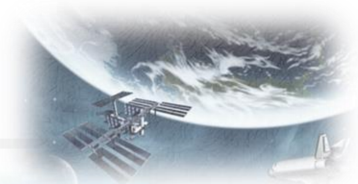
北京航空航天大学
BEIHANG UNIVERSITY



-自动化学院学科核心课-

检测技术与自动化

第6章 现代检测技术-2-多传感器信息融合

自动化科学与电气工程学院
School of Automation Science and Electrical Engineering
SASEE

3 基于D-S证据理论的信息融合方法及应用

3.1 D-S证据理论的诞生、形成和适用领域

- **诞生：** 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。自1967年起发表一系列论文，标志着证据理论的正式诞生。
- **形成：** Dempster的学生G. Shafer对证据理论引入信任函数概念，形成了一套基于“证据”和“组合”来处理不确定性推理问题的数学方法，并于1976年出版了《证据的数学理论》，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。

3.2 D-S证据理论的优势和局限性

- **优势：**

  满足比Bayes概率理论更弱的条件，即不需要知道先验概率，具有直接表达“不确定”和“不知道”的能力。

- **局限性：**

  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组合爆炸问题。

3.3 D-S证据理论的基本概念

D-S方法与其他概率方法的区别在于：

① 它有两个值，即对每个命题指派两个不确定度量（类似但不等于概率）；

② 存在一个证据使得命题似乎可能成立，但使用这个证据又不直接支持或拒绝它。

下面给出几个基本定义：

设Ω是样本空间，Ω由一些互不相容的陈述构成。这些陈述各种组合构成幂集2^{Ω}。

当样本空间Ω中元素个数为N时，则其幂集（构成一个框架）的元素个数为2^N，且其中每一个元素A都对应于一个关于*x*的命题，称该命题为“*x*的值在A中”。

【例】用*x*代表所看到的颜色，Ω={红，黄，蓝}，

则A={红}表示“*x*是红色”；

若A={红，蓝}，则表示“*x*或者是红色，或者是蓝色”。

1. 基本概率分配函数（Basic Probability Assignment Function)

定义1 基本概率分配函数 *M*

$$M:\ 2^{\Omega} \rightarrow [0,1]$$

设函数 M 是满足下列条件的映射：

① 不可能事件的基本概率是0，即 $M(\Phi)=0$ ；

② 2^{Ω} 中全部元素的基本概率和为1，即 $\sum M(A)=1,\ A\subseteq\Omega$

则称 M 是 2^{Ω} 上的概率分配函数，$M(A)$称为A的基本概率赋值/基本概率数，表示依据当前环境对假设集A的信任程度。

【例】对于上面给出的有限集Ω={红，黄，蓝}，若定义2^{Ω}上的一个基本函数m：

m(φ,{红},{黄},{蓝},{红,黄},{红,蓝},{黄,蓝},{红,黄,蓝})

={0,0.3,0,0.1,0.2,0.2,0.1,0.1}

其中：{0,0.3,0,0.1,0.2,0.2,0.1,0.1}分别是幂集中各个子集的基本概率数。

显然m满足概率分配函数的定义

对概率分配函数的几点说明:

（1）概率分配函数作用是把Ω的任意一个子集都映射为[0,1]上的一个数m(A)

当A包含于Ω且A由单个元素组成时，m(A)表示对A的精确信任度；

当A包含于Ω、A≠Ω,且A由多个元素组成时，m(A)也表示对A的精确信任度，但却不知道这部分信任度该分给A中哪些元素；

当A=Ω时，则m(A)是对Ω的各个子集进行信任分配后剩下的部分，它表示不知道该如何对它进行分配。

【例】以Ω={红,黄,蓝}为例说明

当A=｛红｝时，由于m(A)=0.3，它表示对命题“*x*是红色”的精确信任度为0.3。

当A={红，黄}时，由于m(A)=0.2，它表示对命题“*x*或者是红色，或者是黄色”的精确信任度为0.2，却不知道该把这0.2分给{红}还是分给{黄}。

当A=Ω={红，黄，蓝}时，由于m(A)=0.2，表示不知道该对这0.2如何分配，但它不属于{红}，就一定属于{黄}或{蓝}，只是基于现有的知识，还不知道该如何分配而已。

（2）m 是 2^{Ω}上而非Ω上的概率分布，所以基本概率分配函数不是概率，它们不必相等，而且：

$$m(\mathrm{A}) \neq 1 - m(\overline{\mathrm{A}})$$

事实上

m({红})+m({黄})+m({蓝})

=0.3+0+0.1=0.4≠1

2. 信任函数(Belief Function)

定义2 命题的信任函数Bel

对于任意假设而言，其信任度Bel(*A*)定义为 *A* 中全部子集对应的基本概率数之和，即

$$\mathrm{Bel}:\ 2^{\Omega} \to [0,1]$$

$$\mathrm{Bel}(A) = \sum_{B \subseteq A} M(B),\ \ A \subseteq \Omega$$

Bel函数也称为下限函数，表示对 *A* 的全部信任，其值称为信任度。由概率分配函数的定义容易得到

$$\mathrm{Bel}(\Phi) = M(\Phi) = 0$$

$$\mathrm{Bel}(\Omega) = \sum_{B \subseteq \Omega} M(B)$$

$$\mathrm{Bel}:\ 2^{\Omega}\rightarrow[0,1]$$

$$\mathrm{Bel}(A)=\sum_{B\subseteq A}M(B),\ \ A\subseteq\Omega$$

【例】以Ω={红,黄,蓝}为例说明

Bel({红,黄})

=m({红})+m({黄})+m({红，黄})

=0.3+0+0.2=0.5

当A为单一元素组成的集合时,

Bel(A)=m(A)

Bel(A)函数又称为下限函数。

3. 似然函数(Plausibility Function)

定义3 命题的似然函数Pl:

$$\mathrm{Pl}: 2^{\Omega} \to [0,1]$$

$$\mathrm{Pl}(A) = 1 - \mathrm{Bel}(\overline{A}),\ A \subseteq \Omega,\ \overline{A} = 1 - A$$

Pl函数称为上限函数，表示对*A*非假的信任程度，即表示对*A*似乎可能成立的不确定性度量。

信任函数和似然函数有如下关系：

$$\mathrm{Pl}(A) \geq \mathrm{Bel}(A),\ A \subseteq \Omega$$

***A*的不确定性由下式表示：**

$$\mu(A) = \mathrm{Pl}(A) - \mathrm{Bel}(A)$$

区间（Bel(*A*) ,Pl(*A*)）称为信任空间。

【例】以Ω={红,黄,蓝}为例说明

$$Pl(\{红\})=1-Bel(\overline{\{红\}})$$

$$=1-Bel(\{黄,蓝\})$$

$$=1-(m(\{黄\})+m(\{蓝\})+m(\{黄,蓝\}))$$

$$=1-(0+0.1+0.1)=0.8$$

这里0.8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0.8-0.3=0.5，则是知道非假，但却不能肯定为真的那部分。

Pl函数称为上限函数，表示对“红”非假的信任程度

$$\sum_{\{红\}\bigcap B\neq\Phi} m(B)=m(\{红\})+m(\{红，黄\})+m(\{红，蓝\})+m(\{红，黄，蓝\})$$

$$=0.3+0.2+0.2+0.1$$

$$=0.8$$

可见，

$$Pl(\{红\})=\sum_{\{红\}\bigcap B\neq\Phi} m(B)$$

$$Pl(\{红\}) = \sum_{\{红\}\cap B \neq \Phi} m(B)$$

该式可推广为

$$Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \Phi} m(B)$$

因此命题“x在A中”的似然性，由与命题“x在B中”有关的m值确定，其中命题“x在B中”并不会使得命题“x不在A中”成立。

所以一个事件的似然性是建立在对其相反事件不信任的基础上的。

信任函数和似然函数有如下的性质：

(1) $Bel(\Phi)=0$， $Bel(\Omega)=1$

$Pl(\Phi)=0$， $Pl(\Omega)=1$

(2) 如果 $A \subseteq B$ ，则

$Bel(A) \le Bel(B), Pl(A) \le Pl(B)$

(3) $\forall A \subseteq \Omega$, $Pl(A) \ge Bel(A)$

(4) $\forall A \subseteq \Omega$, $Bel(A)+Bel(\overline{A}) \le 1$

$Pl(A)+Pl(\overline{A}) \ge 1$

4. 信任区间

由于Bel(A)和Pl(A)分别表示A为真的信任度和A为非假的信任度，因此，可分别称Bel(A)和Pl(A)为对A信任程度的下限和上限，记为

下限

A(Bel(A), Pl(A))

上限

Pl(A)-Bel(A)表示既不信任A，也不信任$\overline{A}$的程度，即对于A是真是假不知道的程度。

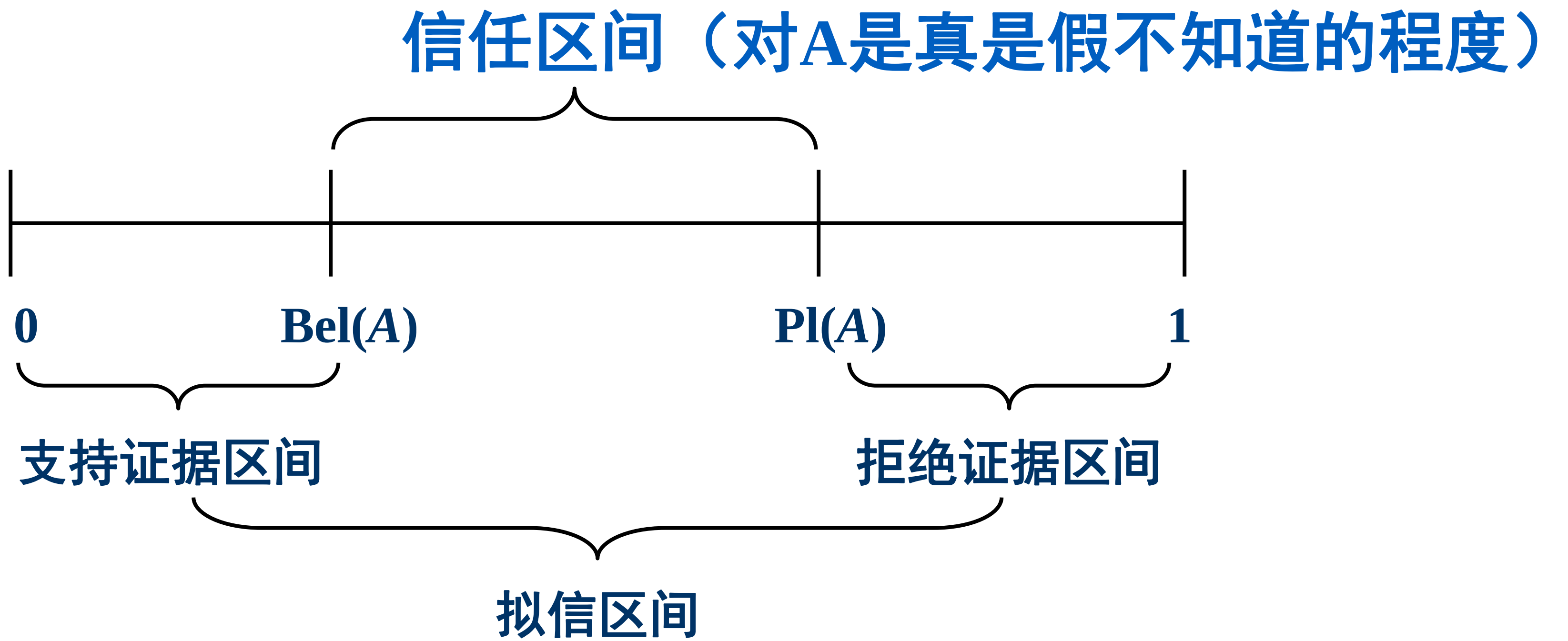
信任区间

- 如，在前面的例子中，曾求过Bel({红})=0.3，Pl({红})=0.8
- 因此有

{红}（0.3，0.8）

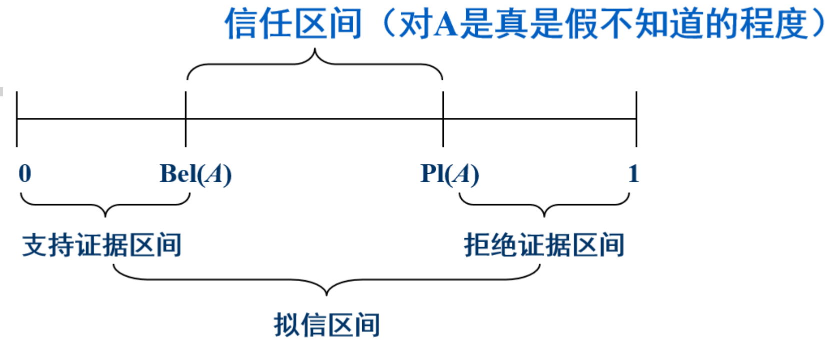
- 它表示对{红}的精确信任度为0.3，不可驳斥部分为0.8，肯定不是{红}的为0.2。

证据区间和不确定性



信任度是对假设信任程度的下限估计—**悲观估计**

似然度是对假设信任程度的上限估计—**乐观估计**



不确定区间（Bel(A),Pl(A))	解　　释
[0,1]	
[0.6,0.6]	
[0,0]	
[1,1]	
[0.25,1]	
[0,0.85]	
[0.25,0.85]	

3.4 D-S证据理论的合成规则

在实际问题中，对于相同的证据，由于来源不同，可能会得到不同的概率分配函数。

【例】考虑Ω={红，黄}，假设从不同知识源得到的概率分配函数分别为:

$$m_1(\varphi,\{红\},\{黄\},\{红,黄\})=(0,0.4,0.5,0.1)$$

$$m_2(\varphi,\{红\},\{黄\},\{红,黄\})=(0,0.6,0.2,0.2)$$

在这种情况下，需要对它们进行组合。

Dempster合成规则（Dempster's combinational rule）也称证据合成公式，其定义如下：

对于$\forall A \subseteq \Theta$，$\Theta$上的两个函数$m_1$，$m_2$的Dempster合成规则（正交和）为：

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

其中， K为归一化常数

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

注意：

- 如果$K\neq0$，则正交和m也是一个概率分配函数
- 如果$K=0$，则不存在正交和m，称m1与m2矛盾

n个m函数的Dempster合成规则

对于∀A⊆Θ，识别框架Θ上的有限个函数m_1, m_2, ..., m_n的Dempster合成规则为：

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \cdots \oplus m_n)(A) = \frac{1}{K} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \cdots \cap A_n = A} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdots m_n(A_n)$$

其中，

$$K = \sum_{A_1 \cap \cdots \cap A_n \neq \varnothing} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdots m_n(A_n)$$

$$= 1 - \sum_{A_1 \cap \cdots \cap A_n = \varnothing} m_1(A_1) \cdot m_2(A_2) \cdots m_n(A_n)$$

Dempster合成规则计算举例

【例】某宗“谋杀案”的三个犯罪嫌疑人组成了识别框架Θ ={Peter, Paul, Mary}，目击证人（W1, W2）分别给出下表所示的BPA。

【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	

	$m_1()$	$m_2()$
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。

$$K = \sum_{B \cap C \neq \varnothing} m_1(B) \cdot m_2(C)$$

$$= m_1(Peter) \cdot m_2(Peter) + m_1(Paul) \cdot m_2(Paul) + m_1(Mary) \cdot m_2(Mary)$$

$$= 0.99 \times 0 + 0.01 \times 0.01 + 0 \times 0.99 = 0.0001$$

其次，利用Dempster证据合成规则分别计算Peter, Paul, Mary的组合BPA（即组合函数）。

（1）关于Peter的组合函数

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

$$= \frac{1}{K} \cdot m_1(\{Peter\}) \cdot m_2(\{Peter\})$$

$$= \frac{1}{0.0001} \times 0.99 \times 0.00 = 0.00$$

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

（2）关于Paul的组合mass函数

$$m_1 \oplus m_2(\{Paul\}) = \frac{1}{K} \cdot m_1(\{Paul\}) \cdot m_2(\{Paul\})$$

$$= \frac{1}{0.0001} \times 0.01 \times 0.01 = 1$$

（3）关于Mary的组合mass函数

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

$$= \frac{1}{K} \cdot m_1(\{Mary\}) \cdot m_2(\{Mary\})$$

$$= \frac{1}{0.0001} \times 0.00 \times 0.99 = 0.00$$

【说明】：对于这个简单的实例而言，对于Peter, Paul, Mary 的组合函数，再求信任函数、似然函数，可知：

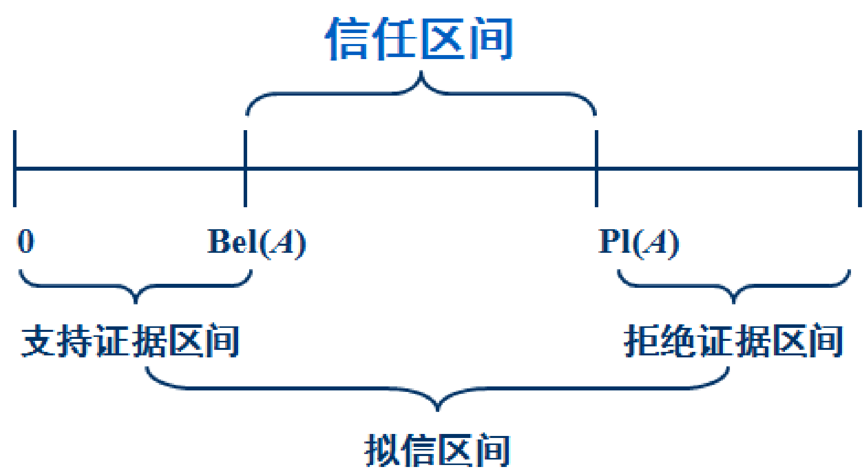
信任函数值＝似然函数值＝组合后的mass函数值

即，

$$\mathrm{Bel}(\{\mathrm{Peter}\}) = \mathrm{Pl}(\{\mathrm{Peter}\}) = m_{12}(\{\mathrm{Peter}\}) = 0$$

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

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



【例】若修改上例表中的部分数据，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	
Θ ={Peter, Paul, Mary}	0.01	0.01	

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

【解】：首先，计算归一化常数K。

$$
\begin{aligned}
K &= 1 - \sum_{B \cap C = \varnothing} m_1(B) \cdot m_2(C) \\
&= 1 - [m_1(Peter) \cdot m_2(Paul) + m_1(Peter) \cdot m_2(Mary) \\
&\quad + m_1(Paul) \cdot m_2(Mary)] \\
&= 1 - (0.98 \times 0.01 + 0.98 \times 0.98 + 0.01 \times 0.98) = 0.02
\end{aligned}
$$

归一化常数K的另一种计算法：

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

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

（1）计算关于Peter的组合函数

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

$$= \frac{1}{K} \cdot [m_1(\{Peter\}) \cdot m_2(\{Peter\}) + m_1(\{Peter\}) \cdot m_2(\Theta)]$$

$$= \frac{1}{0.02} \times (0.98 \times 0 + 0.98 \times 0.01) = 0.49$$

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

（2）计算关于Paul的组合函数

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

$$= \frac{1}{K} \cdot [m_1(\{Paul\}) \cdot m_2(\{Paul\}) + m_1(\{Paul\}) \cdot m_2(\Theta)$$

$$+ m_1(\Theta) \cdot m_2(\{Paul\})]$$

$$= \frac{1}{0.02} \times (0.01 \times 0.01 + 0.01 \times 0.01 + 0.01 \times 0.01) = 0.015$$

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

（3）计算关于Mary的组合函数

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

$$= \frac{1}{K} \cdot [m_1(\{Mary\}) \cdot m_2(\{Mary\}) + m_1(\{\Theta\}) \cdot m_2(\{Mary\})]$$

$$= \frac{1}{0.02} \times (0 \times 0.98 + 0.01 \times 0.98) = 0.49$$

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

（4）计算关于Θ ={Peter, Paul, Mary}的组合函数

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

$$= \frac{1}{K} \cdot m_1(\Theta) \cdot m_2(\Theta)$$

$$= \frac{1}{0.02} \times 0.01 \times 0.01 = 0.005$$

此外，根据信任函数、似然函数的计算公式，可得：

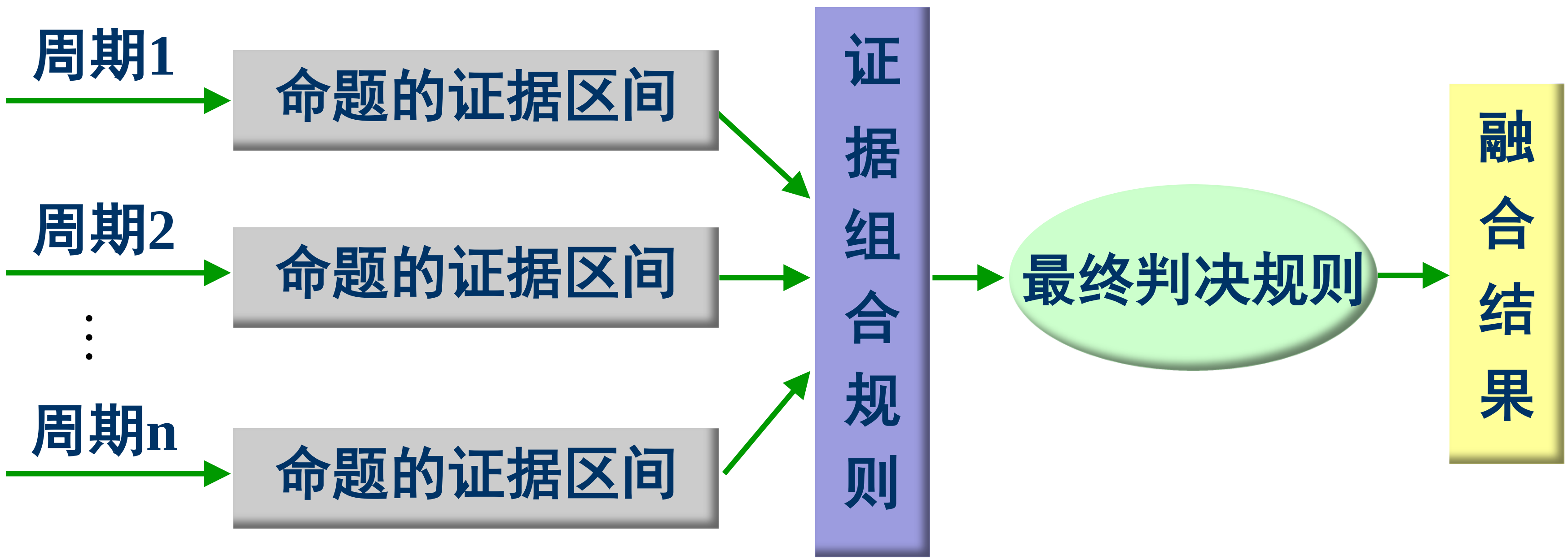
即， Bel({Peter}) = 0.49; Pl({Peter}) = 0.49 + 0.005 = 0.495

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

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

Bel(Θ) = 0.005；Pl(Θ) = 0.49 + 0.015 + 0.49 + 0.005 = 1

3.5 基于D-S证据理论的信息融合



基于D-S证据方法的信息融合框图

1. 单传感器多测量周期可信度分配的融合

设 $M_j(A_k)$ 表示传感器在第 $j(j=1,\ldots,J)$ 个测量周期对命题 $A_k(k=1,\ldots,K)$ 的可信度分配值，则该传感器依据 J 个周期的测量积累对命题 A_k 的融合后验可信度分配为

$$M(A_k)=c^{-1}\sum_{\cap A_m=A_k}\prod_{1\le j\le J}M_j(A_m),\quad m=1,\ldots,K$$

其中

$$c=1-\sum_{\cap A_k=\Phi}\prod_{1\le j\le J}M_j(A_k)=\sum_{\cap A_k\ne\Phi}\prod_{1\le j\le J}M_j(A_k)$$

2. 多传感器多测量周期可信度分配的融合

设 $M_{sj}(A_k)$ 表示第 $s(s=1,\ldots,S)$ 个传感器在第 $j(j=1,\ldots,n)$ 个测量周期对命题 A_k $(k=1,\ldots,K)$ 的可信度分配，那么 A_k 的融合后验可信度分配如何计算呢？

中心式计算方法

中心式计算的步骤：

① 计算每一传感器根据各自j个周期的累积量测所获得的各个命题的融合后验可信度分配

$$M_s(A_k)=c_s^{-1}\sum_{\cap A_m=A_k}\prod_{1\le j\le J}M_{sj}(A_m),\quad m=1,\ldots,K$$

其中：

$$c_s=1-\sum_{\cap A_m=\Phi}\prod_{1\le j\le J}M_{sj}(A_m)=\sum_{\cap A_m\ne\Phi}\prod_{1\le j\le J}M_{sj}(A_m)$$

② 对所有传感器的融合结果再进行融合处理，即

$$M(A_k)=c^{-1}\sum_{\bigcap A_m=A_k}\prod_{1\le s\le S}M_s(A_m),\quad m=1,\dots,K$$

其中：

$$c=\sum_{\bigcap A_m\neq\Phi}\prod_{1\le s\le S}M_s(A_m)$$

【例】假设空中目标可能有4个机型类（轰炸机、大型机、小型机、民航），3个识别属性（敌、我、不明）。

基于中心式计算法的融合实例

对于中频雷达、ESM（电子支援测量系统） 和 IFF（敌我识别）传感器，假设已获得两个测量周期的后验可信度分配数据：

M_{11} ({民航}, {轰炸机}, {不明}) =（0.3, 0.4, 0.3）

M_{12} ({民航}, {轰炸机}, {不明}) =（0.3, 0.5, 0.2）

M_{21} ({敌轰炸机1}, {敌轰炸机2}, {我轰炸机}, {不明})

=（0.4, 0.3, 0.2, 0.1）

M_{22} ({敌轰炸机1}, {敌轰炸机2}, {我轰炸机}, {不明})

=（0.4, 0.4, 0.1, 0.1）

M_{31} ({我机}, {不明}) =（0.6, 0.4）

M_{32} ({我机}, {不明}) =（0.4, 0.6）

其中，Msj表示第s个传感器(s=1,2,3)在第j个测量周期(j=1,2)上对命题的后验可信度分配函数。

对于第1个传感器：

c_1= M_{11}(民航) M_{12}(民航)+ M_{11}(民航) M_{12}(不明)+ M_{11}(轰炸机) M_{12}(轰炸机)+ M_{11}(轰炸机) M_{12}(不明)+ M_{11}(不明) M_{12}(民航)+ M_{11}(不明) M_{12} (轰炸机)+ M_{11}(不明) M_{12}(不明)

=0.24+0.43+0.06=0.73

或者另一种方法：

c_1=1-{ M_{11}(民航) M_{12}(轰炸机)+M_{11}(轰炸机) M_{12}(民航)}

=1-(0.3*0.5+0.4*0.3)=0.73

$$\sum_{\cap A_j=\text{民航}} \prod_{1\le j\le 2} M_{1j}(A_j)$$

$$= M_{11}(\text{民航})M_{12}(\text{民航}) + M_{11}(\text{民航})M_{12}(\text{不明}) + M_{11}(\text{不明})M_{12}(\text{民航})$$

$$= 0.24$$

从而

M_1 (民航)=0.24/0.73=0.32876

M_1 (轰炸机)=[M_{11} (轰炸机)M_{12} (轰炸机)＋M_{11} (轰炸机)M_{12}(不明)

＋M_{11}(不明)M_{12}(轰炸机)]/C_1

= [0.4×0.5＋0.4×0.2＋0.3×0.5]/0.73

= 0.58904

M_1 (不明)=[M_{11} (不明)$M_{1\,2}$ (不明)]/C_1

= [0.3×0.2]/0.73

= 0.08219

可知： M_1 (民航)+M_1 (轰炸机)+ M_1 (不明)= 1

对于第2个传感器：

c_2 ＝M_{21}(敌轰炸机1)M_{22}(敌轰炸机1)＋M_{21}(敌轰炸机1)M_{22}(不明)＋
M_{21}(敌轰炸机2)M_{22}(敌轰炸机2)＋M_{21}(敌轰炸机2)M_{22}(不明)＋
M_{21}(我轰炸机)M_{22}(我轰炸机)＋M_{21}(我轰炸机)M_{22}(不明)＋
M_{21}(不明)M_{22}(敌轰炸机1)＋M_{21}(不明)M_{22}(敌轰炸机2)＋
M_{21}(不明)M_{22}(我轰炸机)＋M_{21}(不明)M_{22}(不明)
＝0.4×0.4＋0.4×0.1＋0.3×0.4＋0.3×0.1＋0.2×0.1＋0.2×0.1
＋0.1×0.4＋0.1×0.4＋0.1×0.1＋0.1×0.1
＝0.49

c_2 ＝1－[M_{21}(敌轰炸机1)M_{22}(敌轰炸机2)＋M_{21}(敌轰炸机1)M_{22}(我轰炸机)＋M_{21}(敌轰炸机2)M_{22}(敌轰炸机1)＋M_{21}(敌轰炸机2)M_{22}(我轰炸机)＋M_{21}(我轰炸机)M_{22}(敌轰炸机1)＋M_{21}(我轰炸机)M_{22}(敌轰炸机2)]

＝1－(0.4×0.4＋0.4×0.1＋0.3×0.4＋0.3×0.1＋0.2×0.4＋0.2×0.4) ＝0.49

同理可得

M_2(我轰炸机)=0.05/0.49=0.10204

M_2(不明)=0.01/0.49=0.020408

M_2(敌轰炸机1)=0.24/0.49=0.48979

M_2(敌轰炸机2)=0.19/0.49=0.38755

满足

M_2(我轰炸机)+ M_2(不明)+ M_2(敌轰炸机1)+M_2(敌轰炸机2)=1

对于第3个传感器：

同理可得

M_3(我机)=0.76/1=0.76

M_3(不明)=0.24/1=0.24

M_3(我机）+ M_3(不明)=1

之后对3个传感器的融合结果再进行融合处理：

c ＝M_1(民航)M_2(不明)M_3{不明)＋M_1(轰炸机)M_2(敌轰炸机1)M_3(不明)＋M_1(轰炸机)M_2(敌轰炸机2)M_3(不明)＋M_1(轰炸机)M_2(我轰炸机)M_3(我)＋M_1(轰炸机)M_2(我轰炸机)M_3(不明)＋M_1(轰炸机)M_2(不明)M_3(我)＋M_1(轰炸机)M_2(不明)M_3(不明)

＋M_1({不明})M_2({敌轰炸机1})M_3({不明})＋M_1({不明})M_2({敌轰 炸机2})M_3({不明})＋M_1({不明})M_2({我轰炸机})M_3({我})＋ M_1({不明})M_2({我轰炸机})M_3({不明})＋M_1({不明})M_2({不明})M_3({我})＋M_1({不明})M_2({不明})M_3({不明})

＝0.225172

每个命题的融合后验可信度分配为

M(民航) =M_1(航)M_2(不明)M_3(不明)/c =0.00715

M(轰炸机)=M_1(轰炸机)M_2(不明)M_3(不明)/c=0.01281

M(敌轰炸机1)=[M_1(轰炸机)M_2(敌轰炸机1)M_3(不明＋

M_1(不明)M_2(敌轰炸机1)M_3(不明)]/c

=0.35042

M(敌轰炸机2)=[M_1(轰炸机)M_2(敌轰炸机2)M_3(不明)＋
M_1(不明)M_2(敌轰炸机2)M_3(不明)]/c
=0.27741

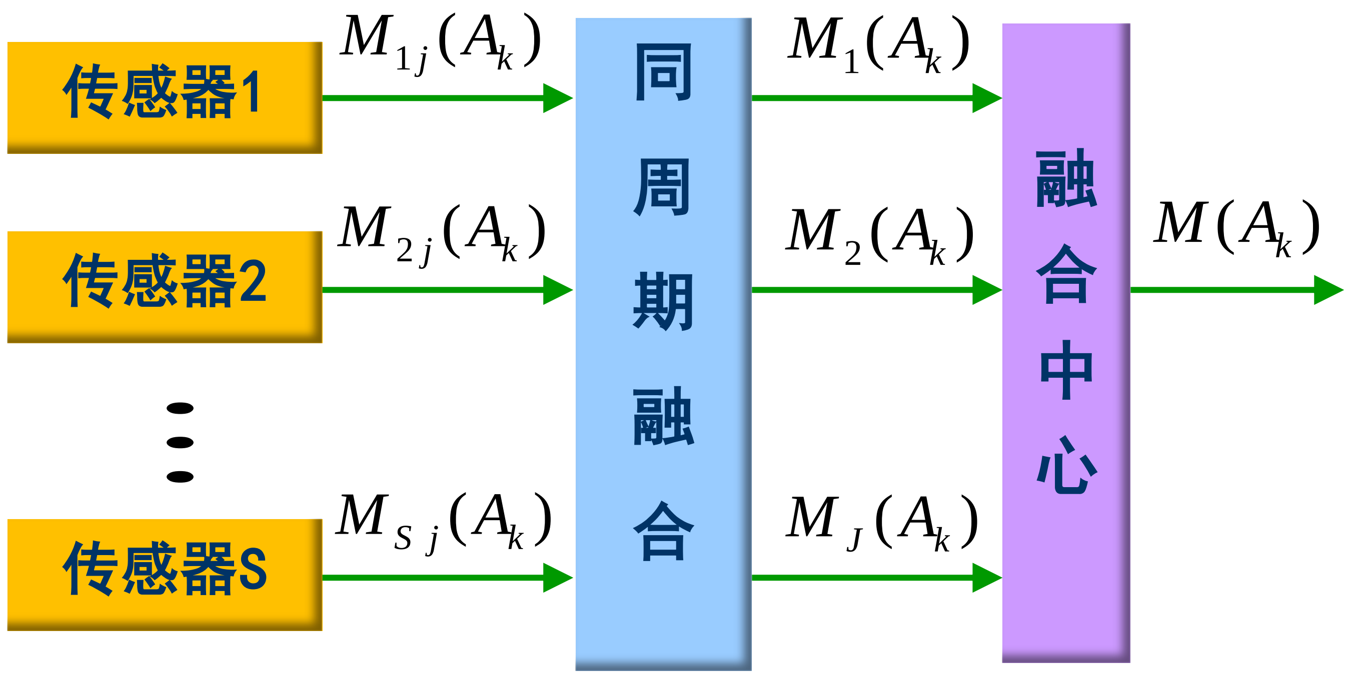
M(我轰炸机)=[M_1(轰炸机)M_2(我轰炸机)M_3(我)＋
M_1(轰炸机)M_2(我轰炸机)M_3(不明)＋
M_1(轰炸机)M_2(不明)M_3(我)＋M_1(不明)M_2(我轰炸机)M_3(我)＋M_1(不明)M_2(我轰炸机)M_3(不明)]/c

=0.34476

M(我机)=M_1(不明)M_2(不明)M_3(我机)/c=0.00566

M(不明)=M_1(不明)M_2(不明)M_3(不明)/c=0.00179

分布式计算方法


传感器1
传感器2
传感器S
$M_{1j}(A_k)$
$M_{2j}(A_k)$
$M_{Sj}(A_k)$
同周期融合
$M_1(A_k)$
$M_2(A_k)$
$M_J(A_k)$
融合中心
$M(A_k)$

分布式计算步骤

① 计算每一测量周期上所获得的各个命题的融合后验可信度分配

$$M_j(A_k) = c_j^{-1} \sum_{\bigcap A_m} \prod_{1 \le s \le S} M_{sj}(A_m), \quad m = 1, \ldots, K$$

其中：

$$c_j = \sum_{\bigcap A_m \ne \Phi} \prod_{1 \le s \le S} M_{sj}(A_m)$$

②基于各周期上的可信度分配计算总的融合后验可信度分配，即

$$M(A_k) = c^{-1} \sum_{\bigcap A_m} \prod_{1 \le j \le J} M_j(A_m), \quad m = 1, \ldots, K$$

其中：

$$c = \sum_{\bigcap A_m \neq \Phi} \prod_{1 \le j \le J} M_j(A_m)$$

基于分布式计算法的融合实例

对于上面的例子，应用分布式计算方法，容易计算得到第一周期和第二周期的各命题的3种传感器融合的各命题的可信度分配如下：

第一周期

M_1(轰炸机)=0.038278　　M_1(敌轰1)=0.267942

M_1(敌轰2)=0.200975　　M_1(我轰)=0.392345

M_1(我机)=0.043062　　M_1(民航)=0.028708

M_1(不明)=0.028708

第二周期

M_2(轰炸机)=0.060729　　M_2(敌轰1)=0.340081

M_2(敌轰2)=0.340081　　M_2(我轰)=0.182186

M_2(我机)=0.016195　　M_2(民航)=0.036437

M_2(不明)=0.024291

从而可得两周期传感器系统对融合命题的可信度分配为

M(轰炸机)=0.011669　　M(敌轰1)=0.284939

M(敌轰2)=0.252646　　M(我轰)=0.400814

M(我机)=0.041791　　M(民航)=0.006513

M(不明)=0.001628

小 结：

D-S证据理论优点：

1) D-S 证据理论具有比较强的理论基础，既能处理随机性所导致的不确定性，又能处理模糊性所导致的不确定性；

2) D-S 证据理论可以依靠证据的积累，不断缩小假设集；

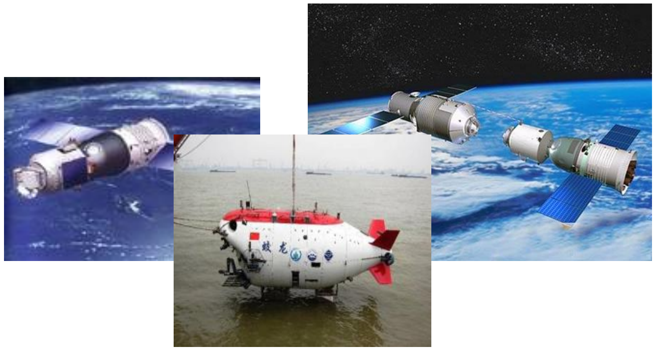
3) D-S 证据理论能将“不知道”和“不确定”区分开来；

4) D-S 证据理论可以不需要先验概率和条件概率密度。

小 结：

D-S证据理论缺点：

- 证据理论具有潜在的数据复杂度；
- 在推理链较长时，使用证据理论很不方便；
- 当基本概率赋值有一个很小的变化都可能导致结果很大的变化，甚至出现矛盾 ；
- 当 D-S 证据理论在处理两个相互矛盾的基本概率分配函数时，得到的结果不理想。



Thanks