# 目录

第	另一部分 条件概率: $P(A $ 条件 $B) = \frac{P(A\cap B)}{P(\$ \cap B)} = \frac{\$ \cap A, B}{\$ \cap B}$ 事件 $B$ 发生的概率	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: $P(A_1 \cup A_2   B) = P(A_1   B) + P(A_2   B) - P(A_1 A_2   B) \dots$	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: $\boxed{P(\mathbf{前}   \mathbf{f}) = P(\mathbf{f}) \cdot P(\mathbf{f}   \mathbf{f}) = P(\mathbf{f}) \cdot P(\mathbf{f}   \mathbf{f})}$	4
4	传染病模型	8
5	全概率公式: $P(B) = P(A_1) \cdot P(B A_1) + P(A_2) \cdot P(B A_2) + + P(A_n) \cdot P(B A_n)$	9
6	贝叶斯公式 Bayes' theorem : $P(A_k B) = \frac{P(A_k) \cdot P(B A_k)}{\sum_{i=1}^{n} \left[P(A_i) \cdot P(B A_i)\right]} = \frac{P(A_kB)}{P(B)}$	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 贝叶斯公式: 从"果", 来推是"某因"的可能性大小	14
7	事件的独立性	20
	7.1 "独立"与"互不相容 (互斥)"的区别	20
	7.2 A,B 是两个相互独立的事件, 则有: $P(AB) = P(A) \cdot P(B)$	22
	7.3 若 A,B 是互相独立的事件, 则有: (1) A 与 $\overline{B}$ 独立; (2) $\overline{A}$ 与 B 独立; (3) $\overline{A}$ 与	
	$\overline{B}$ 独立	22
	7.4 若 $P(A) = 0$ 或 $P(A) = 1$ , 则 A 与 "任意事件"都互相独立	22

# 文件名

## 第一部分 条件概率:

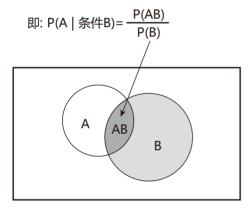
$$P(A|$$
条件 $B)=rac{P(A\cap B)}{P($ 条件 $B)}=rac{$ 事件 $A,B$ 同时发生的概率

# 1 "条件概率"的意思

条件概率是: 有 A, B 两个事件, 和样本空间  $\Omega$ . 其中 P(B) > 0, 则, 在 B 已经发生的条件下, A 发生的概率, 就叫做 A 对 B 的 "条件概率". 记作: P(A| 条件 B), 读作 "在 B 发生的条件下, A 发生的概率".

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
- A<sub>1</sub>: 取到 1 号球
- A2: 取到 2 号球
- A<sub>5</sub>: 取到大于 4 号的球

则:

取到 
$$\frac{1}{P(A_1)}$$
 号球的概率  $\frac{C_1^1}{C_6^1} = \frac{1}{6} = 0.166667$ 

- 
$$P\left(A_1\middle|B\right)=\frac{\text{在 B }$$
 条件里面,取到  $A_1$ (即 1 号球)  $=\frac{0}{C_3^1}=0$  3个偶数球里面取 1 个

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

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

#### 杤

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:

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

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

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

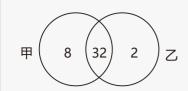
根据公式: 
$$P(AB) = P(A) \cdot \underbrace{P(B|A)}_{=\frac{P(AB)}{P(A)}} = P(A) \cdot \frac{P(AB)}{P(A)}$$
,

← 即 
$$P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)} = \frac{\frac{32}{100000}}{\frac{40}{100000}} = 0.8$$

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

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

2 条件概率的性质 4

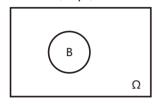


#### 2 条件概率的性质

**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:  $P(A_1 \cup A_2 \mid B) = P(A_1 \mid B) + P(A_2 \mid B) P(A_1A_2 \mid B)$
- 2.4 性质:  $P(A \mid B) = 1 P(\overline{A} \mid B)$
- **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"

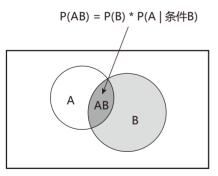
# 3 "条件概率"的乘法公式:

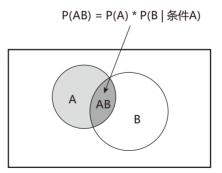
$$P(\mathbf{n}) = P(\mathbf{n}) \cdot P(\mathbf{n}|\mathbf{n}) = P(\mathbf{n}) \cdot P(\mathbf{n}|\mathbf{n})$$

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:

$$\rightarrow \boxed{P(ABC) = \underbrace{P(A)} \cdot \underbrace{P(B|A)} \cdot \underbrace{P(C|BA)}}$$

↑上面"从右往左"看, 就是按 A.B.C 的顺序

5

后面的条件.

#### 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:

#### 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
- $-\overline{Q}:$  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?

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

问, 你买一个产品, 是乙公司的, 并且是合格的概率是?

$$P(\overline{J}Q) = \underbrace{P(\overline{J})}_{=0.4} \cdot \underbrace{P(Q|\overline{J})}_{Z\$ \text{ F } \text{ F } \text{ h} \cap \text{ h} \text{ k} = 0.8} = 0.32$$

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?  $P(A) = \frac{C_{4 \text{F} \Xi}^1}{C_{10 \Xi}^1} = \frac{4}{10} = 0.4$ 

(2) 甲乙都抽到"成功"的概率?

$$P(AB) = \underbrace{P(A)}_{\text{$\hat{g}$ 1 $\mathcal{B}: }} \cdot \underbrace{P(B|A)}_{\text{$\hat{g}$ 2 $\mathcal{B}: }} \cdot \underbrace{P(B|A)}_{\text{$\hat{g}$ 4 $\mathcal{B}: }}$$

(3) 甲失败, 乙成功的概率?

$$P\left(\overline{A}B\right) = \underbrace{P\left(\overline{A}\right)}_{\text{第 1 } \text{步:}} \text{ 甲先失败} \quad \text{第 2 } \text{步:}$$
在甲失败的前提下, 乙再成功 
$$= \frac{\overset{\text{Побе}}{C_{6\text{坏}\underline{x}\underline{x}}}}{\overset{\text{Побе}}{C_{10\text{\'e}}}} \cdot \frac{\overset{\text{Побе}}{C_{4\text{\reff}}^{1}\underline{x}}}{\overset{\text{Побе}}{C_{10\text{\'e}-1}}} = \frac{6}{10} \cdot \frac{4}{9} = 0.266667$$

(4) 甲乙丙都抽到"成功"的概率?

$$P\left(ABC\right) = \underbrace{P\left(A\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 1 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(B\mid A\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 1 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 1 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 1 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 2 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 3 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 2 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 2 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}} \cdot \underbrace{P\left(C\mid BA\right)}_{\text{$\hat{\mathfrak{R}}$ 3 $\mathcal{B}$: $\Pi$-$Ekdy}}$$

#### 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:

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

→ 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:

 $fac{100\%}$ 的纯粹农民群体中,彬彬有礼者的占比概率是:

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

→ 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)

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

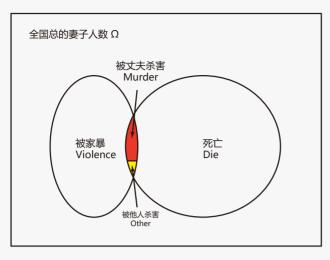
所以,即使你认为"符合这个描述的人是一个图书馆管理员的可能性,是一个农民的 4 倍",也抵不过农民的数量很多.

#### 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:  $\frac{\text{红色}}{\text{红色}} = 93\%$ 

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:

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

$$P($$
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:

- 妻子方, 是说: 在所有"死去"的被家暴的妻子里, 被丈夫杀了的可能性是多大? 即 丈夫杀害

条件: 1. 被家暴 & 2. 死亡

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

$$=\frac{C_{a\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}}{C_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}}^{1}}\cdot \underbrace{\frac{C_{a\underline{\alpha}\underline{1}+c\underline{\alpha}}^{1}}{C_{a\underline{\alpha}\underline{1}+c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}}}_{\substack{C_{a\underline{\alpha}\underline{1}+c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}\\ -C_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}}_{\substack{D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+c\underline{\alpha}\underline{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+2c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}}}_{\substack{D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+c\underline{\alpha}\underline{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+2c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+2c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}}}_{\substack{D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+c\underline{\alpha}\underline{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+2c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}\\ -D_{a\underline{\alpha}\underline{1}+b\underline{m}+2c\underline{\alpha}\underline{1}}^{1}}}$$

在第一次取到红球后,

#### 上面可以看出:

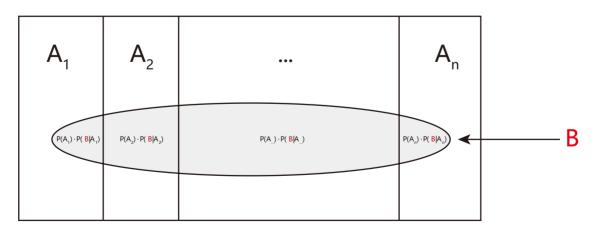
- 当 c 红 = 0 时, 就是正常的"放回抽样".
- 当 c 红 = -1 时, 就是 "不放回抽样". 即把之前步骤中取到的球, 拿走了, 不放回总体中.
- 当 c 红 > 0 时, 就是本例的"传染病模型".

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

Ω P(A1) P(A2) P(A,B) P(A<sub>2</sub>B) P(A<sub>3</sub>B) P(A3) P(A<sub>4</sub>B) P(A<sub>E</sub>B) P(A4) 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:

$$P(B) =$$
 第 1 块的概率 + 第 2 块的概率 + ... + 第 $n$ 块的概率 
$$= P(A_1B) + P(A_2B) + ... + P(A_nB)$$
 
$$= P(A_1) \cdot P(B|A_1) + P(A_2) \cdot P(B|A_2) + ... + P(A_n) \cdot P(B|A_n)$$
 
$$= \sum_{i=1}^{n} [P(A_i) \cdot P(B|A_i)]$$

并有: 
$$P(B) = \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{A + B \text{ in } \mathbb{M} = \emptyset, \mathbb{A} \text{ in } \mathbb{M}} + \underbrace{P(\overline{A}) \cdot P(B|\overline{A})}_{\mathbb{A} + B \text{ in } \mathbb{M} = \emptyset, \mathbb{A} \text{ in } \mathbb{A}}$$

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.

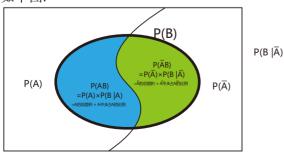
事实上, P(B|A) 就是 B 占 A 的比例. 即  $\frac{B}{A}$ .

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:



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:

 $-A_1:$ 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), 个合格面的概率

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

= 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.

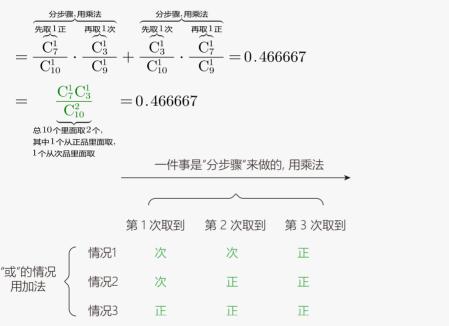
即 
$$\rightarrow$$
 =  $\underbrace{P\left(B_{00}\right)}_{\text{前两次取到次品}}$  ·  $\underbrace{P\left(G_{xx3}\mid B_{00}\right)}_{\text{在前两次取到次品的条件下, 第 3 次取到正品}}$ 

- 次, 正, 正. 即 
$$\to$$
 =  $P(B_{10}) \cdot P(G_{xx3} | B_{10})$   
- 正, 正, 正. 即  $\to$  =  $P(B_{11}) \cdot P(G_{xx3} | B_{11})$ 

上面这三种可能性并存, 就是"和"(并集)的概念. 用加法:

$$\begin{split} G_{xx3} &= \underbrace{P(B_{00}) \cdot P(G_{xx3} \mid B_{00})}_{\text{$\hat{\mathfrak{g}}$1$ phfh$Z: $2\%, $1$ E}} + \underbrace{P(B_{10}) \cdot P(G_{xx3} \mid B_{10})}_{\text{$\hat{\mathfrak{g}}$2$ phfh$Z: $1\%, $1$ E}, \text{ $\mathfrak{g}}_{1}}_{\text{$\hat{\mathfrak{g}}$2$ phfh$Z: $1\%, $1$ E}, \text{ $\mathfrak{g}}_{2}} + \underbrace{P(B_{11}) \cdot P(G_{xx3} \mid B_{11})}_{\text{$\hat{\mathfrak{g}}$3$ phfh$Z: $1\%, $1$ E}, \text{ $\mathfrak{g}}_{2}}_{\text{$\hat{\mathfrak{g}}$2$ phfh$Z: $1\%, $1$ E}, \text{ $\mathfrak{g}}_{2}} + \underbrace{\frac{C_{11}^{2}}{C_{10}^{2}} \cdot \frac{C_{11}^{1}}{C_{10}^{2}}}_{C_{10}^{2}} + \underbrace{\frac{C_{11}^{2}}{C_{10}^{2}} \cdot \frac{C_{11}^{1}}{C_{10}^{2}}}_{C_{10}^{2}} + \underbrace{\frac{C_{11}^{2}}{C_{10}^{2}} \cdot \frac{C_{11}^{1}}{C_{10}^{2}}}_{\hat{\mathfrak{g}}_{3}^{2}} + \underbrace{\frac{C_{11}^{2}}{C_{10}^{2}}}_{\hat{\mathfrak{g}}_{3}^{2}} + \underbrace{\frac{C_{11}^{2}}{C_{10}^{$$

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:



#### 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:  $P(B_0) = \frac{1}{2}$ 

-  $B_1$ : 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.  $P(B_2) = \frac{1}{3}$ 

 $-S_1$ : 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:  $P(S_2) = \underbrace{P(S_1) \cdot P(S_2 \mid S_1)}_{\hat{\mathfrak{R}}-\chi_{\text{抽为正品}},\,\hat{\mathfrak{R}}=\chi_{\text{检验为正}}} + \underbrace{P(\overline{S_1}) \cdot P(S_2 \mid \overline{S_1})}_{\hat{\mathfrak{R}}-\chi_{\text{抽为次品}},\,\hat{\mathfrak{R}}=\chi_{\text{检验为正}}}$ 

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.

$$P\left(S_{1}\right) = \underbrace{\begin{array}{c} \text{ $\dot{\mathbb{E}}$ $\dot{\mathbb{E}}$$$

 $=\underbrace{\frac{1}{3} \cdot \frac{C_{ \& \ 10 \ E}^{1}}{C_{ \& \ 10}^{1}}}_{ \& \ 10 \ \text{peaf} \ 0 \ \text{K}} + \underbrace{\frac{1}{3} \cdot \frac{C_{ \& \ 9 \ E}^{1}}{C_{ \& \ 10}^{1}}}_{ \& \ 10 \ \text{peaf} \ 1 \ \text{K}} + \underbrace{\frac{1}{3} \cdot \frac{C_{ \& \ 8 \ E}^{1}}{C_{ \& \ 10}^{1}}}_{ \& \ 10 \ \text{peaf} \ 2 \ \text{K}}$ 

= 0.9

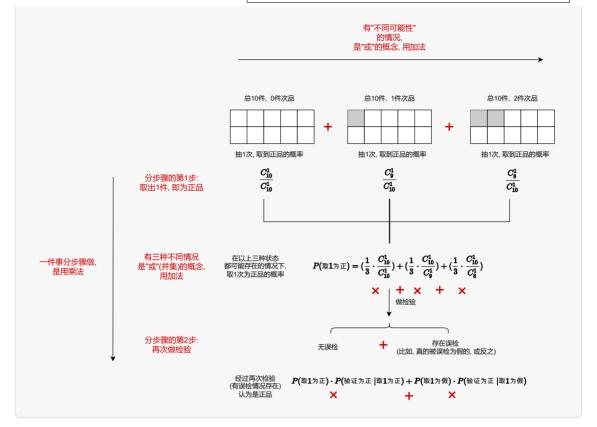
所以: 
$$P(\overline{S_1}) = 1 - P(S_1) = 1 - 0.9 = 0.1$$

于是, 我们就能得到:

$$P\left(S_{2}\right)= \underbrace{\frac{=0.9}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text{ $\#$-хін редь.}} \text{ $\#$-хін редь.}}_{\text{ $\#$-хін редь.}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text{ $\#$-хін редь.}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)}}_{\text { $\#$-xin person.}} \underbrace{\frac{=0.1}{P\left(S_{1}\right)$$

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

$$P(A_K|B) = \frac{P(A_K) \cdot P(B|A_K)}{\sum_{I=1}^{N} [P(A_I) \cdot P(B|A_I)]} = \frac{P(A_KB)}{P(B)}$$
 14



# 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:从"果",来推是"某因"的可能性大小

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 
$$= P(BA) = P(B) \cdot P(A|B) = P(B) \cdot P(A|B)$$
 把公式 ②代入公式 ①,就得到: $P(B|A) = \frac{P(B) \cdot P(A|B)}{P(A)} = \frac{P(B) \cdot P(A|B)}{P(A)}$  即: $P(A) \cdot P(B|A) = P(B) \cdot P(A|B)$  ②  $P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$  ③  $P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$  ③  $P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$ 

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

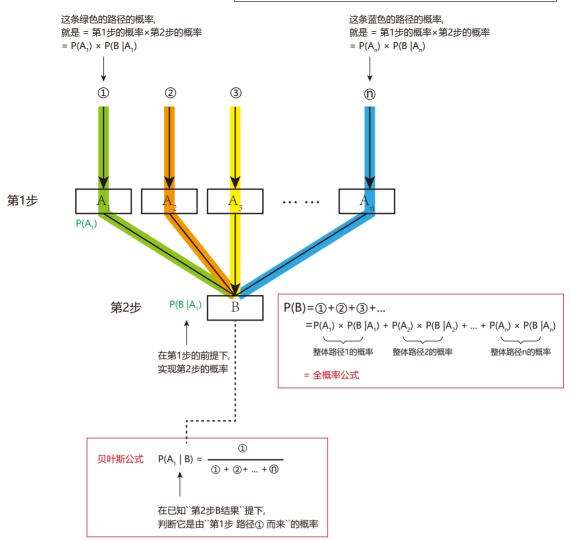
然后,对 $\mathcal{Q}$ 式,我们把 $A_i$ 和B倒一倒,让B作为条件,即有:

$$P(A_i|B) = \frac{\overbrace{P(A_iB)}^{\beta \neq \text{But} \otimes \text{bnpa}}^{\text{GPDT} \otimes \text{constant}}}{\underbrace{P(B)}_{\beta \text{GDD "} \neq \text{KMPR} \triangle \vec{X}}} \leftarrow \beta \text{ Bin } P(B) = \sum_{i=1}^n \left[ P(A_i) \cdot P(B|A_i) \right]$$

$$= \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{i \text{ or } T \text{ spin } I \text{ spin } P \text{ spin$$

推导 3:

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



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 路径 1 的概率 ightarrow 路径 1 的概率 ightarrow 即:

$$P\left(A_i|B\right) = \frac{P(A_i) \cdot P(B|A_i)}{\sum_{j=1}^{n} \left[P(A_j) \cdot P(B|A_j)\right]} = \underbrace{\frac{P(A_i) \cdot P(B|A_i)}{P(A_1) \cdot P(B|A_1) + \ldots + P(A_n) \cdot P(B|A_n)}}_{\text{分母上是把所有的路径概率, 都加起来} = P(B) = 全概率公式}$$

→ 到第二步的, 其实就是"全概率公式", 即:

$$P(B) = \underbrace{P(A_1) \cdot P(B|A_1)}_{\text{整条路径 1 的概率}} + \underbrace{P(A_2) \cdot P(B|A_2)}_{\text{整条路径 2 的概率}} + \dots \underbrace{+P(A_n) \cdot P(B|A_n)}_{\text{整条路径nh概率}}$$

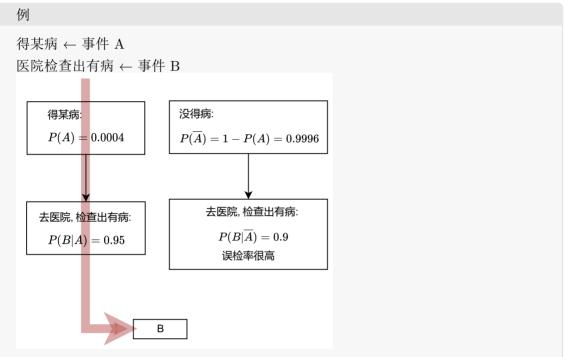
宋浩的上课:

有事件  $A_1, A_2, ...A_n$  组成 "完备事件组" (它们作为 "原因事件"),  $P(A_i) > 0$  有一个事件 B (作为 "结果事件"), P(B) > 0

则: 从 B 结果, 来倒推推断 "它是由第  $A_k$  个原因造成的"的可能性占多大的概率, 就由这个公式 (贝叶斯公式) 给出:

6 贝叶斯公式 BAYES' THEOREM:  $P\left(A_K|B\right) = \frac{P\left(A_K\right) \cdot P\left(B|A_K\right)}{\sum_{I=1}^{N} \left[P\left(A_I\right) \cdot P\left(B|A_I\right)\right]} = \frac{P\left(A_KB\right)}{P\left(B\right)}$ 17

$$\begin{split} P(原因A_k \mid \text{结果}B) \\ &= \frac{P(原因A_k \cap \text{结果}B)}{P(\text{结果}B)} \\ &= \frac{P\left(原因A_k \cap \text{结果}B\right)}{\sum_{i=1}^n \left[P\left(原因A_i\right) \cdot P\left(\text{结果}B \mid 原因A_i\right)\right]} \\ &= \frac{A_k \text{这个人}, \text{他的责任量}}{\text{所有相关的人}(所有的A), 责任加起来的总和量} \end{split}$$



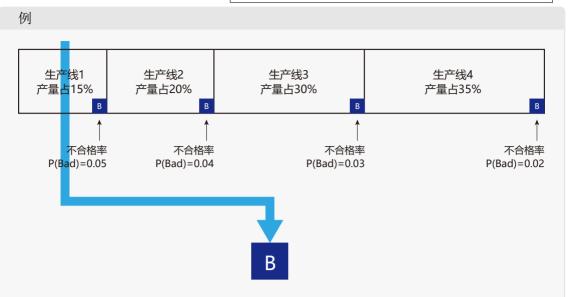
在某人检测出有病 (B) 的前提下, 问"其是真实患病 (A)"的概率是多少? (即走的是上面红色路径的概率). 即求: P(A|B) =?

#### 所以, 你可以看出:

- 全概率公式, 是从"原因"来推"结果的可能性是多少".
- 贝叶斯公式, 是从"结果"来倒推其"是从哪一种原因得来的"的可能性. 即 P(原因; |结果)

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

$$P(A_K|B) = \frac{P(A_K) \cdot P(B|A_K)}{\sum_{I=1}^{N} [P(A_I) \cdot P(B|A_I)]} = \frac{P(A_KB)}{P(B)}$$
 18



#### 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

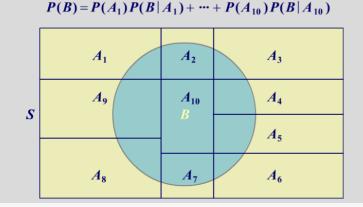
#### 我们设:

-  $A_1$ : 代表生产线 1 的产品 -  $A_2$ : 代表生产线 2 的产品 -  $A_3$ : 代表生产线 3 的产品 -  $A_4$ : 代表生产线 4 的产品 - B (bad): 代表不合格品.

则,这个工厂的总的不合格率:

$$P(B) = \underbrace{\frac{P(A_1) \cdot P(B|A_1)}{P(A_1) \cdot P(B|A_4)} + \ldots + P(A_4) \cdot P(B|A_4)}_{\text{第 1 条生产线的产量占比,乘以第 1 条生产线的不合格率}} + \ldots + P(A_4) \cdot P(B|A_4)$$

# 全概率公式的图解 设有样本空间 S 及其中某一事件为B,按如下方式构造一完 备事件组 $\{A_i\}$ $(i=1,2,\cdots,10)$ ,注意到事件 $A_i$ 发生的条件下事件 B 发生的概率为 $P(BA_i)=P(A_i)P(B|A_i)$ ,则



现在问: 在发生了 B 结果的前提下, 它是由  $A_1$  原因 (路径) 引起的可能性, 是多少?  $\leftarrow$  这就是要用 "贝叶斯公式" 了. 从 "结果", 来问 "某原因" 导致的可能性是多少.

6 贝叶斯公式 BAYES' THEOREM:  $P\left(A_K|B\right) = \frac{P\left(A_K\right) \cdot P\left(B|A_K\right)}{\sum_{I=1}^{N} \left[P\left(A_I\right) \cdot P\left(B|A_I\right)\right]} = \frac{P\left(A_KB\right)}{P\left(B\right)}$ 19

$$P(A_1|B) = \frac{P(A_1B)}{P(B)} = \frac{\overbrace{P(A_1)}^{A_1 \pm \cancel{\text{pt}}} \underbrace{P(A_1)}^{A_1 \pm \cancel{\text{pt}}} \underbrace{P(B|A_1)}^{A_1 \pm \cancel{\text{pt}}} \underbrace{P(B|A_1)}^{A_1 \pm \cancel{\text{pt}}} = \frac{0.15 \cdot 0.05}{0.0315} = 0.238095$$

$$\underbrace{P(A_1|B)}_{\cancel{\text{Q}} + \cancel{\text{Q}} + \cancel{\text{Q}}} \underbrace{P(B)}_{\cancel{\text{Q}} + \cancel{\text{Q}} + \cancel{\text{Q}} + \cancel{\text{Q}}} = 0.238095$$

同理, 其他原因 (其他生产线带来的次品) 的可能性是:

$$P(A_2|B) = \frac{P(A_2B)}{P(B)} = \frac{P(A_2) \cdot P(B|A_2)}{P(B)} = \frac{0.2 \cdot 0.04}{0.0315} = 0.253968$$

$$P(A_3|B) = \frac{P(A_3B)}{P(B)} = \frac{P(A_3) \cdot P(B|A_3)}{P(B)} = \frac{0.3 \cdot 0.03}{0.0315} = 0.285714$$

$$P(A_4|B) = \frac{P(A_4B)}{P(B)} = \frac{P(A_4) \cdot P(B|A_4)}{P(B)} = \frac{0.35 \cdot 0.02}{0.0315} = 0.222222$$

所以, 是第3条生产线造成的原因的可能性最大, 因为其概率值最高.

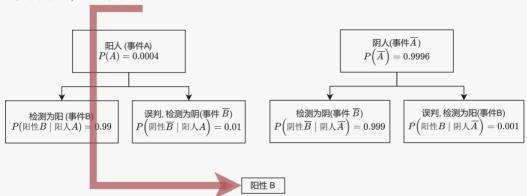
#### 例

某病,发病率是0.0004.有种检测方法,但存在误诊情况.

我们先设定事件:

- 事件 A: 表示某人真有病, 即阳性
- 事件 A: 表示某人无病, 阴性 事件 B: 表示检测认为该人阳性.

该检测方法,准确度如下:

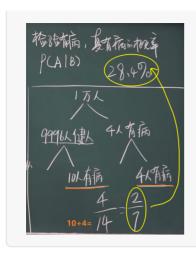


问: 一个人被检测为 "阳", 那么他真的是 "得病" 的概率是? 即问:  $P(阳人A | \Pi \lor B = ?)$ 

$$P(A|B) = \frac{\overbrace{P(B) = P(B) \cdot P(B|A)}^{P(B)} = P(A) \cdot P(B|A)}{\underbrace{P(B)}_{\text{Eff-}} - \text{$\wedge$ $\downarrow$ $k$ $\lambda$} \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}} = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)}$$

$$= \frac{\overbrace{P(A) \cdot P(B|A)}^{=0.0004} + \overbrace{P(A) \cdot P(B|A)}^{=0.99}}{\underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{\text{$\neq$ $\downarrow$ $k$}} + \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{\text{$\neq$ $\downarrow$ $k$}} + \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{\text{$\neq$ $\downarrow$ $k$}} + \underbrace{P(A) \cdot P(B|A)}_{\text{$\neq$ $\downarrow$ $k$}} = \frac{0.0004 \cdot 0.99}{0.0004 \cdot 0.99 + 0.9996 \cdot 0.001} = 0.283749$$

7 事件的独立性 20



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".

### 7 事件的独立性

#### 7.1 "独立"与"互不相容 (互斥)"的区别

独立	$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$
互斥, 矛盾对立	$P(A \cap B) = 0$ ,并且 $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$

#### (1) 独立:

- 是指一个事件 (A) 的发生概率, 不受另一个事件 (B) 发生与否的影响.
- 即: P(A|B) = P(A).  $\leftarrow$  意思就是: 即使 B 发生的条件下,来看 A 发生的情况,其发生概率和 A 单独自己发生,没有任何区别. 换言之,有没有 B 先发生,对 A 的发生概率毫无影响.
- 若 A,B 是互相独立事件, 则: $P(AB) = P(A) \cdot P(B) > 0$
- 多个事件彼此独立: 若 A,B,C 互相独立,则有:

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

$$P(BC) = P(B) \cdot P(C)$$

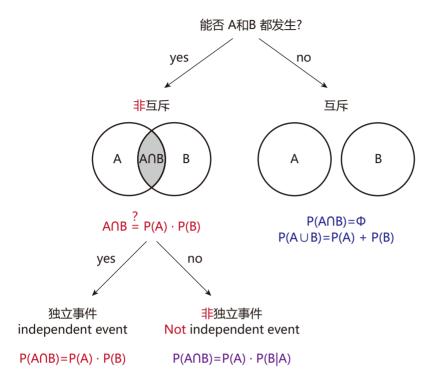
$$P(AC) = P(A) \cdot P(C)$$

$$P(ABC) = P(A) \cdot P(B) \cdot P(C)$$

- (2) 互斥 (互不相容), 彼此矛盾对立:
- **它指的是: 两个事件不可能同时发生** (至多只有一个发生. 它们可能都不发生, 但不会同时发生).

事件的独立性 21

- 是指两个事件没有交集.
- 从集合的角度看, 几个事件彼此"互斥", 就是指各个事件所含的基本事件组成的集合, 彼此互不相交.
- 即  $AB = \Phi$  空集. 有你没我, 有我没你.
- 比如,一个人的性别不是男就是女,不可能同时既是男又是女.



"独立"与"互斥"不会同时成立.

#### 注意区别:

→ 事件 A 的 "条件概率" P(A|B):

事件 B 的发生, 改变了事件 A 发生的概率, 也即事件 B 对事件 A 有某种"影响".

 $\rightarrow$  事件 A 的 "无前提条件的概率" P(A): 这里, 事件 B 的发生, 对事件 A 的发生毫无影响, 即 P(A|B) = P(A).

由此又可推出 P(B|A) = P(B), 即事件 A 发生对 B 也无影响. 可见独立性是相互的.

#### 例

己知:  $P(A \cup B) = 0.9, P(A) = 0.4,$  问:

- 当 A, B 互斥时, P(B)=?

A, B 互斥, 即说明 AB 的交集  $=\Phi$ , 即 P(AB)=0.

因为 
$$\underbrace{P(A+B)}_{=0.9} = \underbrace{P(A)}_{=0.4} + P(B) - \underbrace{P(AB)}_{=0}$$
 所以  $P(B) = 0.9 - 0.4 - 0 = 0.5$ 

- 当 A, B 独立时, P(B)=?

两个事件彼此独立,则有公式:  $P(AB) = P(A) \cdot P(B)$ 

但注意: 这里的 P(AB) 不能直接搬用上面的值 0. 因为这里的 A,B 是独立事件, 而非

7 事件的独立性 22

上面的互斥事件.

$$\underbrace{P(A+B)}_{=0.9} = \underbrace{P(A)}_{=0.4} + P(B) - \underbrace{P(AB)}_{=P(A) \cdot P(B)}$$
 
$$\mathbb{H}: 0.9 = 0.4 + P(B) - 0.4 \cdot P(B)$$
 
$$0.9 - 0.4 = (1 - 0.4) \cdot P(B)$$
 
$$P(B) = \frac{0.5}{0.6} = \frac{5}{6} = 0.833333$$

#### 7.2 A,B 是两个相互独立的事件,则有: $P(AB) = P(A) \cdot P(B)$

即,事件相互独立:就是指一个事件发生,不会影响另一个事件的发生或不发生.两个事件没有相关性,相关系数为 0.

从数学上定义, 就是  $P(AB) = P(A) \cdot P(B)$ 

即:两个相互独立的事件 A 和 B 都发生的概率,等于每个事件发生的概率的积. (即等于"分步骤法".)

另外: " $\Phi$  和  $\Omega$ " 与 "任意事件 A" 都独立.

# 7.3 若 A,B 是互相独立的事件,则有: (1) A 与 $\overline{B}$ 独立; (2) $\overline{A}$ 与 B 独立; (3) $\overline{A}$ 与 $\overline{B}$ 独立

既然 A,B 是相互独立的事件了, 彼此发生或不发生, 对另一方毫无影响. 所以, 我上不上岸 (A 或  $\overline{A}$ ), 和你结不结婚 (B 或  $\overline{B}$ ) 毫无影响.

7.4 若 P(A) = 0 或 P(A) = 1, 则 A 与 "任意事件"都互相独立.