,黑球b个. 你从中取出一个球,看到其颜色后,把它放回,并同时再放入c个与你看到的颜色相同的球. 问:连续3次都是取出红球的概率? 先设定事件:

 $-A_1$ :表示你第1次,取出的是红球  $-A_2$ :表示你第1次,取出的是红球  $-A_3$ :表示你第3次,取出的是红球

$$\begin{split} P\big(A_1A_2A_3\big) &= P(A_1) \\ &\stackrel{\text{$\hat{x}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$}\text{$\hat{y}$-$$

### 上面可以看出:

- 当 c红= 0 时, 就是正常的"放回抽样".
- 当 c红=-1 时, 就是"不放回抽样". 即把之前步骤中取到的球, 拿走了, 不放回总体中.
- 当 c红;0 时, 就是本例的"传染病模型".

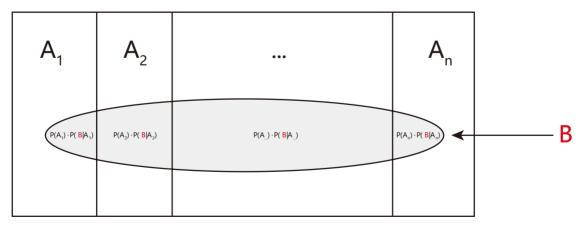
$$\mathbf{5} \quad \mathbf{全概率公式}: P(B) = \underbrace{P(A_1) \cdot P(B|A_1)}_{P(A_1) \cdot P(B|A_1)} + \underbrace{P(A_2) \cdot P(B|A_2)}_{P(B|A_2)} + \dots + \underbrace{P(A_n) \cdot P(B|A_n)}_{P(B|A_n)}$$

全概率公式 Total Probability Theorem:

如果  $A_1, A_2, ..., A_n$  构成一个"完备事件组", 即: (1) 这些事件两两互不相容, (2)其"和"(或"并 集")为全集  $\Omega$ , (3)  $P(A_i) > 0$ .

则有: 
$$\sum_{i=1}^{n} [P(A_i) \cdot P(B|A_i)] = P(B)$$

即有: 
$$P(B) = P(A_1) \cdot P(B|A_1) + P(A_2) \cdot P(B|A_2) + ... + P(A_n) \cdot P(B|A_n)$$



Total Probability Theorem 全概率公式

P(A1)  $P(A_{2}B)$   $P(A_{3}B)$   $P(A_{3}B)$   $P(A_{5}B)$  P(A3) P(A5)

上图, 粗线部分围起来的整块有彩色区域, 就是B. B的概率, 就等于=每一个彩色块的概率, 加总起来.

比如第1块, 橙色的概率, 就是 A1 和 B 的交集, 即 =  $P(A_1 \cap B)$  P(B) = 所有5块彩色的概率加起来. 即得到下图中的"全概率公式".

### 全概率公式:

$$\begin{split} P\left(B\right) &= \$1 \\ \text{块的概率} + \$2 \\ \text{块的概率} + \ldots + \$n \\ \text{块的概率} \\ &= P\left(A_1B\right) + P\left(A_2B\right) + \ldots + P\left(A_nB\right) \\ &= P\left(A_1\right) \cdot P\left(B|A_1\right) + P\left(A_2\right) \cdot P\left(B|A_2\right) + \ldots + P\left(A_n\right) \cdot P\left(B|A_n\right) \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ P\left(A_i\right) \cdot P\left(B|A_i\right) \right] \end{split}$$

注意: 上式中, P(B-A) 这块只是个比例而已. 即 B在A中的比例. 即  $\frac{B}{A}$ . 但单纯的比例是没用的. 比如, alice说她的收入只有 bob 的 1/10,但 1/10 依然没有告诉你 alice的收入到底是多少? 所以, 比例值还需要乘上一个基数. 这个"基数"就是 bob 本身的收入, 比如是 10000元, 你才能知道 alice的收入是  $10000 \cdot \frac{1}{10} = 1000$ 元.

同理, 本处的公式, P(B-A) 这个比例, 还要乘上"P(A) 本身的值"作为基数, 我们才能最终知道 P(AB)的具体值到底是多少.

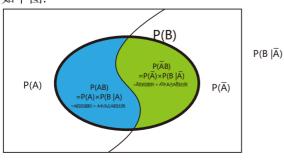
事实上, P(B-A) 就是 B占A的比例. 即  $\frac{B}{A}$ .

而  $P(A) \cdot P(B|A)$  就是 AB 的交集面积占整个全集 $\Omega$  的比例, 即  $\frac{A \cap B}{\Omega}$ 

如果我们把全集分为两部分: A 和  $\overline{A}$ , 则, B的部分, 就是:

$$P(B) = P(A) \cdot P(B|A) + P(\overline{A}) \cdot P(B|\overline{A})$$

### 如下图:



5 全概率公式:  $P(B) = P(A_1) \cdot P(B|A_1) + P(A_2) \cdot P(B|A_2) + \dots + P(A_N) \cdot P(B|A_N)$  11

比如,全集 $\Omega$  (亚欧板块)被分成两部分:一块是A(亚洲),另一块是 $\overline{A}$  (欧洲). 全集中有子集B(俄罗斯),被A 和 $\overline{A}$ 各自分割了一部分土地.那么:

$$P(B)$$
 =  $P(A)$  ·  $P(B|A)$  。  $P$ 

### 例

### 一个工厂,有4条生产线,情况如下:

	生产线1	生产线2	生产线3	生产线4
产量	15%	20%	30%	35%
不合格率	0.05	0.04	0.03	0.02

问: 从该工厂的产品中, 任取一件, 是"不合格品"的概率?

### 我们先设定事件:

- A1: 表示是生产线1 中的产品

- A2: 表示是生产线2 中的产品

- A3: 表示是生产线3 中的产品

- A4: 表示是生产线4 中的产品

- B:表示是次品

那么, 你任取一件为不合格的概率, 不就是整个工厂总的不合格概率么?! 即 =P(B)

P(B)

产品属于生产线1的概率 生产线1中的次品率

$$= \underbrace{P(A_1)}_{\text{第1条生产线中(的条件下), 不合格品的概率}} + P(A_2) \cdot P(B|A_2) + P(A_3) \cdot P(B|A_3) + P(A_4) \cdot P(B|A_4)$$

弟1余生厂线中(的余件下), 小言恰面的概率

$$= (15\% \cdot 0.05) + (20\% \cdot 0.04) + (30\% \cdot 0.03) + (35\% \cdot 0.02)$$

= 0.0315

### 例

有10台机器人, 3台是次品. 已经卖出去了2台(是正品还是次品未知).

问: 再取1台, 是正品的概率?

首先, 我们定义事件:

- B<sub>00</sub>: B(bad), 表示前两次取, 都是次品(用0表示)

-  $B_{10}$ : 表示前两次取,是一正(用1表示),一次(用0表示). 至于顺序是"正,次"还是"次,正",都行

- B<sub>11</sub>:表示前两次取,都是正品

 $-G_{xx3}: G(good), 表示第三次取, 是正品$ 

那么, 第3次取到正品  $P(G_{xx3})$  的情况, 就有这3种可能性:

- (第1次取到)次, (第2次取到)次, (第4次取到)正.

$$\mathbb{II} \rightarrow = \underbrace{P(B_{00})} \cdot \underbrace{P(G_{xx3} | B_{00})}$$

前两次取到次品 在前两次取到次品的条件下,第3次取到正品

- 次,正,正. 即 $\rightarrow$  =  $P\left(B_{10}\right) \cdot P\left(G_{xx3} \mid B_{10}\right)$ 

- 正,正,正. 即
$$\rightarrow$$
 =  $P(B_{11}) \cdot P(G_{xx3} | B_{11})$ 

上面这三种可能性并存, 就是"和"(并集)的概念. 用加法:

$$\begin{split} G_{xx3} &= \underbrace{P(B_{00}) \cdot P(G_{xx3} \mid B_{00})}_{\text{$\hat{\pi}$1$Mth}[R:2\chi,1_{\text{$T$}}]E} + \underbrace{P(B_{10}) \cdot P(G_{xx3} \mid B_{10})}_{\text{$\hat{\pi}$2$Mth}[R:1\chi_{1_{\text{$T$}}}]E, \text{ $\Pi$}E} + \underbrace{P(B_{11}) \cdot P(G_{xx3} \mid B_{11})}_{\text{$\hat{\pi}$3$Mth}[R:\hat{\pi})^2E, \text{ $\Pi$}E} \\ &= \underbrace{\frac{C_{\&3}^2\chi}{C_{\&3}^2\chi} \cdot \frac{C_{\&7_{\text{$T$}}}}{C_{10-2}^1}}_{\text{$\hat{\pi}$1$Mth}[R:2\chi,1_{\text{$T$}}]E} + \underbrace{\frac{C_{\&3}^1\chi}{C_{\&3}^2\chi} \cdot \frac{C_{\&3}^1\chi}{C_{10-2}^1}}_{\text{$\hat{\pi}$2$Mth}[R:1\chi_{1_{\text{$T$}}}]E, \text{ $\Pi$}E} + \underbrace{\frac{C_{\&7_{\text{$T$}}}^2}{C_{\&3}^2} \cdot \frac{C_{\&3}^1\chi}{C_{\&3}^2}}_{\text{$\hat{\pi}$3$Mth}[R:\hat{\pi})^2E, \text{ $\Pi$}E} \\ &= \underbrace{\frac{C_3^2}{C_{10}^2} \cdot \frac{C_7^1}{C_8^1}}_{\text{$\hat{\tau}$2}} + \underbrace{\frac{C_{\&3}^1\chi}{C_{\&3}^2\chi}}_{\text{$\hat{\tau}$2}} \cdot \underbrace{\frac{C_{\&3}^1\chi}{C_{10-2}^2}}_{\text{$\hat{\tau}$2}} + \underbrace{\frac{C_{\&3}^2\chi}{C_{10}^2} \cdot \frac{C_{\&3}^1\chi}{C_8^2}}_{\text{$\hat{\pi}$3$Mth}[R:\hat{\pi})^2E, \text{ $\Pi$}E} \\ &= \underbrace{\frac{C_3^2}{C_{10}^2} \cdot \frac{C_7^1}{C_8^1}}_{\text{$\hat{\tau}$2}} + \underbrace{\frac{C_1^2}{C_{10}^2} \cdot \frac{C_1^1}{C_8^1}}_{\text{$\hat{\tau}$2}} + \underbrace{\frac{C_2^2}{C_{10}^2}}_{\text{$\hat{\tau}$2}} \cdot \underbrace{\frac{C_1^1}{C_8^1}}_{\text{$\hat{\tau}$3$Mth}[R:\hat{\pi})^2E, \text{ $\Pi$}E} \\ &= \underbrace{\frac{C_3^2}{C_{10}^2} \cdot \frac{C_7^1}{C_8^1}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} + \underbrace{\frac{C_1^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} \cdot \underbrace{\frac{C_1^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} + \underbrace{\frac{C_2^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} \cdot \underbrace{\frac{C_1^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} + \underbrace{\frac{C_2^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} \cdot \underbrace{\frac{C_1^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} + \underbrace{\frac{C_2^2}{C_1^2}}_{\text{$\hat{\tau}$3}} + \underbrace{\frac{C_2^2}{C_1$$

注意: 上面的第2种情况,先取1正1次,或1次1正的情况,就是:

$$=\frac{\frac{6}{C_{7}^{2}}}{\frac{C_{10}^{1}}}\cdot\frac{\frac{C_{3}^{1}}{C_{10}^{2}}}{\frac{C_{10}^{1}}{C_{10}^{2}}}+\frac{\frac{6}{C_{10}^{1}}}{\frac{C_{10}^{1}}{C_{10}^{2}}}\cdot\frac{\frac{C_{7}^{1}}{C_{9}^{1}}}{\frac{C_{10}^{1}}{C_{9}^{1}}}=0.466667$$

$$=\frac{\frac{C_{7}^{1}C_{3}^{1}}{C_{10}^{2}}}{\frac{C_{10}^{2}}{C_{10}^{2}}}=0.466667$$

$$=\frac{\frac{C_{10}^{1}C_{3}^{1}}{C_{10}^{2}}}{\frac{10}{C_{10}^{2}}}=0.466667$$

$$\frac{10}{\frac{6}{10}\sqrt{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{\frac{10}{10}}{\frac{$$

### 例

有10件产品, 其中次品的数量, 有三种可能性: 0件 /1件 /2件, 即这三种可能性中的每一种, 发生的概率是1/3.

同时, 检验时也存在"误检"情况:

	→被检验成→		的概率是
正品		次品	0.02
正品	$\rightarrow$	正品	0.98
次品	$\rightarrow$	正品	0.05
次品		次品	0.96

问: 这批产品能通过检验(即事件 $S_2$ )的可能性是多少? 即本题要求  $P(S_2)=$ ? 这要分两种情况来讨论 ("和"的概念, 用加法):

- 1. 正品被误检(成"假")时的情况
- 2. 次品被误检(成"真")时的情况

#### 我们先定义各种事件:

-  $B_0$ : B(bad). 表示总的10件产品中, 存在0件次品. 该事件的概率, 题目已经告诉我们:  $P\left(B_0\right) = \frac{1}{3}$ 

- $B_1$ : 表示总的10件产品中, 存在1件次品.  $P(B_1) = \frac{1}{3}$
- $B_2$ : 表示总的10件产品中, 存在2件次品.  $P(B_2) = \frac{1}{2}$
- $S_1$ : S(sample. (v.) 抽样检验;取样;采样)表示任意抽检一次,抽到了正品. (但这里还有个问题不清晰,就是说这个正品,到底是它本身就是"正品";还是说只是抽验认为它是"正品"?)
- $-\overline{S_1}$ : 表示任意抽检一次, 抽到了次品.
- $-S_2$ :表示再次检验,并"通过验证"(注意:有误检率存在. 所以通过检验的,未必是"正品";反之亦然).

本题要求的  $P(S_2)$ , 实际上就是: "无论第一次抽, 认为是正是次; 在第二次检验时, 都认为是正品"的东西. 即:  $P(S_2) = \underbrace{P(S_1) \cdot P(S_2 \mid S_1)}_{\hat{\pi}-\chi_{\text{抽为正品}},\hat{\pi}=\chi_{\text{检验为正}}} + \underbrace{P(\overline{S_1}) \cdot P(S_2 \mid \overline{S_1})}_{\hat{\pi}-\chi_{\text{抽为次品}},\hat{\pi}=\chi_{\text{检验为正}}}$ 

那么我们先考算  $P(S_1)$  和  $P(\overline{S_1})$ .

 $\rightarrow P(S_1)$ : 是在具体"次品"数量未知的情况下, 抽1次就得到"正品"的概率.

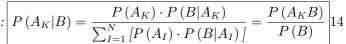
$$\begin{split} P\left(S_{1}\right) &= \underbrace{\begin{array}{c} \dot{\mathbb{D}} & \text{$\mathbb{D}$} \\ P\left(B_{0}\right) \\ \end{array} \cdot P\left(\begin{array}{c} \hat{\mathbb{D}}_{1} \\ \hat{\mathbb{D}}_{1} \\ \end{array}\right) + \underbrace{\begin{array}{c} \dot{\mathbb{D}}_{1} \\ \hat{\mathbb{D}}_{2} \\ \hat{\mathbb{D}}_{3} \\ \hat{\mathbb{D}}_{4} \\ \hat{\mathbb{D}}_{2} \\ \hat{\mathbb{D}}_{3} \\ \hat{\mathbb{D}}_{4} \\ \hat{\mathbb{D}}_{3} \\ \hat{\mathbb{D}}_{4} \\ \hat{\mathbb{D}}_{4} \\ \hat{\mathbb{D}}_{5} \\ \hat{\mathbb{D}}_{4} \\ \hat{\mathbb{D}}_{5} \\ \hat{\mathbb{D}}_{5} \\ \hat{\mathbb{D}}_{6} \\ \hat{\mathbb{D}_{6}} \\ \hat{\mathbb{D}}_{6} \\$$

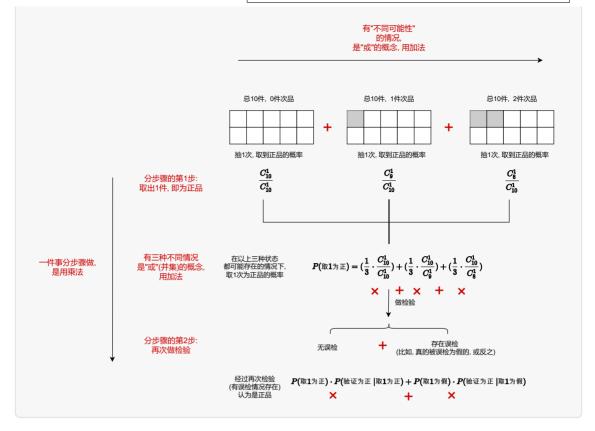
所以:  $P(\overline{S_1}) = 1 - P(S_1) = 1 - 0.9 = 0.1$ 

于是, 我们就能得到:

$$P\left(S_{2}\right)= \underbrace{\frac{=0.9}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text{ (S_{2})}} \underbrace{\frac{=0.9}{P\left(S_{2}\mid S_{1}\right)}}_{\text{ (Я_{2})}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text{ (П_{2})}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}}}_{\text { (П_{2})}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { (П_{2})}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}$$

6 贝叶斯公式 BAYES' THEOREM:  $P(A_K|B) =$ 





## 6 贝叶斯公式 Bayes' theorem:

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

### 6.1 先验概率 (从经验来推后果) & 后验概率(更新迭代经验)

先验概率:是指根据以往经验和分析得到的概率,它往	"先验概率"的计算比较简单,没有使
往作为"由因求果"问题中的"因"出现.	用"贝叶斯公式".
后验概率: 是基于新的信息, 修正原来的"先验概率"后,	"后验概率"的计算,要使用"贝叶斯
所获得的更接近实际情况的概率估计.	公式".

### 6.2 贝叶斯公式

根据新信息,不断调整对一个随机事件发生概率的判断,这就是"贝叶斯推理"。即反复迭代,不断逼近真相 (即人工智能的原理).

通常, "事件A, 在事件B(发生)的条件下的概率", 与"事件B, 在事件A的条件下的概率", 是不一样的. 然而, 这两者是有确定的关系, "贝叶斯法则"就是对这种关系的陈述。

### 推导1:

$$6 \quad \text{贝叶斯公式 } BAYES'THEOREM: \boxed{P(A_K|B) = \frac{P(A_K) \cdot P(B|A_K)}{\sum_{I=1}^N \left[P(A_I) \cdot P(B|A_I)\right]} = \frac{P(A_KB)}{P(B)}} \ 15$$
 "条件概率"的公式是  $P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)}$  ①   
 可进一步变换为: $P(AB) = P(A) \cdot P(B|A)$  。 改变  $A \cap B$  的顺序,就得到: $P(BA) = P(B) \cdot P(A|B)$  ② 
$$= P(BA) = P(B) \cdot P(A|B)$$
 
$$= P(BA) = P(B) \cdot P(A|B)$$
 
$$= \frac{P(BA) \cdot P(A|B)}{P(A)}$$
 即: $P(A) \cdot P(B|A) = P(B) \cdot P(A|B)$  即: $P(A) \cdot P(B|A) = P(B) \cdot P(A|B)$  ②  $P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$  ②  $P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$  ③  $P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$ 

上面"贝叶斯公式"的意思就是说: "在现象B出现的条件下,事件A发生的概率" (即 P(A—B)),就等于"事件A发生的概率 (即 P(A))",乘以"事件A发生条件下,事件B出现的概率" (即 P(B—A)),再除以"事件B出现的概率" (即 P(B)).

推导2:

有条件概率: 
$$P(B|A_i) = \frac{P(A_i \cap B)}{P(A_i)}$$
 ① 即:  $P(A_i B) = P(A_i) \cdot P(B|A_i)$  ②

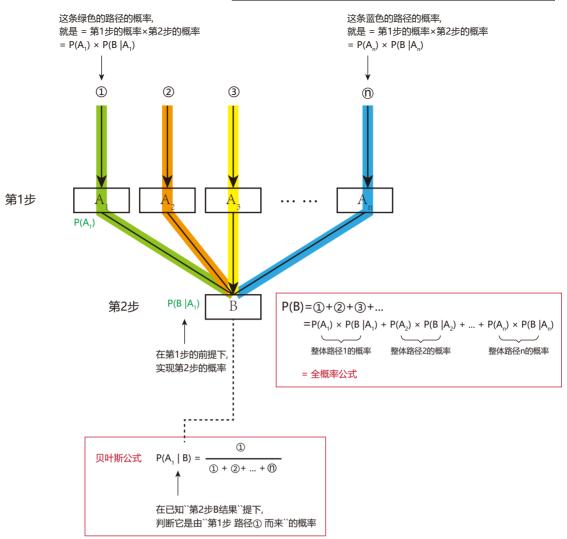
然后,对 $\mathcal{Q}$ 式,我们把 $A_i$ 和B倒一倒,让B作为条件,即有:

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_iB)}{P(A_iB)} \leftarrow \text{分母的} \ P(B) = \sum_{i=1}^n \left[P(A_i) \cdot P(B|A_i)\right]$$

$$= \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{\text{$j$- quantum probed of $g$- sides in the problem of $j$- sides in the problem of $$$

推导3:

6 贝叶斯公式 BAYES' THEOREM:  $P(A_K|B) = \frac{P(A_K) \cdot P(B|A_K)}{\sum_{I=1}^{N} [P(A_I) \cdot P(B|A_I)]} = \frac{P(A_KB)}{P(B)} \left| 16 \right|$ 



ightarrow 到第一步的, 其实就是"贝叶斯公式". 即已知第二步的结果B, 我们来倒推推测它到底是从哪条路径走过来的 (即在第一步中是从哪个路口过来的). 比如, 如果从第 $A_1$  节点过来, 那么其概率就是: $P(A_1|B)=\frac{$ 路径1的概率 + 路径2的概率 +  $\ldots$  + 路径n的概率 即:

$$P\left(A_{i}|B\right) = \frac{P(A_{i}) \cdot P(B|A_{i})}{\sum_{j=1}^{n} \left[P(A_{j}) \cdot P(B|A_{j})\right]} = \underbrace{\frac{P(A_{i}) \cdot P(B|A_{i})}{P(A_{1}) \cdot P(B|A_{1}) + \dots + P(A_{n}) \cdot P(B|A_{n})}}_{\text{分母上是把所有的路径概率,都加起来} = P(B) = 全概率公式}$$

→ 到第二步的, 其实就是"全概率公式", 即:

$$P(B) = \underbrace{P(A_1) \cdot P(B|A_1)}_{\text{整条路径1的概率}} + \underbrace{P(A_2) \cdot P(B|A_2)}_{\text{整条路径20概率}} + \dots \underbrace{+P(A_n) \cdot P(B|A_n)}_{\text{整条路径n的概率}}$$

概率告诉我们:要相信长期中的期望 $.0.99^{365} = 0.025518$ ,而  $1.01^{365} = 37.7834$ .

篮球领域有一句名言——"训练时,用正确姿势投丢的球,比用错误姿势投进的球,更有价值." 站在当下,未来任何事都只是一个概率. **所谓坚持,所谓努力,其实就是寻找一个大概率成功 的方向,然后相信系统,相信长期主义.** 当然,你得坚持活着. 等到长期的到来.

但行为经济学家发现,人们在决策过程中,往往并不遵循"贝叶斯规律",而是给予最近发生的事件和最新的经验,以更多的权重值,更看重近期的事件。面对复杂问题,人们往往会走捷径,依据可能性,而非概率来做决策.这种对经典模型的系统性偏离,称为"偏差".因此,投资者在决策判断时,并非绝对理性.

但长期以来,由于缺乏有力的"能结合人类决策中的理性和感性因素"的替代工具,经济学家不得不在分析中坚持"贝叶斯法则".