

第五章 不确定性推理

- 概述
- 概率论基础
- 主观Bayes方法
- 确定性方法（可信度方法）
- 证据理论
- Bayes网络

不确定推理 : { **初始证据** (均不确定) **结论** (不确定但合理)
 知识

```
graph BT; A1([A1]) -- R1 --> OR([OR]); A2([A2]) -- R2 --> OR; A2 -- R3 --> AND([AND]); A3([A3]) -- R4 --> AND; OR -- f1 --> B2([B2]); AND -- f2 --> B1([B1]); B2 -- f3 --> B([B]); B1 -- f4 --> B
```

概述-不确定性的表示

不确定性的表示和度量

- 知识（静态强度）：一般由专家给出的数值
- 证据（动态强度）
 - 初始：专家给出
 - 中间：传递算法计算
- 度量方式选择原则：
 - 表达充分
 - 便于估计
 - 便于传递计算
 - 直观且有依据有语义描述

计算问题：不确定性的传播和更新。也是获取新信息的过程。

组合证据不确定性的方法

- 最大最小方法： $T(E1 \cup E2) = \min\{T(E1), T(E2)\}$

$$T(E1 \cap E2) = \max\{T(E1), T(E2)\}$$

- 概率方法：

$$T(E1 \cap E2) = T(E1) \times T(E2)$$

$$T(E1 \cup E2) = T(E1) + T(E2) - T(E1) \times T(E2)$$

传递算法及结论合成算法

条件概率：

$$P(B / A) = \frac{P(AB)}{P(A)} \quad \text{其中 } (P(A) > 0)$$

乘法定理

$$P(AB) = P(A)P(B / A) \quad (P(A) > 0)$$

$$P(AB) = P(B)P(A / B) \quad (P(B) > 0)$$

全概率公式 设 B_1, B_2, \dots, B_n 为样本空间S的一个划分，

$P(B_i) > 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ ，A是其中的一个事件，则

$$P(A) = P(B_1)P(A / B_1) + P(B_2)P(A / B_2) + \dots + P(B_n)P(A / B_n)$$

● 贝叶斯 (Bayes) 公式或逆概率公式： 设 B_1, B_2, \dots, B_n 为样本空间 S 的一个划分， A 是其中的一个事件，且

$$P(A) > 0, \quad P(B_i) > 0 (i = 1, 2, \dots, n)$$

则有：

$$P(B_i / A) = \frac{P(AB_i)}{P(A)} = \frac{P(B_i)P(A / B_i)}{P(B_1)P(A / B_1) + \dots + P(B_n)P(A / B_n)}$$

贝叶斯公式意义

Bayes公式

$$P(B_i | A) = \frac{P(B_i) \times P(A | B_i)}{P(A)}$$

1) B_1, B_2, \dots, B_n : 划分

2) B_m : A发生的各种“因素”

$P(B_i)$: 先验概率

3) $P(B_m)$: A出现前“原因”出现的可能性, 即先验概率。

4) $P(B_m / A)$: 后验概率 ; A的出现有助于对各种“因素”发生的概率作进一步估计

- 贝叶斯决策 : 在已知 $P(B_m)$ 先验概率的情况下, 做试验。再通过试验中事件A (证据) 的具体情况得到的新信息, 获得在A出现的情况下各种因素 发生情况的新知识。

B_m

主观Bayes方法

- 1976年提出的，应用于地矿勘探专家系统Prospector
- 不确定推理系统包括：
 - 不确定性的表示：
 - 规则/知识
 - 事实/证据
 - 不确定性的计算
 - 组合证据的不确定算法
 - 不确定性的传递算法
 - 结论的不确定算法

知识不确定性的表示

IF A THEN (LS, LN) B (P(B))

A：前提条件，简单或复合（OR, AND）

B：结论

P(B)：B的先验概率，无专门证据时，由专家给出

LS(A B)：充分性度量，由专家给定， [0,]

LN(\neg A B)：必要性度量，由专家给定， [0,]

初始证据不确定性的表示

- $P(A|A')$: 在观察 A' 下给出初始证据 A 的概率 $[0,1]$

例： A ：血色素小于100g/L

$A1'$ ：电子检测仪检测

$A2'$ ：试纸比对

$A3'$ ：直接望诊

- 用户直接给出 $P(A|A')$
- 通过可信度 $C(A|A')$ $[-a,a]$ 间接给出 $P(A|A')$

不确定性的传递算法

$$P(B) \xrightarrow[\text{LS, LN}]{P(A), P(A|A')} \begin{cases} P(B|A), & A \text{ 肯定存在时} \\ P(B|\neg A), & A \text{ 肯定不存在时, 先验 后验} \\ P(B|A'), & A \text{ 不确定时} \end{cases}$$

几率函数

$$Q(x) = \frac{P(x)}{1 - P(x)}$$

• $Q(x)$ 与 $P(x)$ 单调性相同

• $P(x) \in [0, 1]$; $Q(x) \in [0, +\infty]$

当 $P(X) = 0$, 有 $Q(X) = 0$, X 为假

当 $P(X) = 0.5$, 有 $Q(X) = 1$

当 $P(X) = 1$, 有 $Q(X) = \infty$, X 为真

1. 证据A肯定存在的情况 ; $P(A)=P(A|A')=1$

(1) 求后验概率 $P(B|A)$

$$Bayes \Rightarrow \begin{cases} P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} \\ P(\neg B|A) = \frac{P(A|\neg B)P(\neg B)}{P(A)} \end{cases} \xrightarrow{\text{相除, 整理}}$$

$$\begin{cases} Q(B|A) = LS \times Q(B) \\ LS = \frac{P(A|B)}{P(A|\neg B)} \end{cases} \longrightarrow \boxed{P(B|A) = \frac{LS \times P(B)}{(LS - 1) \times P(B) + 1}}$$

(2) LS的意义:

$$Q(B|A)=LS \times Q(B)$$

LS >1	$Q(B A)>Q(B)$ $P(B A)>P(B)$	A的 \exists 使B为真的概率 ,LS $P(B A)$, $LS \Rightarrow Q(B A)$, $P(B A)$ 1,LS充分性
LS =1	$Q(B A)=Q(B)$ $P(B A)=P(B)$	A的 \exists 与B无关
LS (0,1)	$Q(B A)<Q(B)$ $P(B A)<P(B)$	A的 \exists 使B为真的概率 ,LS $P(B A)$
LS =0	$Q(B A)=0$ $P(B A)=0$	A的 \exists 使B为假

➤ 尽管 $LS=P(A|B)/P(A|\neg B)$, 但LS并不由此式确定 , 该式仅具理论意义

➤ 专家根据上表中LS的定性意义给出估算值

2. 证据A肯定不存在的情况 ; $P(A)=P(A|A')=0$, $P(\neg A)=1$

(1)求后验概率 $P(B|\neg A)$

$$Bayes \Rightarrow \begin{cases} P(B | \neg A) = \frac{P(\neg A | B)P(B)}{P(\neg A)} \\ P(\neg B | \neg A) = \frac{P(\neg A | \neg B)P(\neg B)}{P(\neg A)} \end{cases} \xrightarrow{\text{相除, 整理}}$$

$$\begin{cases} Q(B | \neg A) = LN \times Q(B) \\ LN = \frac{P(\neg A | B)}{P(\neg A | \neg B)} \end{cases} \longrightarrow P(B | \neg A) = \frac{LN \times P(B)}{(LN - 1) \times P(B) + 1}$$

(2) LN的意义:

$$Q(B|\neg A) = LN \times Q(B)$$

LN >1	$Q(B \neg A) > Q(B)$ $P(B \neg A) > P(B)$	$A \text{ 不} \exists \text{ 使 } B \text{ 为真的概率}, LN$ $LN \Rightarrow Q(B \neg A), P(B \neg A) 1$
LN =1	$Q(B \neg A) = Q(B)$ $P(B \neg A) = P(B)$	$\neg A$ 的 \exists 与 B 无关
LN (0,1)	$Q(B \neg A) < Q(B)$ $P(B \neg A) < P(B)$	$A \text{ 不} \exists \text{ 使 } B \text{ 为真的概率}, LN$ $\neg A \exists B \text{ 不为真}; LN \text{ 必要性}$
LN =0	$Q(B \neg A) = 0$ $P(B \neg A) = 0$	$LN 0 \Rightarrow B \text{ 为假} \Leftrightarrow B \text{ 真} \Rightarrow A \exists$

➤ 尽管 $LN = P(\neg A|B) / P(\neg A|\neg B)$ ，但LN并不由此式确定，该式**仅具理论意义**

➤ 专家根据上表中LN的**定性意义**给出估算值

- LS、LN满足：
 - LS、LN ≥ 0 ，不独立。
 - LS、LN不能同时 > 1 或 < 1
 - LS、LN可同时 $= 1$

例1：

PROSPECTOR中的规则；

IF 有石英硫矿带 (LS=300, LN=0.2) THEN 必有钾矿带
IF 有玻璃褐铁矿 (LS=1000000, LN=0.01) THEN 有最佳的矿产结构

例：IF A_i THEN B_i $\begin{cases} (10,1) \\ (20,1) \\ (1,0.002) \end{cases}$ $\begin{cases} 0.03 \\ 0.05 \\ 0.3 \end{cases}$ $i = 1, 2, 3$

求： $A_i (i = 1, 2, 3)$ 存在，不存在时， $P(B_i | A_i), P(B_i | \neg A_i) = ?$

解：(1) $A_i (i = 1, 2, 3)$ 存在

$$P(B_i | A_i) = \frac{LS_i \times P(B_i)}{(LS_i - 1) \times P(B_i) + 1} = \begin{cases} 0.24, i = 1 \uparrow \\ 0.51, i = 2 \uparrow \\ 0.3, i = 3 \end{cases}$$

(2) $A_i (i = 1, 2, 3)$ 不存在

$$P(B_i | \neg A_i) = \frac{LN_i \times P(B_i)}{(LN_i - 1) \times P(B_i) + 1} = \begin{cases} 0.03, & i = 1 \\ 0.05, & i = 2 \\ 0.00086, & i = 3 \downarrow 350 \text{倍} \end{cases}$$

3. 证据不确定的情况： $0 < P(A|A') < 1$

(1) Dudd公式(已证明)

$$P(B|A') = P(B|A) \times P(A|A') + P(B|\neg A) \times P(\neg A|A')$$

*不能写成 $P(B|A)$,它表示A存在

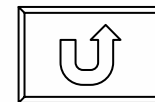
*类全概公式, $A, \neg A$ 为划分

*令 $P(A|A') = t$, 则 $P(B|A') = tP(B|A) + (1-t)P(B|\neg A)$, 加权和

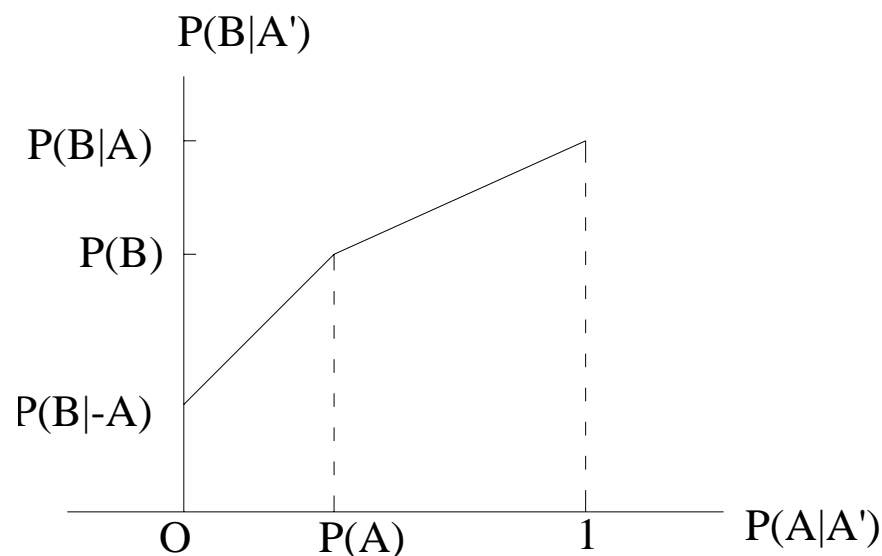
(2) $P(B|A')$ 的具体计算

$P(A A')$	$P(B A')$	插 值 ↓ 公 式
1	$P(B A)$	
0	$P(B \neg A)$	
$P(A)$	$P(B)$	公 式
$[0, P(A)]$	$P(B \neg A) + \frac{P(B) - P(B \neg A)}{P(A)} \times P(A A')$	
$[P(A), 1]$	$P(B) + \frac{P(B A) - P(B)}{1 - P(A)} \times [P(A A') - P(A)]$	

$$P(B|A') = P(B|A) \times P(A|A') + P(B|\neg A) \times P(\neg A|A')$$



(3)公式的几何意义



插值：加入 $P(A)$ 点是为了提高准确度，否则为两点插值

$$P(B/A') = \begin{cases} P(B/-A) + \frac{P(B) - P(B/-A)}{P(A)} \times P(A/A') & P(A/A') \in [0, P(A)] \\ P(B) + \frac{P(B/A) - P(B)}{1 - P(A)} \times [P(A/A') - P(A)] & P(A/A') \in [P(A), 1] \end{cases}$$

(4) 组合证据不确定性算法

$$P(A | A') = \begin{cases} \min_{1 \leq i \leq n} \{P(A_i | A')\}, & A = A_1 A_2 \cdots A_n \\ \max_{1 \leq i \leq n} \{P(A_i | A')\}, & A = A_1 \cup A_2 \cup \cdots \cup A_n \\ 1 - P(A_i | A'), & A = \neg A_i \end{cases}$$

(5) 结论不确定性的合成算法

N条知识都支持结论B, $A_i' \leftrightarrow A_i$ B (直接导致)

$$Q(B | A_1', A_2', \dots, A_n') = \underbrace{\frac{Q(B | A_1')}{Q(B)} \times \frac{Q(B | A_2')}{Q(B)} \times \cdots \times \frac{Q(B | A_n')}{Q(B)}}_{\text{比例系数}} \times Q(B)$$

- 已知： $P(A)=1, P(B_1)=0.04, P(B_2)=0.02$ 求： $P(B_2|A)$



$$R_1:A \quad B_1 \quad LS=20 \quad LN=1$$

$$R_2:B_1 \quad B_2 \quad LS=300 \quad LN=0.001$$

- 分析计算：

$$P(B/A') = \begin{cases} P(B/-A) + \frac{P(B) - P(B/-A)}{P(A)} \times P(A/A') & 0 \leq P(A/A') < P(A) \\ P(B) + \frac{P(B/A) - P(B)}{1 - P(A)} \times [P(A/A') - P(A)] & P(A) \leq P(A/A') \leq 1 \end{cases}$$

$$P(B_2 | A) \longrightarrow \begin{cases} B \Leftarrow B_2, A \Leftarrow B_1, A' \Leftarrow A \\ P(A | A') \in ?[0, P(A)], ?[P(A), 1] \\ P(B_1 | A), P(B_1) \text{ 比较大小} \end{cases}$$

$$\begin{cases} P(B_1 | A) \\ P(B_1)^* \end{cases} \text{ 比较大小} \Leftrightarrow \begin{cases} P(B_1 | A) = \frac{LS_1 \times P(B_1)}{(LS_1 - 1) \times P(B_1) + 1} = \frac{20 \times 0.04}{(20 - 1) \times 0.04 + 1} = 0.454 \\ P(B_1) = 0.04 \end{cases}$$

$$P(B_2 | A) = P(B_2) + \frac{P(B_2 | B_1) - P(B_2)}{1 - P(B_1)} \times [P(B_1 | A) - P(B_1)]$$

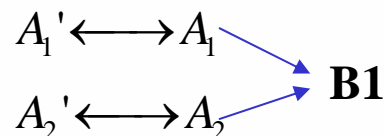
$$P(B_2 | B_1) = \frac{LS_2 \times P(B_2)}{(LS_2 - 1) \times P(B_2) + 1} = \frac{300 \times 0.02}{(300 - 1) \times 0.02 + 1} = 0.859 \text{ (假定 } B_1 \text{ 肯定发生时)}$$

$$P(B_2 | A) = 0.02 + \frac{0.859 - 0.02}{1 - 0.04} \times [0.454 - 0.04] = 0.382$$

- 已知：证据 A_1, A_2 必然发生， $P(B_1) = 0.03$ 求 B_1 的更新值 $P(B_1 | A_1, A_2)$

$R_1 : A_1 \rightarrow B_1 \text{ LS}=20 \text{ LN}=1;$

$R_2 : A_2 \rightarrow B_1 \text{ LS}=300 \text{ LN}=1$



- 分析计算

$$P(B_1 | A_i) = \frac{LS_i \times P(B_1)}{(LS_i - 1) \times P(B_1) + 1} = \begin{cases} \frac{20 \times 0.03}{(20 - 1) \times 0.03 + 1} = 0.382, i = 1 \\ \frac{300 \times 0.03}{(300 - 1) \times 0.03 + 1} = 0.903, i = 2 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \text{方法一：} P(B_1 | A_1 A_2) &= \frac{LS_2 \times P(B_1 | A_1)}{(LS_2 - 1) \times P(B_1 | A_1) + 1} = \frac{LS_1 \times P(B_1 | A_2)}{(LS_1 - 1) \times P(B_1 | A_2) + 1} \\ &= \frac{300 \times 0.382}{(300 - 1) \times 0.382 + 1} = \frac{20 \times 0.903}{(20 - 1) \times 0.903 + 1} = 0.99464 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{方法二：} Q(B_1 | A_1 A_2) &= \frac{Q(B | A_1')}{Q(B)} \times \frac{Q(B | A_2')}{Q(B)} \times Q(B) = \frac{P(B | A_1')}{1 - P(B | A_1')} \times \frac{P(B | A_2')}{1 - P(B | A_2')} \times \frac{1 - P(B)}{P(B)} \\ &= \frac{0.382}{1 - 0.382} \times \frac{0.903}{1 - 0.903} \times \frac{1 - 0.03}{0.03} \\ P(B_1 | A_1 A_2) &= \frac{Q(B_1 | A_1 A_2)}{1 + Q(B_1 | A_1 A_2)} = 0.99464 \end{aligned}$$

主观贝叶斯方法

- 主观Bayes方法的评价
 - 优点：
 - 计算方法直观、明了。
 - 缺点：
 - 要求 B_j 相互无关（实际不可能）。
 - $P(B_i | A')$ 与 $P(B_i)$ 很难计算。
 - 应用困难。

确定性方法（可信度方法）

- MYCIN系统研制过程中产生的不确定推理方法，第一个采用了不确定推理逻辑，70's著名。
- 提出该方法时应遵循的原则
 - 不采用严格的统计理论。近似方法。
 - 用专家的经验估计代替统计数据
 - 尽量减少需要专家提供的经验数据，尽量使少量数据包含多种信息。
 - 新方法应适用于证据为增量式地增加的情况。
 - 专家数据的轻微扰动不影响最终的推理结论。

确定性方法

- 理论基础
 - 以定量法为工具，比较法为原则的相对确认理论。
 - 采用此方法的MYCIN系统的诊断结果不只给出一个最可信结论及可信度，而是给出可信度较高的前几位，供比较选用。
- 过程
 - 规则的不确定性度量
 - 证据（前提）的不确定性度量。
 - 推理计算。

规则 (规则的不确定性度量)

- 规则 A \rightarrow B, 可信度表示为CF(B, A)。

$$CF(B, A) = \begin{cases} \frac{P(B/A) - P(B)}{1 - P(B)} \geq 0, & P(B/A) \geq P(B) \\ \frac{P(B/A) - P(B)}{P(B)} < 0, & P(B/A) < P(B) \end{cases} \quad (\text{理论定义})$$

$$-1 \leq CF(B, A) \leq 1$$

➤ CF(B, A)表示由证据A得到假设B的确定性(可信)因子, 是相对于先验概率 $p(B)$ 时后验概率 $P(B|A)$ 变化程度的衡量

$$P(B_i) = \begin{cases} 0.1, i=1 \\ 0.7, i=2 \\ 0.78, i=3 \end{cases}, P(B_i | A_i) = \begin{cases} 0.7, i=1 \\ 0.8, i=2 \\ 0.8, i=3 \end{cases}, CF(B_i, A_i) = \begin{cases} 2/3, i=1 \\ 1/3, i=2 \\ 1/11, i=3 \end{cases}$$

规则 (规则的不确定性度量)

- **CF(B, A)的特殊值：**
 - **CF(B, A) = 1** , 前提真 , 结论必真
 - **CF(B, A) = -1** , 前提真 , 结论必假
 - **CF(B, A) = 0** , 前提真假与结论无关
- **实际应用中CF(B, A)的值由专家根据理论上的定性意义确定 , 并不是由 $P(B|A)$, $P(B)$ 计算得到的。**

规则 (证据的不确定性度量)

- 证据A的可信度表示为 $CF(A)$
同样有： $-1 \leq CF(A) \leq 1$
- 特殊值： $CF(A) = 1$ ，前提肯定真
 $CF(A) = -1$ ，前提肯定假
 $CF(A) = 0$ ，对前提一无所知
- $CF(A) > 0$ ，表示A以 $CF(A)$ 程度为真
 $CF(A) < 0$ ，表示A以 $CF(A)$ 程度为假

规则 (推理计算 1)

- “与”的计算 : $A_1 \quad A_2 \quad B$

$$CF(A_1 \quad A_2) = \min \{ CF(A_1), CF(A_2) \}$$
- “或”的计算 : $A_1 \quad A_2 \quad B$

$$CF(A_1 \quad A_2) = \max \{ CF(A_1), CF(A_2) \}$$
- “非”的计算 :

$$CF(\sim A) = -CF(A)$$
- 由A, A B, 求 CF(B) (CF(B)未知时)

$$CF(B) = CF(A) \cdot CF(B, A)$$

(CF(A) < 0 时可以不算, 即为“0”)

规则 (推理计算 2)

- 合成，由两条规则求出再合并：独立使用
由 $CF_1(B)$ 、 $CF_2(B)$ ，求 $CF(B)$

$$CF(B) = \begin{cases} CF_1(B) + CF_2(B) - CF_1(B) CF_2(B), & \text{当 } CF_1(B) \geq 0, CF_2(B) \geq 0 \\ CF_1(B) + CF_2(B) + CF_1(B) CF_2(B), & \text{当 } CF_1(B) < 0, CF_2(B) < 0 \\ \frac{CF_1(B) + CF_2(B)}{1 - \min\{|CF_1(B)|, |CF_2(B)|\}}, & \text{当 } CF_1(B) \text{与 } CF_2(B) \text{符号不同} \end{cases}$$

规则 (推理计算 3)

- 更新, 由 $CF(A)$ 、 $A \rightarrow B$ 、 $CF(B, A)$ 、 $CF(B)$, 求 $CF(B|A)$:
- 用于 $CF(B)$ 已知时, 顺序实时代入更新

– 当A必然发生, $CF(A)=1$ 时:

$$CF(B | A) = \begin{cases} CF(B) + CF(B, A)(1 - CF(B)), & \text{当 } CF(B) \geq 0, CF(B, A) \geq 0 \\ CF(B) + CF(B, A)(1 + CF(B)), & \text{当 } CF(B) < 0, CF(B, A) < 0 \\ \frac{CF(B) + CF(B, A)}{1 - \min\{|CF(B)|, |CF(B, A)|\}}, & \text{当 } CF(B) \text{ 与 } CF(B, A) \text{ 符号不同} \end{cases}$$

规则 (推理计算 4)

– 当A不必然发生, $CF(A) < 1$ 时:

- $0 < CF(A) < 1$,

用 $CF(A)CF(B, A)$ 代替 $CF(A)=1$ 时的 $CF(B, A)$ 即可。

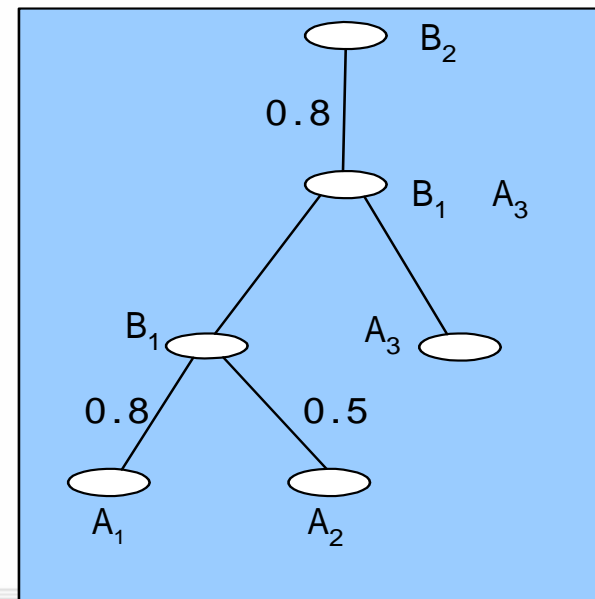
$$CF(B | A) = \begin{cases} CF(B) + CF(A) \cdot CF(B, A)(1 - CF(B)) , & \text{当 } CF(B) \geq 0 , CF(A) \cdot CF(B, A) \geq 0 \\ CF(B) + CF(A) \cdot CF(B, A)(1 + CF(B)) , & \text{当 } CF(B) < 0 , CF(A) \cdot CF(B, A) < 0 \\ \frac{CF(B) + CF(A) \cdot CF(B, A)}{1 - \min\{|CF(B)|, |CF(A) \cdot CF(B, A)|\}} , & \text{其他情形} \end{cases}$$

- $CF(A) = 0$,

规则 $A \rightarrow B$ 不可使用, 即此计算不必进行。

(如MYCIN系统 $CF(A) \leq 0.2$ 就认为是不可使用的。其目的是使专家数据经轻微扰动不影响最终结果。)

- 已知： $R_1 : A_1 \quad B_1 \quad CF(B_1, A_1) = 0.8$
 $R_2 : A_2 \quad B_1 \quad CF(B_1, A_2) = 0.5$
 $R_3 : B_1 \quad A_3 \quad B_2 \quad CF(B_2, B_1 \quad A_3) = 0.8$
 $CF(A_1) = CF(A_2) = CF(A_3) = 1$;
 $CF(B_1) = CF(B_2) = 0$;
- 计算 $CF(B_1)$ 、 $CF(B_2)$ 更新值
- 本题可图示为



- 依规则 R_1

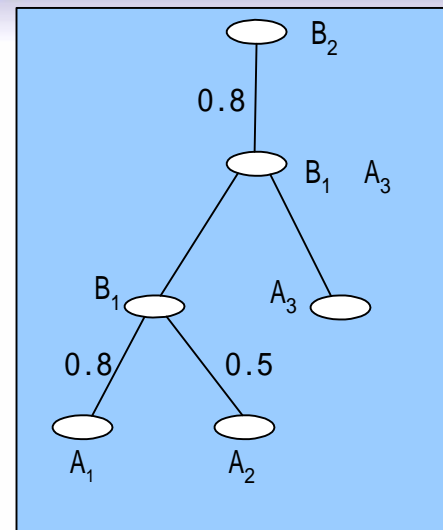
$$CF(B_1|A_1) = CF(B_1) + CF(B_1, A_1)(1 - CF(B_1)) = 0 + 0.8 \times 1 = 0.8,$$

即更新后 $CF(B_1) = 0.8$

- 依规则 R_2 (代入上一结果)

$$CF(B_1|A_2) = CF(B_1) + CF(B_1, A_2)(1 - CF(B_1)) = 0.8 + 0.5 \times 0.2 = 0.9$$

更新后 $CF(B_1) = 0.9$



- 依 R_3 , 先计算

$$1 \quad 0.9$$

$$CF(B_1, A_3) = \min(CF(A_3), CF(B_1)) = 0.9$$

由于 $CF(B_1, A_3) < 1$,

$$\begin{aligned} CF(B_2|B_1, A_3) &= CF(B_2) + CF(B_1, A_3) \times CF(B_2, B_1, A_3) \times (1 - CF(B_2)) \\ &= 0 + 0.9 \times 0.8(1 - 0) = 0.72 \end{aligned}$$

- 答：更新后的可信度分别是： $CF(B_1) = 0.9$, $CF(B_2) = 0.72$

- 评论
 - 可信度方法的宗旨不是理论上的严密性，而是处理实际问题的可用性。
 - 不可一成不变地用于任何领域，推广时必须根据情况修改。

证据理论

◆ 源于20世纪60年代美国哈佛大学数学家A. P. Dempster 在利用上、下限概率来解决多值映射问题方面的研究工作。

◆ Dempster的学生G. Shafer对证据理论做了进一步的发展，引入信任函数概念，形成了一套处理不确定性推理问题的数学方法，

◆ 1976年出版了《证据的数学理论》(*A Mathematical Theory of Evidence*)，这标志着证据理论正式成为一种处理不确定性问题的完整理论。

• 适用领域：信息融合、专家系统、情报分析、法律案件分析、多属性决策分析，等等。

• 当概率值已知时，证据理论就成了概率论。因此，概率论是证据理论的一个特例，有时也称证据论为广义概率论

基本概率分配函数 (Basic probability assignment: BPA)

U : 样本空间 (识别框架) $U = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$, e_i 是基本事件

\tilde{A} : 随机事件空间 ; $\tilde{A} = \{A \mid A \subseteq U\}$, 所有U中子集 , $|\tilde{A}| = 2^n$

函数 $M : 2^n \rightarrow [0,1]$, 且 :

$$\begin{cases} M(\phi) = 0 & M \text{ 是 } 2^n \text{ 上的概率分配函数} \\ \sum_{A \subseteq U} M(A) = 1 & M(A) \geq 0 \text{ 为 } A \text{ 的基本概率数} \end{cases}$$

* M 在 \tilde{A} 论域上讨论 , 与概率意义不同

例：U={红，黄，蓝}

➤ $A_1=\{\text{红}\}, A_2=\{\text{黄}\}, A_3=\{\text{蓝}\},$

$A_4=\{\text{红}, \text{黄}\}, A_5=\{\text{红}, \text{蓝}\}, A_6=\{\text{黄}, \text{蓝}\},$

$A_7=\{\text{红}, \text{黄}, \text{蓝}\}, A_8=\{\emptyset\}$

➤ U的所有子集共有 $2^3 = 8$ 个， $\tilde{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_8\}$

➤ $A_i \quad M(A_i) \quad [0,1], \quad A_i=1$

$M(A_1)=0.3,$

$M(A_2)=M(A_8)=0,$

$M(A_3)=M(A_6)=M(A_7)=0.1$

$M(A_4)=M(A_5)=0.2$

➤ $M(A_i)$ 表示事件结果为 A_i 的可信程度

BPA的含义

- ❖ BPA的作用是把 U 的任一子集 A 都映射为 $[0, 1]$ 上的一个数 $M(A)$
- ❖ $M(A)$ 表示证据对子集 A 成立的信任度量（信任分配）。
- ❖ 概率分配函数不是概率。
- ❖ 概率分配函数既可将信度赋予假设空间的单个元素，还能赋予它的子集，
- ❖ 类似人类在各级抽象层次上的证据收集过程，只需为那些你感兴趣且收集了证据的子集分配信任值，余下的信任值作为未知的情况全部留给了总集 U 。
- ❖ 证据理论中，一个样本空间称为一个识别框架 U ， U 由一系列对象构成，对象之间两两互斥，且包含当前要识别的全体对象。
- ❖ 证据理论的基本问题是，已知识别框架 U ，判明 U 中一个先验的未定元素属于 U 中某个子集 A 的程度。

- **Example:** disease diagnostics

$$U = \{\text{Allergy, Flu, Cold, Pneumonia}\}$$

- **BPA:**

$$m: 2^{|U|} \rightarrow [0, 1]$$

$$m_1: \quad \{\text{Flu, Cold, Pneu}\} \quad 0.6$$

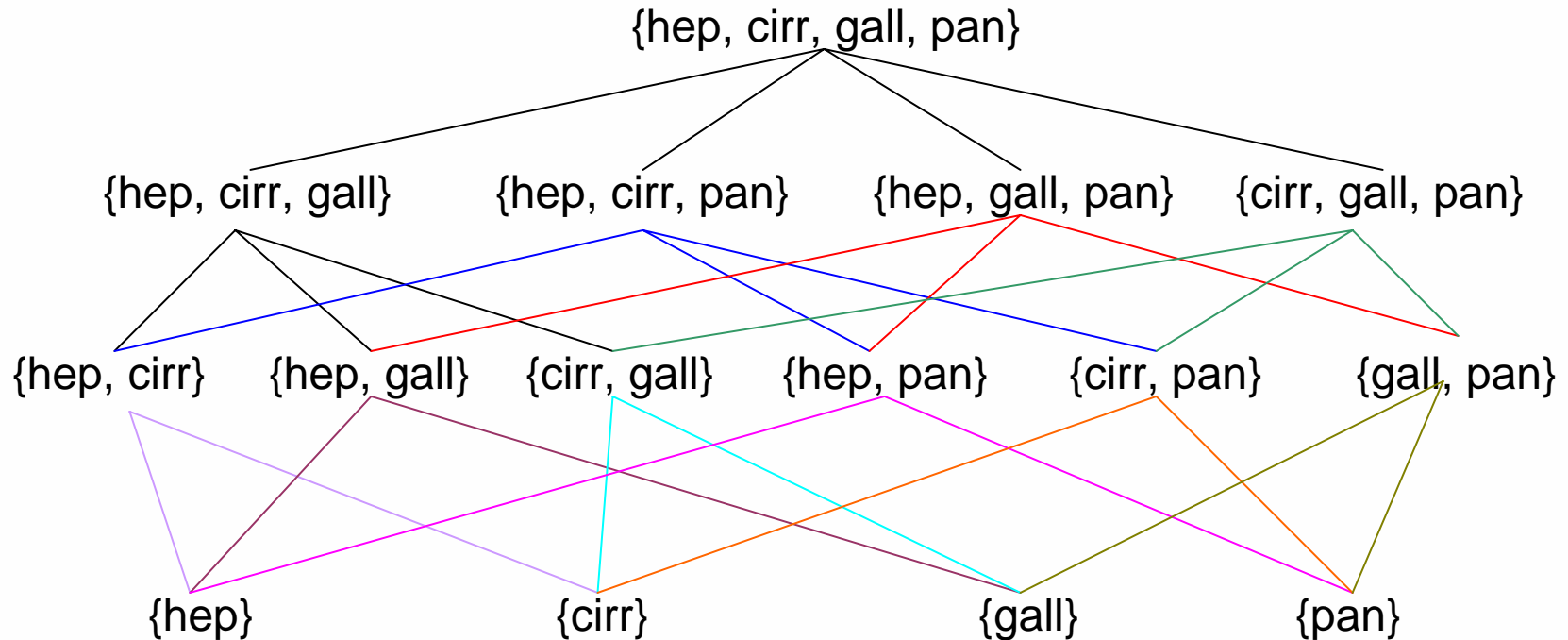
$$U : \quad \quad \quad 0.4$$

Example

- Patient has cholestatic jaundice (胆道阻滞型黄疸)
 - Possible causes are:
 - Hepatitis (hep肝炎)
 - Cirrhosis (cirr肝硬化)
 - Gallstone (gall胆结石)
 - Pancreatic cancer (pan胰腺癌)
- This mutually exclusive, collectively exhaustive set of hypotheses is called the *frame of discernment*, U

Subsets of the Frame of Discernment

- Each subset of the hypotheses in U is considered to be its own hypothesis



福州大学陈昭炯 This group of all possible subsets is denoted 2^U

BPA Examples

- Example 1:
 - No evidence is available concerning the diagnosis of a patient with jaundice(黄疸). What is the BPA?
 - $m(U) = m(\{\text{hep, cirr, gall, pan}\}) = 1$, and
 - 0 is assigned to every other subset

BPA Examples

- Example 2:
 - $(\{\text{hep}, \text{cirr}\})$ is supported to the degree 0.6. No evidence is given to support a choice between cirrhosis and hepatitis. What is the BPA?
 - $m(\{\text{hep}, \text{cirr}\}) = 0.6$, and
$$m(U) = m(\{\text{hep}, \text{cirr}, \text{gall}, \text{pan}\}) = 1 - 0.6 = 0.4$$

BPA Examples

- Example 3:
 - Evidence disconfirms the diagnosis of hepatitis (肝炎) to the degree 0.7. What is the BPA?
 - Evidence against hepatitis is considered evidence for not(hep). Therefore,
 $m(\{\text{cirr}, \text{gall}, \text{pan}\}) = 0.7$,
and $m(U) = 0.3$

BPA Examples

- Example 4:
 - Evidence confirms the diagnosis of hepatitis (肝炎) to the degree 0.8. What is the BPA?
 - $m(\{\text{hep}\}) = 0.8, m(U) = 0.2$

信任函数

➤ 函数 $\text{Bel}: 2^n \rightarrow [0, 1]$, $\text{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} M(B)$, $\forall A \in \tilde{A} \subseteq U$

$\text{Bel}(A)$: 随机事件A及其所有子集信任总和 (内涵, 下近似, 下限函数)

➤ $\text{Bel}(\emptyset)=0$, $\text{Bel}(U)=1$

似然函数

➤ 函数 $P_l: 2^n \rightarrow [0, 1]$, $P_l(A) = 1 - \text{Bel}(U - A) = 1 - \text{Bel}(\neg A) = \sum_{AB \neq \emptyset} M(B)$

➤ $P_l(A)$: 与A有关联 (交集非空) 的所有事件的信任总和 (外延, 上近似, 上限函数)

➤ $p_l(\emptyset)=0$, $p_l(U)=1$

➤ $A1=\{\text{红}\}, A2=\{\text{黄}\}, A3=\{\text{蓝}\},$

$A4=\{\text{红}, \text{黄}\}, A5=\{\text{红}, \text{蓝}\}, A6=\{\text{黄}, \text{蓝}\},$

$A7=\{\text{红}, \text{黄}, \text{蓝}\}, A8=\{\emptyset\}$

➤ $\text{Bel}(\{\text{红}, \text{黄}\})=M(\{\text{红}\})+ M(\{\text{黄}\})+ M(\{\text{红}, \text{黄}\})=0.3+0+0.2=0.5$

➤ $\text{Pl}(A4)=1-\text{Bel}(\{\neg A4\})= 1-\text{Bel}\{\text{蓝}\} = 1-0.1=0.9$

$=M(\{\text{红}, \text{黄}\})+M(\{\text{红}\})+M(\{\text{黄}\})+M(\{\text{红}, \text{蓝}\})+M(\{\text{黄}, \text{蓝}\})+M(\{\text{红}, \text{黄}, \text{蓝}\})=0.2+0.3+0+0.2+0.1+0.1=0.9$

$\text{Pl}(\{\text{红}\})= 1-\text{Bel}(\{\neg \text{红}\})= 1-\text{Bel}(\{\text{黄}, \text{蓝}\})=1-[M(\{\text{黄}\})+ M(\{\text{蓝}\})+M(\{\text{黄}, \text{蓝}\})]=0.8$

$= M(\{\text{红}\})+ M(\{\text{红}, \text{黄}\})+ M(\{\text{红}, \text{蓝}\})+ M(\{\text{红}, \text{黄}, \text{蓝}\})=0.8$

信任函数与似然函数的关系：

➤ $P/(A)$ $Bel(A)$

对比公式

$$\begin{cases} Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} M(B) \\ Pl(A) = \sum_{AB \neq \emptyset} M(B) \end{cases}$$

➤ A的信任区间: $f(Bel(A) , P/(A))$

➤ $= P/(A) - Bel(A)$: 对A的未知程度的测度

$f(0,0)$	$Bel(A)=0, Bel(\neg A)=1,$	$= 0$	A为假
$f(0,1)$	$Bel(A)=0, Bel(\neg A)=0,$	$= 1$	A为未知
$f(1,1)$	$Bel(A)=1, Bel(\neg A)=0,$	$= 0$	A为真

$f(0.25,1)$	$\text{Bel}(A)=0.25, \text{Bel}(\neg A)=0,$ $= 0.75$	A为真度0.25, $\neg A$ 不真, A未知度0.75
$f(0,0.85)$	$\text{Bel}(A)=0, \text{Bel}(\neg A)=0.15,$ $= 0.85$	A不为真, $\neg A$ 为真度0.15,未知度0.85
$f(0.25,0.85)$	$\text{Bel}(A)=0.25, \text{Bel}(\neg A)=0.15,$ $= 0.6$	A为真 > $\neg A$ 为真, A未知度0.6

概率分配函数的正交和：

对同一集合有两种不同的概率分配函数时的组合计算公式

定义： M_1, M_2 是两个概率分配函数，正交和 $M = M_1 \oplus M_2$

$$\left\{ \begin{array}{l} M(\phi) = 0 \\ M(A) = \frac{1}{K} \sum_{BC=A} M_1(B)M_2(C) \\ K = 1 - \sum_{BC=\phi} M_1(B)M_2(C) = \sum_{BC \neq \phi} M_1(B)M_2(C) \neq 0 \end{array} \right.$$

- 计算过程复杂
- 某些计算结果有悖常理

例1： $D = \{\text{黑}, \text{白}\}$,

$$M_i(\{\text{黑}\}, \{\text{白}\}, \{\text{黑}, \text{白}\}, \phi) = \begin{cases} (0.3, 0.5, 0.2, 0), i = 1 \\ (0.6, 0.3, 0.1, 0), i = 2 \end{cases}$$

$$K = 1 - [M_1(\text{黑})M_2(\text{白}) + M_1(\text{白})M_2(\text{黑})] = 1 - (0.3 \times 0.3 + 0.5 \times 0.6) = 0.61$$

$$\begin{aligned} M(\text{黑}) &= \frac{1}{K} [M_1(\text{黑})M_2(\text{黑}) + M_1(\text{白})M_2(\text{黑}, \text{白}) + M_1(\text{黑}, \text{白})M_2(\text{黑})] \\ &= \frac{1}{0.61} [0.3 \times 0.6 + 0.3 \times 0.1 + 0.2 \times 0.6] = 0.54 \end{aligned}$$

例2：设01年美国“911”之前，布什分别接到美国中央情报局（CIA）和国家安全局（NSA）的情报，称中东地区的某些国家或组织企图对美实施恐怖袭击。证据如表1所示。

1. 直接利用D-S证据合成公式计算表1中的所有“？”内容。

情报部门 恐怖分子	中央情报局 (CIA)	国家安全局 (NSA)	布什政府根据 DS理论计算后 的结果
{本•拉登} (简称“本”)	0.40	0.20	?
{萨达姆} (简称“萨”)	0.30	0.20	?
{霍梅尼} (简称“霍”)	0.10	0.05	?
{本•拉登, 萨达姆}	0.10	0.50	?
$U = \{\text{本}, \text{萨}, \text{霍}\}$	0.10	0.05	?

直接利用D-S证据合成公式计算表1中的所有

计算归一化常数K。

$$\begin{aligned}
 K &= 1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
 &= 1 - [m_1(\{\text{本}\}) \cdot m_2(\{\text{萨}\}) + m_1(\{\text{本}\}) \cdot m_2(\{\text{霍}\}) + \dots + m_1(\{\text{本, 萨}\}) \cdot m_2(\{\text{霍}\})] \\
 &= 1 - (0.4 \times 0.2 + 0.4 \times 0.05 + \dots + 0.1 \times 0.05) \\
 &= 1 - 0.27 \\
 &= 0.73
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_1 \oplus m_2(\{\text{本}\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{\text{本}\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
 &= \frac{1}{K} [m_1(\{\text{本}\}) \cdot m_2(\{\text{本}\}) + m_1(\{\text{本}\}) \cdot m_2(\{\text{本, 萨}\}) + \\
 &\quad m_1(\{\text{本, 萨}\}) \cdot m_2(\{\text{本}\}) + m_1(\{\text{本}\}) \cdot m_2(\{U\}) + m_1(\{U\}) \cdot m_2(\{\text{本}\})] \\
 &= \frac{1}{0.73} (0.4 \times 0.2 + 0.4 \times 0.5 + 0.1 \times 0.2 + 0.4 \times 0.05 + 0.1 \times 0.2) \\
 &= \frac{1}{0.73} (0.08 + 0.2 + 0.02 + 0.02 + 0.02) \\
 &= 0.4658
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_1 \oplus m_2(\{\text{萨}\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{\text{萨}\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
 &= \frac{1}{0.73} (0.3 \times 0.2 + 0.3 \times 0.5 + 0.2 \times 0.1 + 0.3 \times 0.05 + 0.2 \times 0.1) \\
 &= 0.363
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_1 \oplus m_2(\{\text{霍}\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{\text{霍}\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
 &= \frac{1}{0.73} (0.1 \times 0.05 + 0.1 \times 0.05 + 0.1 \times 0.05) \\
 &= 0.0205
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_1 \oplus m_2(\{\text{本, 萨}\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{\text{本, 萨}\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
 &= \frac{1}{0.73} (0.1 \times 0.5 + 0.1 \times 0.05 + 0.1 \times 0.5) \\
 &= 0.1438
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 m_1 \oplus m_2(U) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = U} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
 &= \frac{1}{K} [m_1(U) \cdot m_2(U)] \\
 &= \frac{1}{0.73} (0.1 \times 0.05) \\
 &= 0.0068
 \end{aligned}$$

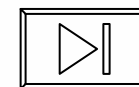


表2 经Dempster规则合成后的mass

情报部门 恐怖分子	中央情报局 (CIA)	国家安全局 (NSA)	布什政府根据DS理论计算后的结果
{本•拉登} (简称“本”)	0.40	0.20	0.4658
{萨达姆} (简称“萨”)	0.30	0.20	0.3630
{霍梅尼} (简称“霍”)	0.10	0.05	0.0205
{本•拉登, 萨达姆}	0.10	0.50	0.1438
U= {本, 萨, 霍}	0.10	0.05	0.0068

例3: “Zadeh悖论”：某宗“谋杀案”的三个犯罪嫌疑人组成了样本空间的识别框架 $U = \{\text{Peter}, \text{Paul}, \text{Mary}\}$ ，目击证人（W1, W2）分别给出下表所示的证据。

【要求】：计算证人W1和W2提供证据的组合结果。

	$m_1()$	$m_2()$
Peter	0.99	0.00
Paul	0.01	0.01
Mary	0.00	0.99

【解】：首先，计算归一化常数K。

$$\begin{aligned} K &= \sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= m_1(\text{Peter}) \cdot m_2(\text{Peter}) + m_1(\text{Paul}) \cdot m_2(\text{Paul}) + m_1(\text{Mary}) \cdot m_2(\text{Mary}) \\ &= 0.99 \times 0 + 0.01 \times 0.01 + 0 \times 0.99 = 0.0001 \end{aligned}$$

福州大学陈昭炯

《人工智能原理》第五章 不确定性推理

其次，利用D-S证据合成规则分别计算Peter, Paul, Mary的组合M函数

(1) 关于Peter的组合M函数

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\{Peter\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{Peter\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= \frac{1}{K} \cdot m_1(\{Peter\}) \cdot m_2(\{Peter\}) \\ &= \frac{1}{0.0001} \times 0.99 \times 0.00 = 0.00 \end{aligned}$$

(2) 关于Paul的组合M函数

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\{Paul\}) &= \frac{1}{K} \cdot m_1(\{Paul\}) \cdot m_2(\{Paul\}) \\ &= \frac{1}{0.0001} \times 0.01 \times 0.01 = 1 \end{aligned}$$

(3) 关于Mary的组合mass函数

TSINGHUA UNIVERSITY PRESS

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\{Mary\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{Mary\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= \frac{1}{K} \cdot m_1(\{Mary\}) \cdot m_2(\{Mary\}) \\ &= \frac{1}{0.0001} \times 0.00 \times 0.99 = 0.00 \end{aligned}$$

对于Peter, Paul, Mary的组合M函数，求信任函数、似然函数：

信任函数值 = 似然函数值 = 组合后的M函数值

即， $\text{Bel}(\{\text{Peter}\}) = \text{Pl}(\{\text{Peter}\}) = m_{12}(\{\text{Peter}\}) = 0$

$\text{Bel}(\{\text{Paul}\}) = \text{Pl}(\{\text{Paul}\}) = m_{12}(\{\text{Paul}\}) = 1$

$\text{Bel}(\{\text{Mary}\}) = \text{Pl}(\{\text{Mary}\}) = m_{12}(\{\text{Mary}\}) = 0$

	$m_1()$	$m_2()$	$m_{12}()$
Peter	0.99	0.00	0.00
Paul	0.01	0.01	1.00
Mary	0.00	0.99	0.00

例4： 若修改“Zadeh悖论”表中的部分数据，如下表所示。请重新计算证人W1和W2提供证据的组合结果。

	$m_1()$	$m_2()$
{Peter}	0.98	0
{Paul}	0.01	0.01
{Mary}	0	0.98
$\Theta = \{\text{Peter, Paul, Mary}\}$	0.01	0.01

【解】：首先，计算归一化常数K。

$$\begin{aligned} K &= 1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= 1 - [m_1(\text{Peter}) \cdot m_2(\text{Paul}) + m_1(\text{Peter}) \cdot m_2(\text{Mary}) \\ &\quad + m_1(\text{Paul}) \cdot m_2(\text{Mary})] \end{aligned}$$

$$= 1 - (0.98 \times 0.01 + 0.98 \times 0.98 + 0.01 \times 0.98) = 0.02$$

归一化常数K的另一种算法：

$$\begin{aligned} K &= \sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= m_1(Peter) \cdot m_2(\Theta) + m_1(Paul) \cdot m_2(Paul) \\ &\quad + m_1(Paul) \cdot m_2(\Theta) + m_1(\Theta) \cdot m_2(Paul) \\ &\quad + m_1(\Theta) \cdot m_2(Mary) + m_1(\Theta) \cdot m_2(\Theta) \\ &= 0.98 \times 0.01 + 0.01 \times 0.01 + 0.01 \times 0.01 \\ &\quad + 0.01 \times 0.01 + 0.01 \times 0.98 + 0.01 \times 0.01 = 0.02 \end{aligned}$$

(1) 计算关于Peter的组合M函数

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\{Peter\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{Peter\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= \frac{1}{K} \cdot [m_1(\{Peter\}) \cdot m_2(\{Peter\}) + m_1(\{Peter\}) \cdot m_2(\Theta)] \\ &= \frac{1}{0.02} \times (0.98 \times 0 + 0.98 \times 0.01) = 0.49 \end{aligned}$$

	$m_1()$	$m_2()$
{Peter}	0.98	0
{Paul}	0.01	0.01
{Mary}	0	0.98
$\Theta = \{Peter, Paul, Mary\}$	0.01	0.01

(2) 计算关于Paul的组合M函数

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\{Paul\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{Paul\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= \frac{1}{K} \cdot [m_1(\{Paul\}) \cdot m_2(\{Paul\}) + m_1(\{Paul\}) \cdot m_2(\Theta) \\ &\quad + m_1(\Theta) \cdot m_2(\{Paul\})] \\ &= \frac{1}{0.02} \times (0.01 \times 0.01 + 0.01 \times 0.01 + 0.01 \times 0.01) = 0.015 \end{aligned}$$

	$m_1()$	$m_2()$
{Peter}	0.98	0
{Paul}	0.01	0.01
{Mary}	0	0.98
$\Theta = \{\text{Peter, Paul, Mary}\}$	0.01	0.01

(3) 计算关于Mary的组合M函数

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\{Mary\}) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \{Mary\}} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= \frac{1}{K} \cdot [m_1(\{Mary\}) \cdot m_2(\{Mary\}) + m_1(\{\Theta\}) \cdot m_2(\{Mary\})] \\ &= \frac{1}{0.02} \times (0 \times 0.98 + 0.01 \times 0.98) = 0.49 \end{aligned}$$

	$m_1()$	$m_2()$
{Peter}	0.98	0
{Paul}	0.01	0.01
{Mary}	0	0.98
$\Theta = \{\text{Peter, Paul, Mary}\}$	0.01	0.01

(4) 计算关于 $\Theta = \{\text{Peter}, \text{Paul}, \text{Mary}\}$ 的组合M函数

$$\begin{aligned} m_1 \oplus m_2(\Theta) &= \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = \Theta} m_1(B) \cdot m_2(C) \\ &= \frac{1}{K} \cdot m_1(\Theta) \cdot m_2(\Theta) \\ &= \frac{1}{0.02} \times 0.01 \times 0.01 = 0.005 \end{aligned}$$

此外，根据信任函数、似然函数的计算公式，可得：

即， $\text{Bel}(\{\text{Peter}\}) = 0.49$ ； $\text{Pl}(\{\text{Peter}\}) = 0.49 + 0.005 = 0.495$

$\text{Bel}(\{\text{Paul}\}) = 0.015$ ； $\text{Pl}(\{\text{Paul}\}) = 0.015 + 0.005 = 0.020$

$\text{Bel}(\{\text{Mary}\}) = 0.49$ ； $\text{Pl}(\{\text{Mary}\}) = 0.49 + 0.005 = 0.495$

$\text{Bel}(\Theta) = \text{Pl}(\Theta) = 0.49 + 0.015 + 0.49 + 0.005 = 1$

	$m_1()$	$m_2()$	$m_{12}()$
{Peter}	0.98	0	0.49
{Paul}	0.01	0.01	0.015
{Mary}	0	0.98	0.49
$\Theta = \{\text{Peter, Paul, Mary}\}$	0.01	0.01	0.005

概率分配函数及其模型

$$U = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$$

- (1) $\sum_i M(\{s_i\}) \leq 1$; 基本事件的信度之和不大于1
- (2) $M(U) = 1 - \sum_i M(\{s_i\})$; 除基本事件和 U 外, 其它事件发生的信度为0

$$(1) Bel(A) = \sum_{s_i \in A} M(\{s_i\}),$$

$$(2) Pl(A) = M(U) + Bel(A), A \neq U;$$

$$(3) A \text{ 的未知度: } \Delta = Pl(A) - Bel(A) = M(U_A),$$

(4) 正交和

$$M(\{s_i\}) = \frac{M_1(s_i)M_2(s_i) + M_1(s_i)M_2(U) + M_1(U)M_2(s_i)}{M_1(U)M_2(U) + \sum_i [M_1(s_i)M_2(s_i) + M_1(s_i)M_2(U) + M_1(U)M_2(s_i)]}$$

类概率函数

$$f(A) = Bel(A) + \frac{|A|}{|U|} [Pl(A) - Bel(A)]$$

$$(1) \sum_{i=1}^n f(s_i) = 1$$

$$(2) \forall A \subseteq U, Bel(A) \leq f(A) \leq Pl(A); f(A) = 1 - f(\neg A)$$

$$(3) f(A) \text{ 满足概率定义的条件: } f(\phi) = 0; f(U) = 1;$$
$$\forall A \subseteq U, 0 \leq f(A) \leq 1$$

知识不确定的表示

$IF \ A \ THEN \ B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\} \quad CF = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$

A：前提条件，简单或复合（OR,AND）

B：结论，用D中子集表示，例：天气状况

CF：可信度因子， c_i - b_i 对应， $c_i \in [0, 1]$

证据不确定的表示

初始证据：用户给 $f(A) \in [0,1]$;

中间证据：传递算法

组合证据不确定性算法（最大最小算法）

不确定的传递算法

➤ 求出B的概率分配函数

$$M(\{b_1\}, \{b_2\}, \dots, \{b_n\}) = \{f(A) \times c_1, f(A) \times c_2, \dots, f(A) \times c_n\}$$

$$M(U_B) = 1 - \sum_i f(A) \times c_i$$

➤ 若两条知识支持同一个结论集合B，先求出各自的 M_1, M_2 ，再求正交和 $M_1 \oplus M_2$

➤ 求出 $Bel(B), f(B)$

$$\begin{cases} Bel(B) = \sum_{b_i \subseteq B} M(\{b_i\}), & Pl(B) = 1 - Bel(\neg B) \\ f(B) = Bel(B) + \frac{|B|}{|U|} M(U_B) \end{cases}$$

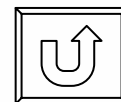
$r_1 : IF \ E_1 E_2 \ THEN \ G = \{g_1, g_2\}, CF = \{0.2, 0.6\}$

$r_2 : IF \ GE_3 \ THEN \ A = \{a_1, a_2\}, CF = \{0.3, 0.5\}$

$r_3 : IF \ E_4 (E_5 \cup E_6) \ THEN \ B = \{b_1\}, CF = \{0.7\}$

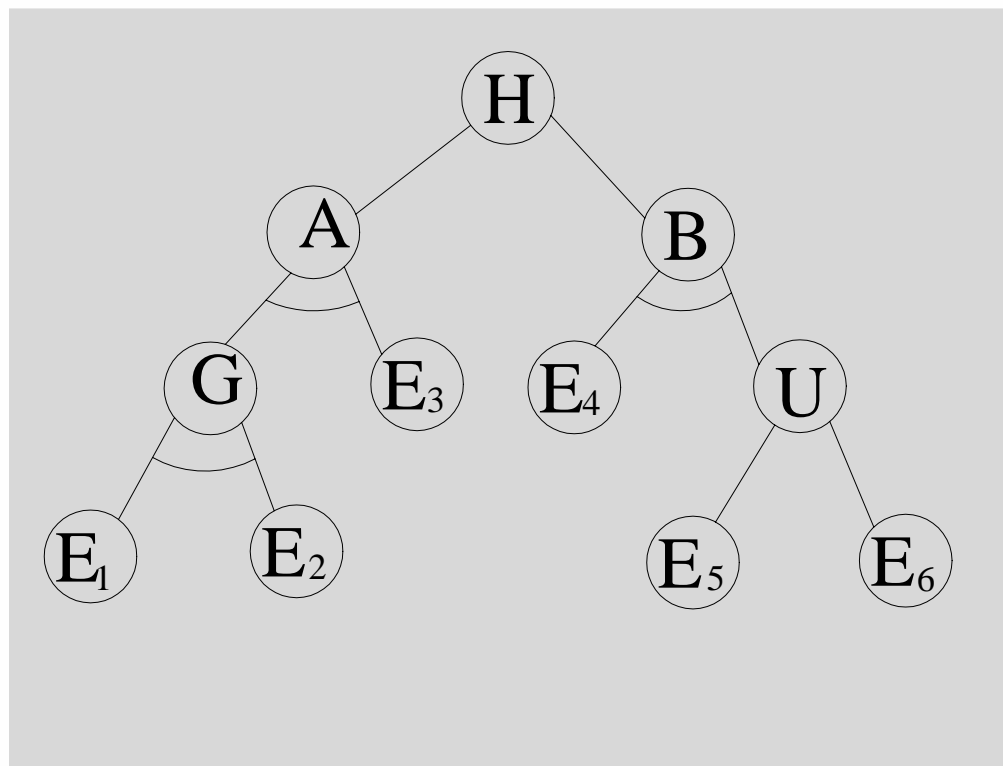
$r_4 : IF \ A \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.2, 0.6, 0.1\}$

$r_5 : IF \ B \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.4, 0.2, 0.1\}$



$$f(E_i) = \begin{cases} 0.7, i = 1 \\ 0.8, i = 2 \\ 0.6, i = 3 \\ 0.9, i = 4 \\ 0.5, i = 5 \\ 0.7, i = 6 \end{cases}$$

所有的 $|U| = 10, CER(H) = ?$



$$(1) f(G) \quad (r_1)$$

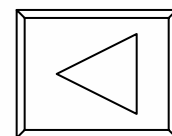
$$f(E_1 E_2) = \min\{f(E_1), f(E_2)\} = 0.7$$

$$M(\{g_1\}, \{g_2\}) = \{0.7 \times 0.2, 0.7 \times 0.6\} = \{0.14, 0.42\}$$

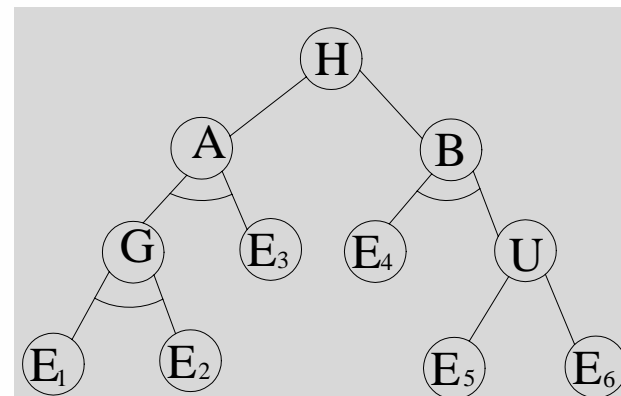
$$Pl(U_G) - Bel(U_G) = M(U_G) = 1 - (0.14 + 0.42) = 0.44$$

$$Bel(G) = \sum_{i=1}^2 M(\{g_i\}) = 0.14 + 0.42 = 0.56$$

$$f(G) = Bel(G) + \frac{|G|}{|U|} M(U_G) = 0.56 + \frac{2}{10} \times 0.44 = 0.65$$



$r_1 : IF \ E_1 E_2 \ THEN \ G = \{g_1, g_2\}, CF = \{0.2, 0.6\}$
 $r_2 : IF \ GE_3 \ THEN \ A = \{a_1, a_2\}, CF = \{0.3, 0.5\}$
 $r_3 : IF \ E_4 (E_5 \cup E_6) \ THEN \ B = \{b_1\}, CF = \{0.7\}$
 $r_4 : IF \ A \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.2, 0.6, 0.1\}$
 $r_5 : IF \ B \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.4, 0.2, 0.1\}$



(2) $f(A)$ (r_2)

$$f(GE_3) = \min\{f(G), f(E_3)\} = 0.6$$

$$M(\{a_1\}, \{a_2\}) = \{0.6 \times 0.3, 0.6 \times 0.5\} = \{0.18, 0.3\}$$

$$M(U_A) = 1 - (0.18 + 0.3) = 0.52$$

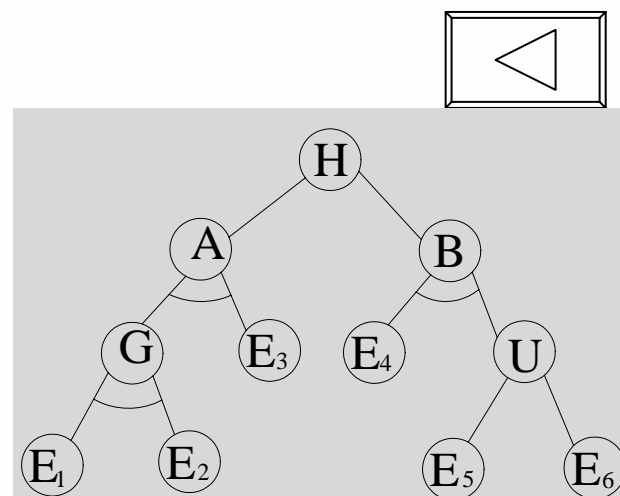
$$Bel(A) = \sum_{i=1}^2 M(\{a_i\}) = 0.18 + 0.3 = 0.48$$

$$f(A) = Bel(A) + \frac{|A|}{|U|} M(U_A) = 0.48 + \frac{2}{10} \times 0.52 = 0.58$$

$r_1 : IF \ E_1 E_2 \ THEN \ G = \{g_1, g_2\}, CF = \{0.2, 0.6\}$
 $r_2 : IF \ GE_3 \ THEN \ A = \{a_1, a_2\}, CF = \{0.3, 0.5\}$
 $r_3 : IF \ E_4 (E_5 \cup E_6) \ THEN \ B = \{b_1\}, CF = \{0.7\}$
 $r_4 : IF \ A \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.2, 0.6, 0.1\}$
 $r_5 : IF \ B \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.4, 0.2, 0.1\}$

福州大学陈昭炯

《人工智能原理》第五章 不确定性推理



(3) $f(B)$ (r_3)

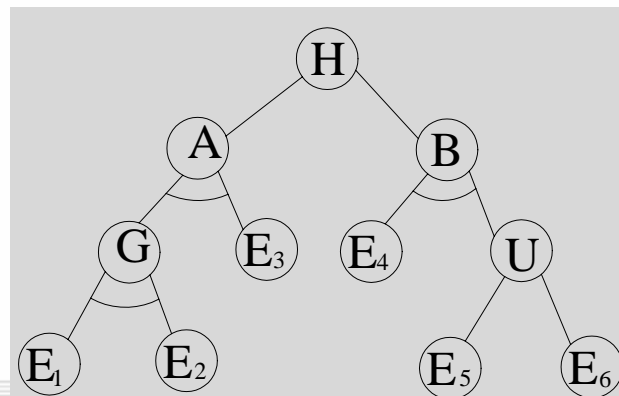
$$f(E_4(E_5 \cup E_6)) = \min\{f(E_4), \max\{f(E_5), f(E_6)\}\} = 0.7$$

$$M(\{b_1\}) = \{0.7 \times 0.7\} = \{0.49\}$$

$$M(U_B) = 1 - 0.49 = 0.51$$

$$Bel(B) = 0.49$$

$$f(B) = Bel(B) + \frac{|B|}{|U|} M(U_B) = 0.49 + \frac{1}{10} \times 0.51 = 0.54$$

 $r_1 : IF \ E_1 E_2 \ THEN \ G = \{g_1, g_2\}, CF = \{0.2, 0.6\}$
 $r_2 : IF \ GE_3 \ THEN \ A = \{a_1, a_2\}, CF = \{0.3, 0.5\}$
 $r_3 : IF \ E_4(E_5 \cup E_6) \ THEN \ B = \{b_1\}, CF = \{0.7\}$
 $r_4 : IF \ A \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.2, 0.6, 0.1\}$
 $r_5 : IF \ B \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.4, 0.2, 0.1\}$


(4)求 r_4, r_5 的正交和

$$M_A(\{h_1\}, \{h_2\}, \{h_3\}) = \{f(A) \times 0.2, f(A) \times 0.6, f(A) \times 0.1\}$$

$$= \{0.116, 0.348, 0.058\}$$

$$M_B(\{h_1\}, \{h_2\}, \{h_3\}) = \{f(B) \times 0.2, f(B) \times 0.6, f(B) \times 0.1\}$$

$$= \{0.216, 0.108, 0.054\}$$

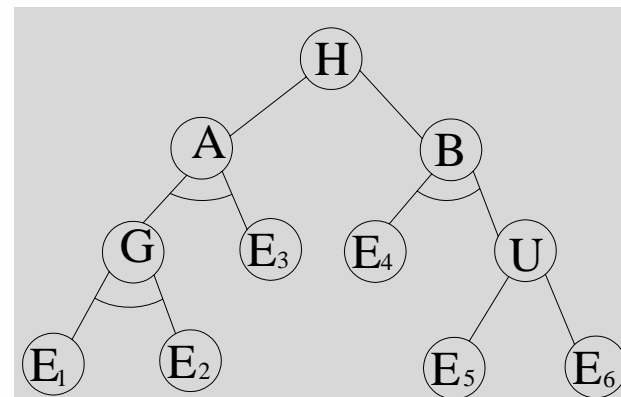
$$M_A(U_H) = 1 - (0.116 + 0.348 + 0.058) = 0.478$$

$$M_B(U_H) = 1 - (0.216 + 0.108 + 0.054) = 0.622$$

$$K = \sum_{xy \neq \phi} M_A(x) M_B(y)$$

$$= 0.116 \times 0.216 + 0.348 \times 0.108 + 0.058 \times 0.054 + 0.478 \times 0.622$$

$$+ (\cdots) \times M_A(U_H) + (\cdots) \times M_B(U_H) = 0.868$$



$r_1: IF \ E_1 E_2 \ THEN \ G = \{g_1, g_2\}, CF = \{0.2, 0.6\}$
 $r_2: IF \ GE_3 \ THEN \ A = \{a_1, a_2\}, CF = \{0.3, 0.5\}$
 $r_3: IF \ E_4(E_5 \cup E_6) \ THEN \ B = \{b_1\}, CF = \{0.7\}$
 $r_4: IF \ A \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.2, 0.6, 0.1\}$
 $r_5: IF \ B \ THEN \ H = \{h_1, h_2, h_3\}, CF = \{0.4, 0.2, 0.1\}$

福州大学陈昭炯

$$M(\{h_i\}) = K^{-1} \sum_{xy=h_i} M_A(x) M_B(y)$$

$$= \begin{cases} 0.23, i = 1 \\ 0.35, i = 2 \\ 0.075, i = 3 \end{cases}$$

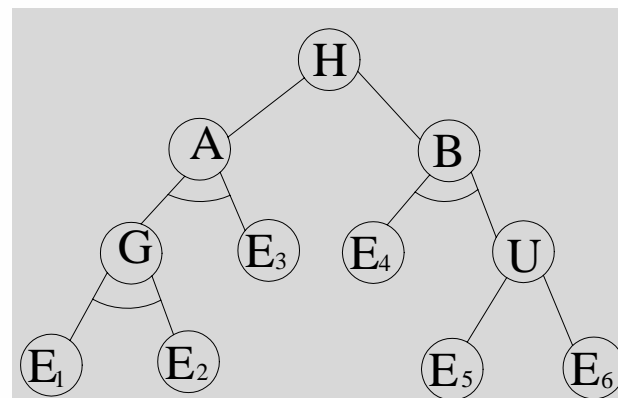
(5) $f(H)$

$$Bel(H) = M(\{h_1\}) + M(\{h_2\}) + M(\{h_3\})$$

$$= 0.23 + 0.35 + 0.075 = 0.655$$

$$M(U_H) = 1 - \sum_{i=1}^3 M(\{h_i\}) = 1 - 0.655 = 0.345$$

$$f(H) = Bel(H) + \frac{|H|}{|U|} M(U_H) = 0.655 + \frac{3}{10} \times 0.345 = 0.759$$



- 满足比概率更弱的公理，先验数据更直观、易得
- 可区分“不知道”和“不确定”的差异
- 可以综合不同专家或数据源的知识或数据
 - ◆ 要求证据必须是独立的，而这有时不易满足
 - ◆ 证据合成规则没有非常坚固的理论支持，其合理性和有效性还存在较大的争议
 - ◆ 计算上存在着潜在的指数爆炸问题