不确定性推理

2019年度南京大学“专创融合”特色示范课程培育项目

高 阳

http://cs.nju.edu.cn/rl, 2019.10.8

不确定性推理

从确定性到不确定性推理

高　阳

http://cs.nju.edu.cn/gaoy, 2019.10.08

不确定性推理

- 不确定性推理与反绎推理
- 基于逻辑的反绎推理
  - 非单调推理逻辑
  - 真值维护系统
  - 基于最小模型
  - 集合覆盖
- 逻辑之外的反绎方法
  - 确信度理论
  - DS证据理论
  - 模糊集推理

一个例子

汽车专家系统

（1）如果发动机不旋转且灯不亮；那么，电池或电缆有问题。（不可靠）

（2）如果电池或电缆有问题；那么，发动机不旋转且灯不亮。（可靠）

不确定性推理

从不确定性的初始事实(证据)，运用不确定性的知识，获得不确定性但却合理的结论。

反绎推理

如果发动机不旋转且灯不亮；那么，电池或电缆有问题。

诊断 & 反绎推理

症状 & 证据 → 原因 & 解释

反绎推理

$P \rightarrow Q$ 与 Q，可能推出 P。

是一种寻找最佳解释的推理，是不可靠的推理。

也称为溯因推理

基于谓词逻辑的推理

- 三个重要假设 (传统)
  - ✓ 谓词对领域描述是充分的；
  - ✓ 知识库必须是一致的；
  - ✓ 应用推理规则得到的信息，必须是单调增长的。
- 但，如果假设不成立
  - ✓ 马航370飞机失事……

非单调推理

模态操作符的扩充

基于假设的推理

空难发生后，可以有多个假设。但发现新的证据后（如卫星数据或黑盒子），则可以排除部分原因。

需要解决以下问题

- ✓ 问题一：如何添加基于假设的知识？
- ✓ 问题二：假设不正确，如何进行修改？

unless操作符

1. $p(x)$ unless $q(x) \rightarrow r(x)$ 知识的表示

2. $r(x) \rightarrow s(x)$

✓ 如果p(W)成立，且不知道q(W)是否为真，则r(W)，进而s(W)为真； 知识的推理

✓ 进一步已知q(W)为真，则r(W)和s(W)需要被撤回。

abnormal 默认规则 $p(x)$ unless ab $p(x) \rightarrow r(x)$

✓ 除非p有个反常的实例

is consistent with操作符

$\forall x$ good_student(x)$\wedge$ M study_hard(x) $\rightarrow$ graduates(x)

"与我们所知的其他事情相一致"

- 如何判定"与……相一致"？
  - ✓ 第一种方法：证明其反 $\neg$ study_hard(x)；如果不能证明，则与…相一致
  - ✓ 第二种方法：在有限空间上做启发式搜索

is consistent with操作符

无约束语义下产生的矛盾

$$\forall x\ good\_student(x) \land M\ study\_hard(x) \rightarrow graduates(x)$$

$$\forall y\ party\_person(y) \land M\ \neg study\_hard(x) \rightarrow \neg graduates(x)$$

给定事实

$$good\_student(David)$$

$$party\_person(David)$$

解决方法：控制变量在不同谓词中的赋值

默认逻辑

$$A(x) \wedge : B(x) \rightarrow C(x)$$

“如果A可被证实，且它与对B的假设相一致，则...”

$$\forall x\ good\_student(x) \wedge : study\_hard(x) \rightarrow graduates(x)$$

$$\forall y\ party\_person(y) \wedge : \neg\ study\_hard(x) \rightarrow \neg\ graduates(x)$$

- ✓ 允许产生多个似真的结论
- ✓ 似真的结论可作为公理进一步推理
- ✓ 解决方法：信念变化 → 回收 → 知识库一致

真值维护系统

真值维护系统TMS

目标：维持推理系统的逻辑完整性

原理：通过存储每条推理的理由，再重新推断根据新的信念所得出的结论的支持情况

实现方式：

1）时序回溯：从死状态或者末状态返回，系统的遍历所有可能路径。（低效！）

2）相关性指导回溯：直接回溯到出问题的点，并在那个状态对解进行修正。

一个例子

似真的假设： $q(x)$ 飞机上有中方情报人员

$q(x) \rightarrow p(x)$ 美方要对飞机进行控制

$p(x) \rightarrow r(x) \wedge s(x)$ 毁灭飞机并不留痕迹

$t(x), u(x)$ 机长有问题，飞机曾返航

似真的假设$q(x)$被证实是错误的！

相关性指导回溯

- TMS实现机制
  - 关联机制：将每条结论和其理由联系在一起
  - 定位机制：当给定矛盾和其理由时，直接定位错误的假设
  - 回收机制：收回错误的假设
  - 追溯机制：收回错误的假设的结论

注意：回收的假设未必是为假！

基于理由的真值维护系统JTMS

- 检查理由网络
  - ✓ 通过问题求解程序的查询(是否相信命题p, 为什么要相信命题p, 哪些假设支持命题p)进行触发
- 修改相关性网络
  - ✓ 由问题求解程序所提供的信息进行修改。添加新命题、添加或删除前提等
- 更新网络
  - ✓ 重新计算与现存理由相一致的命题

构造理由网络，并将网络与推理过程分离

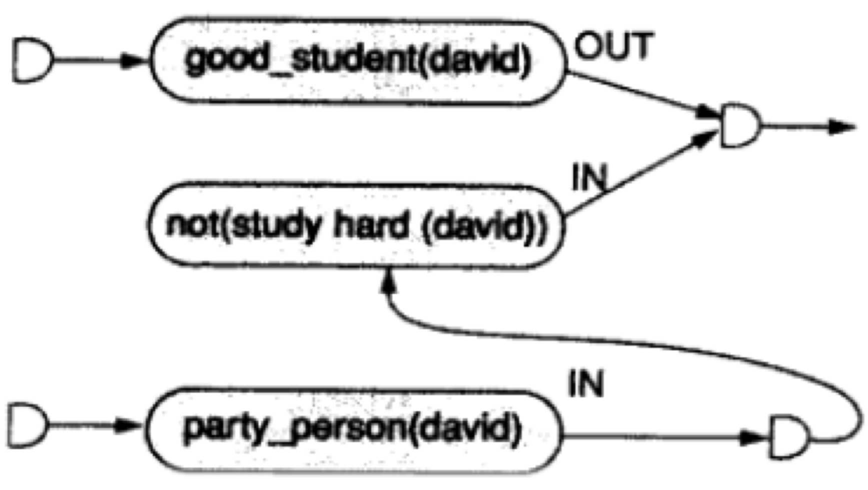
理由网络

- 结点：知识库中的信念
- 理由：支持结点上的信念
- 联系：IN, 支持结点成立的信念集合；OUT, 不支持结点成立的信念集合

$\forall x$ good_student(x)$\wedge$ M study_hard(x) $\rightarrow$ study_hard (x)

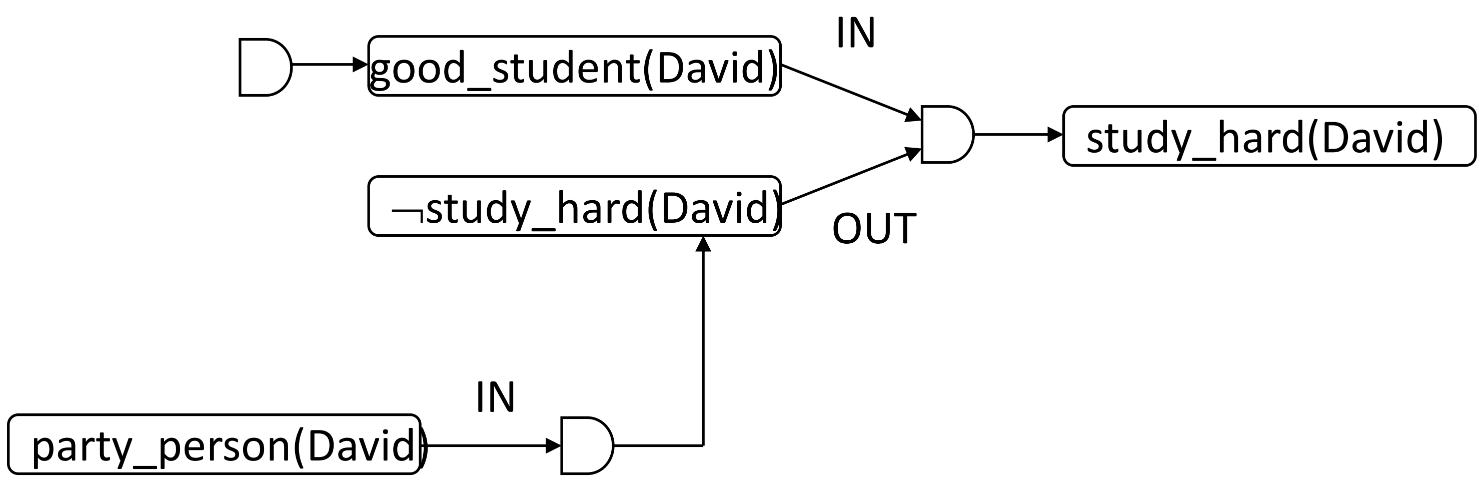
$\forall y$ party_person(y) $\rightarrow \neg$ study_hard(x)

good_student(david)



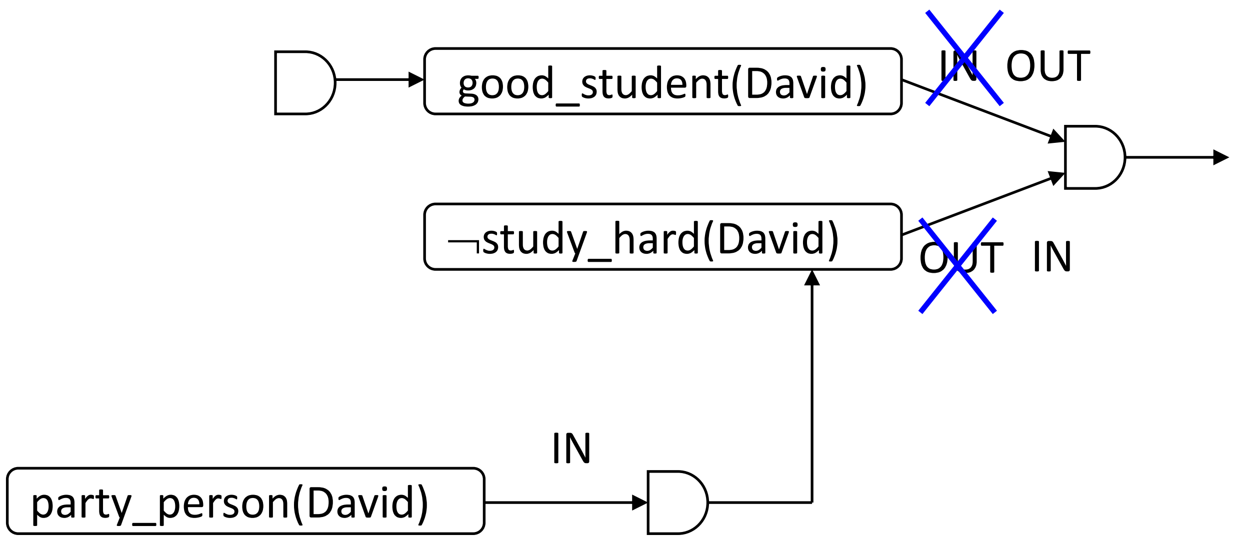
理由网络的更改

如果增加了 party_person(David)



理由网络的更改

如果增加了 party_person(David)



基于最小模型的逻辑

模型

- 模型：对所有变量赋值均满足谓词表达式集合S的解释
- 存在问题：实际的领域无需任意多的谓词
- 最小模型：对所有变量赋值满足谓词表达式S的模型中，最小的那个模型

例子：野人和修道士过河

谓词：船会沉吗？风向？水流？　　　　不是必须的！

封闭世界假设

- 求解所需的谓词会被创建
- 实现否定的语义：若不含有p(X)为真，那么not(p(X))就为真
- 封闭世界是个完整的基于逻辑的规范系统

例子：某学生是不是某班级注册成员，未明确列出则不是

例子：两个城市之间是否有直达的班机，未查询到则不存在

限定

- 给定问题求解相关的谓词
  - "元谓词"划界并限定谓词可能的解释
- 元规则使一些公式产生最小扩展

例1 $\forall x\ bird(x) \land not(abnormal(x)) \rightarrow fly(x)$

例2 $isblock(A) \land isblock(B) \land isblock(C)$

$\forall x\ (isblock(x) \leftarrow ((x=A) \lor (x=B) \lor (x=C)))$

集合覆盖

集合覆盖

考虑反绎推理中解释的产生：一个反绎的解释为谓词的覆盖。

例子：在诊断问题中，某一现象的解释可能有多种，假设存在5种解释(H1-H5)与5种现象存在如下关系：

H1 → O1, O2, O3　　H2 → O1, O4

H3 → O2, O3, O5　　H4 → O5

H5 → O2, O4, O5

现观测到O1, O2 和 O5， 那么我们的最佳解释是什么呢？

{H1, H4}解释了全部但多余O3 (未观测)

{H2, H5}解释了全部但多余O4 (2次) (未观测)

{H1, H3}解释了全部但多余O3 (2次)

{H1, H4, H5}解释了全部但H4多余

问题转化成：寻找{O1, O2, O5}的最小集合覆盖(最小集合覆盖算法)

确信度理论

确信度概念

- 确信度：

例：沈强今天没来上课，理由是头疼。

可能一：真的头疼，理由为真；

可能二：没有头疼，理由为假。

某种程度上的相信

- Stanford确信度理论：

MB(H|E):给定证据E时，假设H的可信度量

MD(H|E):给定证据E时，假设H的不可信度量

不确定性知识的表示

在CF模型中，知识是用产生式规则表示的，其一般形式为:

IF E THEN H (CF(H|E))

其中，E是知识的前提条件；H是知识的结论；CF(H|E)是知识的确信度。

例: IF 发烧 AND 流鼻涕 THEN 感冒 (0.8)

表示当某人确实有“发烧”及“流鼻涕”症状时,则有80%的把握是患了感冒。

说明:

(1) E可以是单一条件,也可以是复合条件。

例如: $E=(E_1 \text{ OR } E_2) \text{ AND } E_3 \text{ AND } E_4$

(2) H可以是单一结论,也可以是多个结论

(不)可信度量和概率

$$MB(H|E)=\begin{cases}1 & P(H)=1\\ \dfrac{\max\{P(H|E),P(H)\}-P(H)}{1-P(H)} & \text{otherwise}\end{cases}$$

$$MD(H|E)=\begin{cases}1 & P(H)=0\\ \dfrac{\min\{P(H|E),P(H)\}-P(H)}{-P(H)} & \text{otherwise}\end{cases}$$

$$CF(H|E)=MB(H|E)-MD(H|E)$$

MB和MD的关系

(1) 当MB(H, E)>0时，有P(H|E)>P(H)，E的出现增加了H的概率

(2) 当MD(H, E)>0时，有P(H|E)<P(H)，E的出现降低了H的概率

确信度的性质

□ 互斥性

同一证据不可能既增加对H的信任程度，又同时增加对H的不信任程度，故MB与MD是互斥的。

即有如下互斥性：

当$MB(H, E)>0$时，$MD(H, E)=0$；当$MD(H, E)>0$时，$MB(H, E)=0$

□ 值域

$$0 \le MB(H|E) \le 1,\ 0 \le MD(H|E) \le 1,\ -1 \le CF(H|E) \le 1$$

确信度的性质

◻ 典型值

(1) 当CF(H|E)=1时，有P(H|E)=1，E所对应证据的出现使H为真。此时，MB(H|E)=1，MD(H|E)=0。

(2) 当CF(H|E)= -1时，有P(H|E)=0，E所对应证据的出现使H为假。此时，MB(H|E)=0，MD(H|E)=1。

(3) 当CF(H|E)= 0时，有MB(H|E)=0，MD(H|E)=0，E所对应证据的出现不证实H，也不否认H。

$$CF(H|E)=MB(H|E)-MD(H|E)$$

确信度的性质

实际应用中，P(H)和P(H|E)的值难以获得，因此CF(H|E)的值要求由领域专家直接给出。

原则:

1. 证据的出现越是支持H为真，使CF(H|E)>0，CF(H|E)的值越大

2. 证据的出现越是支持H为假，使CF(H|E)<0，CF(H|E)的值越小

3. 若证据的出现与否与H无关，则使CF(H|E)=0

证据不确定性的表示

证据E的不确定性也是用确信度来表示的，其取值范围也为 [-1,1]

(1) 若E为初始证据，其值由用户给出；

(2) 若E为中间结论，其值可通过计算得到。

证据确信度的含义:

CF(E)=1：　证据E肯定它为真

CF(E)=-1：　证据E肯定它为假

CF(E)=0：　对证据E一无所知

0<CF(E)<1：　证据E以某种程度(大小为CF(E))为真

-1<CF(E)<0：　证据E以某种程度(大小为CF(E))为假

证据不确定性的表示

1. 否定证据不确定性的计算

$$CF(\neg E) = - CF(E)$$

2. 组合证据不确定性的计算

合取：当规则前提(组合证据)是多个单一证据的组合，即 E=E1 and E2 and ... and En时，若已知CF(E1),CF(E2),...,CF(En)，则

$$CF(E)=\min\{CF(E1), CF(E2), \dots ,CF(En)\}$$

析取：当规则前提(组合证据)是多个单一证据的析取，即E=E1 or E2 or ... or En时，若已知CF(E1),CF(E2),...,CF(En)，则

$$CF(E)=\max\{CF(E1), CF(E2), \dots ,CF(En)\}$$

不确定性的更新

- 原理：每一次运用不确定性知识，都需要由证据的不确定性和知识的不确定性去计算结论的不确定性。

- 不确定性的更新公式：

$$CF(H)=CF(H, E)\times \max\{0, CF(E)\}$$

(1) 若CF(E)<0，则CF(H)=0，即该模型没考虑E为假对H的影响

(2) 若CF(E)=1，则CF(H)=CF(H,E)，即规则强度CF(H,E)实际上 是在E为真时，H的确信度

例子

知识库中的规则： (P1 AND P2) OR P3 → R1 (0.7) and R2 (0.3)

P1、P2、P3是规则的前提(证据E)，R1、R2是规则的结论(假设H)，已知CF(P1) = 0.6 CF(P2) = 0.4 CF(P3) = 0.2

CF(P1(0.6) AND P2(0.4)) = MIN(0.6,0.4) = 0.4.

CF((0.4) OR P3(0.2)) = MAX(0.4,0.2) = 0.4.

那么

R1的CF是0.7， 所以R1添加到特定知识集时的CF为(0.7) × (0.4) = 0.28.

R2的CF是0.3， 所以R2添加到特定知识集时的CF为(0.3) × (0.4) = 0.12.

结论不确定性的合成

- 原理：多条知识支持同一个结论，且这些知识的前提相互独立，结论的确信度不相同时，可利用不确定性的合成算法求出结论的综合确信度。

设有知识: IF E1 THEN H (CF(H|E1))，IF E2 THEN H (CF(H|E2))

则结论H 的综合确信度可分以下三步计算:

- 分别对每条知识求出其CF(H)。即 $CF_1(H)=CF(H|E_1)\times\max\{0, CF(E_1)\}$，$CF_2(H)=CF(H|E_2)\times\max\{0, CF(E_2)\}$
- 用如下公式求E1与E2对H的综合确信度

结论不确定性的合成公式

$$
CF(H) = \begin{cases} CF1(H) + CF2(H) - CF1(H) * CF2(H) & \text{若} CF1(H) \geq 0 \text{ 且} CF2(H) \geq 0 \\ CF1(H) + CF2(H) + CF1(H) * CF2(H) & \text{若} CF1(H) < 0 \text{ 且} CF2(H) < 0 \\ \dfrac{CF1(H) + CF2(H)}{1 - \min\{|CF1(H)|, |CF2(H)|\}} & \text{若} CF1(H) \text{与且} CF2(H) \text{异号} \end{cases}
$$

合并计算公式所含特性：

- ✓ 计算出来的CF值保证在1和-1之间
- ✓ 在合并相反符号的CF时，它们能够相互削弱
- ✓ 合并后的CF是一个单调函数

例子

知识库中的规则：

R1： IF E1(是鸟) THEN H(会飞) (0.9)

R2： IF E2(有翅膀) THEN H(会飞) (0.6)

R3： IF E3(胎生) THEN H(会飞) (-0.5)

R4： IF E4(有羽毛) AND (E5(恒温) OR E6(两足)) THEN E1 (0.8)

已知： CF(E2)=0.8， CF(E3)=0.6， CF(E4)=0.5， CF(E5)=0.6， CF(E6)=0.8

那么：CF(H)？

例子

解：由r_4得到：

$$\begin{aligned}
CF(E_1) &= 0.8\times\max\{0, CF(E_4\ \text{AND}\ (E_5\ \text{OR}\ E_6))\} \\
&= 0.8\times\max\{0, \min\{CF(E_4), CF(E_5\ \text{OR}\ E_6)\}\} \\
&= 0.8\times\max\{0, \min\{CF(E_4), \max\{CF(E_5), CF(E_6)\}\}\} \\
&= 0.8\times\max\{0, \min\{CF(E_4), \max\{0.6, 0.8\}\}\} \\
&= 0.8\times\max\{0, \min\{0.5, 0.8\}\} \\
&= 0.8\times\max\{0, 0.5\} = 0.4
\end{aligned}$$

由r_1得到：$CF_1(H)=CF(H, E_1)\times\max\{0,\ CF(E_1)\}$

$=0.9\times\max\{0,\ 0.4\} = 0.36$

由r_2得到：$CF_2(H)=CF(H, E_2)\times\max\{0,\ CF(E_2)\}$

$=0.6\times\max\{0,\ 0.8\} = 0.48$

由r_3得到：$CF_3(H)=CF(H, E_3)\times\max\{0,\ CF(E_3)\}$

$=-0.5\times\max\{0,\ 0.6\} = -0.3$

根据结论不精确性的合成算法，$CF_1(H)$和$CF_2(H)$同号，有：

$$
\begin{aligned}
CF_{1,2}(H) &= CF_1(H) + CF_2(H) - CF_1(H)\times CF_2(H) \\
&= 0.36 + 0.48 - 0.36\times 0.48 \\
&= 0.84 - 0.17 = 0.67
\end{aligned}
$$

$CF_{12}(H)$和$CF_3(H)$异号，有：

$$
\begin{aligned}
CF_{1,2,3}(H) &= \frac{CF_{1,2}(H) + CF_3(H)}{1-\min\{|CF_{1,2}(H)|, |CF_3(H)|\}} \\
&= \frac{0.67-0.3}{1-\min\{0.67, 0.3\}} = \frac{0.37}{0.7} \\
&= 0.53
\end{aligned}
$$

即综合可信度为$CF(H)=0.53$

证据理论

DS证据理论

- **原理：** 基于收集到的证据数量，将概率论中的单点赋值扩展为集合赋值，处理由“不知道”所引起的不确定性。

- **形式定义：**

考虑命题集，赋给区间值[belief, plausibility]，每个命题的可信度(belief measure)必须在这个区间内。

1. 从相关问题的主观概念得到其可信度的思想
2. 基于相互独立的证据时，合并可信度的规则

1960’，哈佛大学数学家A. P. Dempster, 利用上下限概率解决多值映射。
1976，其学生G. Shafer引入信任函数《A Mathematical Theory of Evidence》，基于证据和组合处理不确定性推理。

概率密度函数

- 例子：Ω={红，黄，绿}，则定义一个基本函数m，

$$m: 2^{\Omega} \to [0,1], \text{ 且满足} m(\Phi) = 0, \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

m是定义在2^{Ω}的概率密度函数。

$2^{\Omega} = (\{\},\{红\},\{黄\},\{绿\},\{红,黄\},\{红,绿\},\{黄,绿\},\{红,黄,绿\})$

$m = (0, 0.3, 0, 0.1, 0.2, 0.2, 0, 0.2)$。

信任函数

- 信任函数：

$$\mathrm{Bel}:2^{\Omega}\rightarrow[0,1],\ \mathrm{Bel}(A)=\sum_{B\subseteq A}m(B),\ 其中A\subseteq\Omega$$

Bel为下限函数，Bel(A)表示对A的总信任度

- 例子：

Bel(Φ)=m(Φ)=0

Bel({红,黄,绿})=m({})+m({红})+m({黄})+m({绿})+m({红,黄})+m({红,绿})+m({黄,绿})+m({红,黄,绿})=1

似然函数

- 似然函数：

$$\mathrm{Pl}: 2^{\Omega} \rightarrow [0,1],\ \mathrm{Pl}(A) = 1 - \mathrm{Bel}(\neg A),\ 其中A \subseteq \Omega, \neg A = \Omega - A$$

Pl为上限函数，Bel(¬A)表示对¬A的总信任度 ，即A为假的信任度，因此Pl(A)表示对A为非假的信任度

- 例子：

Pl({红})=1-Bel(¬{红})=1-Bel({黄,绿})=1-(m({黄})+m({绿})+m({黄,绿}))

=1-0-0.1-0=0.9

这里的0.9是“红”为非假的信任度。由于“红”为真的精确信任度为0.3，而剩下的0.9-0.3=0.6,则是知道非假,但却不能肯定为真的那部分。

信任函数与似然函数

- A不为假，并不代表A一定为真(A为命题集合，当情况较少时，对它的信念存在“不知道”，即无法判断的可能)，即有：

$$Pl(A) \ge Bel(A)$$ (可根据定义推导得到)

- 称Bel(A)和Pl(A)为对A信任程度的下限和上限，记为：

$$A[Bel(A), Pl(A)]$$

- Pl(A)–Bel(A)：描述“不知道”的情况

证据的合并

- 马航370空难
  - 信息源A(美联社)：可信赖为0.9，不可信赖为0.1
  - 信息源B(BBC)： 可信赖为0.8，不可信赖为0.2

主观概率

- 两种情况
  - 情况一：A,B都报道是被导弹击中的；
  - 情况二：A,B报道不一致。A认为是导弹击中，B认为不是

证据相同情况下的证据合并

- 情况一
  - 如果信赖A： 被导弹击中的信任度Bel(M)=0.9；
  - 如果不信赖A ： 没有被导弹击中的信任度Bel(¬M)=0，因此Pl(M)=1-0=1
- 同理
  - 如果信赖B ： 被导弹击中的信任度Bel(M)=0.8；
  - 如果不信赖B：没有被导弹击中的信任度Bel(¬M)=0，因此Pl(M)=1-0=1

A或B至少一个可信赖：1-0.1*0.2=0.98

因此，被导弹击中的可信度为[0.98,1]

三人成虎！

证据相左情况下的证据合并

- 由于结论不同，导致信息源不可能同时可信赖
  - 如果只有A可信赖：0.9*(1-0.8)=0.18；
  - 如果只有B可信赖：0.8*(1-0.9)=0.08；
  - A和B都不可信赖：(1-0.8)*(1-0.9)=0.02；
  - A可信赖的后验概率：0.18/0.28=0.643
  - B可信赖的后验概率：0.08/0.28=0.286

接受A的观点，被导弹击中的信任度为0.643

接受B的观点，不是被导弹击中的信任度0.286

因此，被导弹击中的可信度为[0.643,0.714]

兼听则明！

Dempster证据合并规则

对于$\forall A \subseteq \Omega$，$\Omega$上的两个m函数$m_1$，$m_2$，

其Dempster合成规则为：

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B) \times m_2(C)$$

$$K = \sum_{B \cap C \neq \Phi} m_1(B) \times m_2(C) = 1 - \sum_{B \cap C = \Phi} m_1(B) \times m_2(C)$$

- K为冲突因子，反应证据的冲突程度
- 1/K为归一化因子，相当于在组合中将空集(冲突)等比例分配给各个集合
- 前提：证据是相互独立的。

更复杂的例子

假设Q表示我们关注的领域，包含4个假设：一个病人患伤寒(C)、流感(F)、偏头疼(H)或者脑膜炎(M)。我们的任务是对Q之内的假设集赋予信念度量。Q中元素可看成是相互独立的假设。

利用DS方法直接操作假设集来处理交叉影响问题。

(1) 获取证据“发烧”，支持信念1: m1{C,F,M}=0.6, 则m1{Q}=0.4，这里m1{Q}表示的信念的剩余分布/是指Q中所有其他可能的信念；

(2) 获取新证据“反胃恶心”，支持信念2: m2{C,F,H}=0.7，则m2{Q}=0.3，用Dempster规则合并信念m3得到：

m_1	m_2	m_3
$m_1\{C,F,M\} = 0.6$	$m_2\{C,F,H\} = 0.7$	$m_3\{C,F\} = 0.42$
$m_1(Q) = 0.4$	$m_2\{C,F,H\} = 0.7$	$m_3\{C,F,H\} = 0.28$
$m_1\{C,F,M\} = 0.6$	$m_2(Q) = 0.3$	$m_3\{C,F,M\} = 0.18$
$m_1(Q) = 0.4$	$m_2(Q) = 0.3$	$m_3(Q) = 0.12$

更复杂的例子

扩展：m4{M}=0.8，则m4{Q}=0.2，合并扩展出现空信念集。

m_3	m_4	m_5 (without denominator)
$m_3\{C,F\} = 0.42$	$m_4\{M\} = 0.8$	$m_5\{\ \} = 0.336$
$m_3(Q) = 0.12$	$m_4\{M\} = 0.8$	$m_5\{M\} = 0.096$
$m_3\{C,F\} = 0.42$	$m_4(Q) = 0.2$	$m_5\{C,F\} = 0.084$
$m_3(Q) = 0.12$	$m_4(Q) = 0.2$	$m_5(Q) = 0.024$
$m_3\{C,F,H\} = 0.28$	$m_4\{M\} = 0.8$	$m_5\{\ \} = 0.224$
$m_3(C,F,M) = 0.18$	$m_4\{M\} = 0.8$	$m_5\{M\} = 0.144$
$m_3\{C,F,H\} = 0.28$	$m_4(Q) = 0.2$	$m_5\{C,F,H\} = 0.056$
$m_3(C.F,M) = 0.18$	$m_4(Q) = 0.2$	$m_5\{C,F,M\} = 0.036$

m5最终的信念函数是：

m5{M} = 0.545, m5{C,F} = 0.191, m5{ } = 0.56,

m5{C,F,H} = 0.127, m5{C,F,M} = 0.082, M5{Q} = 0.055

练习

1. 假设在2001年911事件前，布什总统分别接到中央情报局(CIA)和国家安全局(NSA)的密报，内容是中东地区某组织要对美国发动突然袭击。其证据如下表。请给出证据合成后的结果。

	CIA	NSA	BUSH
{本}	0.4	0.2	
{萨}	0.3	0.2	
{霍}	0.1	0.05	
{本,萨}	0.1	0.5	
{本,萨,霍}	0.1	0.05	

总结

1. 操作符与模态的扩展，用以处理不确定性
2. 非单调推理下的信念回收机制
3. Stanford确信度理论建立在大量现象的基础上，区分支持度和不支持度
4. DS证据理论基于命题集，讨论缺乏证据合并、启发式规则固有导致的不确定性

思考和讨论

1. 逻辑表示：多值逻辑/模态逻辑/时序逻辑/高阶逻辑？
2. 非单调推理和真值维护。
3. 确信度理论与证据理论的区别。
4. 证据理论与概率论的区别。
5. 讨论“Zadeh”悖论。
6. 学习模糊集和模糊推理、粗糙集和粗糙推理。

谢 谢 ！