基于ATMS和证据理论的不确定性推理方法*

康建初　　王　江

(北京航空航天大学计算机系,北京 100083)

摘要　本文提出了一种新的不确定性推理方法HUIM.这种方法把基于假设的真值维持系统(ATMS)和Dempster—Shafer的证据理论有机地结合在一起,使得ATMS这种符号代数系统可用来处理以数值形式表示的不确定性信息.将该方法应用于基于规则的系统,可以弥补这类系统在不确定性推理方面所存在的某些不足.

关键词　不确定性推理.

研究不确定性推理的方法和技术是专家系统、知识工程中一个重要的课题.目前基于数值表示的不确定性推理方法的典型系统有PROSPECTOR,MYCIN和SLP[1]等.尽管它们表示和处理不确定性信息所依赖的基础理论不尽相同,但它们采用的推理机制却都是一样的,亦即在其每一步推理中,都要计算一次有关的数值表示的不确定性信息.这种推理机制有如下几点不足:

1. 在经过一个推理序列之后,它们留给结论命题的仅是一个用数值形式表示的不确定性信息.这个信息标志着当前知识库对此命题的支持程度.由于具体支持这个命题的原始证据已在推理过程中消失,因而我们就无法知道这些原始证据各自对这个命题影响的大小程度了.

2. 在综合多个推理序列对结论命题作用的总体效果时,由于它们中大部分系统所依赖的基础理论的局限性,都需假设这些推理序列是相互独立的.

为了克服这些不足,我们把"Dempster—Shafer"的证据理论(D.S.理论)和"基于假设的真值维持系统"(ATMS)相结合,设计出一个基于符号推演的不确定性推理模型,我们称之为HUIM(Hybrid Uncertainty Inference Model).这个推理模型在其整个推理过程中可以用符号的形式记录和传播不确定性信息,从而使各个被推出的命题能够保留支持它们的原始证据;在需要计算某个命题被当前知识库支持的程度时,可以根据证据理论的合并规则来合并被保留下来的原始证据,因而也就无需假设证据之间的独立性.

* 本文1991—07—29收到,1992—02—11定稿

作者康建初,女,41岁,讲师,主要研究领域为不确定性推理方法与技术.王江,29岁,助工,主要研究领域为不确定性推理方法与技术.

本文通讯联系人:康建初,北京100083,北京航空航天大学计算机系

值得一提的是，我们的推理模型是在研究了近年来不确定性推理方法中最为引人注目的基于证据理论的带支持度的逻辑程序设计语言(SLP)[1]的基础上建立起来的.因此，本文的第 1 节首先介绍 SLP 关于不确定性信息的表示以及其有关的推理规则，然后介绍有关的 D.S. 证据理论和 ATMS 的基本概念和定义，第 2 节描述我们的推理模型 HUIM 的有关算法以及其应用实例，第 3 节给出我们对 HUIM 的评价.

1 有关的背景知识

1.1 带支持度的逻辑程序设计语言(SLP)

随着知识工程和专家系统深入发展的需要，涌现出了许多基于数值表示的不确定性推理的方法和技术.我们认为，在众多的不确定性推理技术中，Baldwin 的 SLP[1]提出的表示不确定性信息和进行不确定性推理的方法具有较强的表现力和较坚实的理论基础.

SLP 把知识库中的事实和规则分别表示为如下形式：

isguilty(mary) : [1/3,7/12]

wears(X,largeshoes):— istall(X) : [0.8,1]

其中，数值区间的上下界分别表示事实和规则成立的必然性和可能性.因此，它能够比较灵活地表示不确定性信息的各种特例，例如，A:[0,0]，A:[0,1]和 A:[α,α].而且，SLP 采用的推理模式，合并规则也与证据理论(对照定义 1.2.2)相符：

* 推理规则——

$$\frac{\begin{array}{l}B:-A:[N(B/A),P(B/A)]\\ A:[N(A),P(A)]\end{array}}{B:[N(B/A)\times N(A),1-((1-P(B/A))\times N(A))]}$$

* 合并规则——

$$\frac{\begin{array}{l}\text{推理序列 }1:A:[\alpha,\beta]\\ \text{推理序列 }2:A:[\gamma,\delta]\end{array}}{A:[N(A),P(A)]}$$

其中，$N(A)=[\alpha\times\gamma+\alpha\times(\delta-\gamma)+\gamma\times(\beta-\alpha)]/(1-K)=(\alpha\times\delta+\gamma\times\beta-\alpha\times\gamma)/(1-K)$

$$\begin{aligned}P(A)&=1-P(\text{not }A)\\&=1-[(1-\beta)\times(1-\delta)+(1-\beta)\times(\delta-\gamma)+(1-\delta)\times(\beta-\alpha)]/(1-K)\\&=1-[(1-\beta)\times(1-\gamma)+(1-\delta)\times(\beta-\alpha)]/(1-K)\\K&=\gamma\times(1-\beta)-\alpha\times(1-\delta)\end{aligned}$$

我们的推理模型 HUIM 正是在保证 SLP 的上述特点的基础上建立起来的.

1.2 D.S. 证据理论的合并规则

本文采用的辨别框架(Frame of discernment)，(记为 Θ)；基本概率赋值函数，(记为 bpa)；焦点元素以及集合 A 的基本概率赋值，(记为 m(A))，和它在 Θ 上的信函数，(记为 Bel(A))，均严格按照文献[2]给出的定义.

定义 1.2.1. 设 A 是辨别框架 Θ 中的一个子集.函数值

$$Dou(A)=Bel(notA)$$

定义为对 A 的不置信程度,函数值

$$Poss(A)=1-Dou(A)=1-Bel(not\ A)=\sum_{B\subset\Theta}m(B)-\sum_{B\subset A}m(B)=1-\sum_{B\subset A\neq\Phi}m(B)$$

定义为对 A 无法不置信的程度,或者说是对 A 可能置信的程度.

定义 1.2.2. 设 Bel1,Bel2,是定义在 Θ 上的两个信函数,m1,m2 是与其对应的两个基本概率赋值函数,$A_1,\cdots,A_k,B_1,\cdots,B_k$ 分别是 Bel1,Bel2 上的两组焦点元素. 如果

$$\sum_{\substack{i,j\\B_i\cap B_j=\Phi}} m1(B_i)\times m2(B_j)<1$$

则称

$$m(B)=\begin{cases}0 & A=\Phi\\ \dfrac{\sum_{\substack{i,j\\B_i\cap B_j=B}} m1(B_i)\times m2(B_j)}{1-\sum_{\substack{i,j\\B_i\cap B_j=\Phi}} m1(B_i)\times m2(B_j)} & \text{否则}\end{cases}$$

为由 m1,m2 结合产生的新的基本概率赋值函数 m,

$$m:2^{\Theta}\rightarrow[0,1] \qquad m=m1\oplus m2.$$

这条规则被称为 D. S. 理论的合并规则.

1.3 有关的 ATMS 概念和定义

基于假设的真值维持系统(Assumption—based Truth Maitaince System)[3]能够动态地记录推理过程中命题所依赖的假设. 关于假设、结点、证明、环境、标记、矛盾库(nogood 库)等概念,请参照文献[3]中给出的定义.

定义 1.3.1. 设 n 是一个结点,E 是一个环境,J 是当前推理序列中所有出现的证明构成的集合. 如果 n 能从 E,J 中推出,即,

$$E,J\vdash n$$

则我们说,结点 n 在环境 E 中成立. 如果从环境 E 和证明 J 推出了矛盾,记为

$$E,J\vdash n=\perp$$

则我们说环境 E 是不一致的.

定义 1.3.2. 设 n 是一个结点,L(n)是 n 的标记.

- 如果 L(n)中所有环境是一致的,则 L(n)是一致的;
- 如果 n 能从 L(n)中各个环境中推出,则 L(n)是正确的;
- 如果每一个能推出 n 的环境均是 L(n)中某个环境的超集,则 L(n)是完备的;
- 如果 L(n)中不存在任何是其它环境的超集的环境,则 L(n)是最小的.

ATMS 的基本操作是对结点执行**标记刷新算法**[5]:即在每一步推理中,ATMS 每得到关于某结点 n 的一个证明,就要对包括结点 n 在内的、所有以 n 为前件的后继结点的标记中的环境进行相应的补充和修改.

2 HUIM 的算法设计

众所周知,D. S. 证据理论数学模型的主要特点是聚集与合并命题的证据,以形成命题的证据集. 这些证据表现为辨别框架 Θ 的幂集中元素的基本概率赋值. 而具有 ATMS 机制

的符号推理系统在其推理过程中能够记录参与推理的各命题的假设集合，这些集合是命题赖以存在的环境集，它们构成命题的标记. 可见，证据理论和 ATMS 在关于命题的证据和假设的表现形式上是非常相似的. 因此，我们设想，如果把 ATMS 符号代数系统中的假设解释为不确定性信息(或具体地说，解释为 D.S. 证据理论中作为证据的基本概率赋值，这只需用 [0,1] 区间去取代原来 ATMS 中假设的定义域 {0,1} 即可)，我们就可建立一种基于受限的 * D.S. 证据理论和 ATMS 机制的符号推理系统. 如果用此系统去处理基于规则系统的不确定性推理问题，在推理过程中，我们可以用 ATMS 机制记录支持各有关命题的原始证据；在一旦需要输出某命题的原始证据或是求解对某命题的置信度时，可以用证据理论的计算模型快速地完成这一纯局部的数值计算.

基于这一想法，我们给出了一个初步的、称之为 HUIM 的不确定性推理的实验模型，该实验模型暂时仅适用于处理经改型的 Horn 子句集，即允许应用程序知识库中的规则和事实带有以区间形式表示的不确定信息. 它的主要算法可描述如下：

1. 变换不确定性信息

分解知识库中的规则 R_i 和事实 F_j，$(i=1,2,\cdots,m,j=1,2,\cdots,n)$，同时把它们的不确定性区间转换成与其对应的基本概率赋值函数 bpa_{Ri}，bpa_{Fj}，$(i=1,2,\cdots,m,j=1,2,\cdots,n)$，然后，将这些 bpa_{Ri}，bpa_{Fj}，分别解释成它们对应规则和事实的 ATMS 假设，由此获得一个与原知识库 KB 等价的，由变了型的事实，规则以及支持它们的假设组成的集合 KB′.

2. 传播不确定性信息

按 ATMS 标记刷新算法对 KB′ 中的内容进行搜索、标记刷新等符号处理，从而，得到各被推出命题的标记.

3. 合并不确定性信息

根据证据理论的合并规则(定义 1.2.2.)，把待证命题的标记还原成这些命题的信函数值，亦即通过待证命题的标记计算出它们的不确定性区间.

下面，我们进一步细化这个算法.

2.1 不确定性信息的变换

假设在应用程序的知识库中，规则和事实的形式表示如下：

规则 R：　if　x　is　B　then　y　is　C：$[\gamma,\delta]$

事实 A：　x　is　B：　$[\alpha,\beta]$

结论 D：　y　is　C：　$[\varepsilon,\zeta]$

其中，β、δ、ζ 的值分别大于或等于 α、γ、ε 的值. 因为事实 A 与规则 R 的置信区间中的概率值均是预先给定的不确定性信息，即它们可视为给定的基本原始证据，所以 HUIM 可以

(1)根据定义 1.2.1，将事实 A 与规则 R 的置信区间 $[\alpha,\beta]$ 和 $[\gamma,\delta]$ 分别变换成与其等价的，具有 3 个基本概率值的基本概率函数 bpa_A 和 bpa_R：

---

* 所谓受限是指在进行问题求解时，我们的不确定性推理模型仅能对这样的问题进行求解，即它们的解只能是辨别框架 Θ 中元素，而不像完整的证据理论描述的那样，可以是辨别框架 Θ 幂集 2^{Θ} 中的元素.

$$bpa_A = m_A(f) = \begin{cases} \alpha & f = A \\ 1-\beta & f = not\ A \\ \beta - \alpha & f = X \end{cases}$$

这里，X 是事实 A 的辨别框架，$m_A(X)$ 表示辨别框架中除命题 A 和 $not\ A$ 以外其它情况的基本概率赋值；

$$\mathrm{bpa_R} = \mathrm{m_R(p)} = \begin{cases} \gamma & \mathrm{p=R} \\ 1-\delta & \mathrm{p=not\ R} \\ \delta-\gamma & \mathrm{p} = \mathrm{X}\times\mathrm{Y} \end{cases}$$

其中，X，Y 分别是规则 R 的前件 A 和后件 B 的辨别框架.

(2)根据上面分解后的事实和规则以及与其相应的基本概率赋值函数，写出它们相应的 ATMS 表现形式：

对于事实 A：[α,β]，我们相应地可以写出下面 3 个 ATMS 假设：

支持 A 的假设集{a_A}，其中，$a_A=\alpha$；

支持 not A 的假设集{$a_{not\ A}$}，其中，$a_{not\ A}=1-\beta$；

支持其它情况的假设集{a_X}，其中，$a_X=\beta-\alpha$.

对于规则 B：－A：[γ,δ]，由于 ATMS 不能表现证明的前件 A 不支持其后件 B 的概率，因此，在表现 not R 时，HUIM 需把它改写为 A 支持 not B 的概率[3,4]，于是 HUIM 也相应地可以写出 3 个 ATMS 假设：

支持 B：－A 的假设集{$a_{B/A}$}，其中，$a_{B/A}=\gamma$；

支持 not B：－A 的假设集{$a_{not\ B/A}$}，其中，$a_{not\ B/A}=1-\delta$；

支持 X×Y 的假设集{$a_{not\ A}$}，其中，$a_{X\times Y}=\delta-\gamma$.

为了节省开销，算法还规定：

当规则和事实的不确定性区间的上界取值 $\beta=\delta=1$ 时，HUIM 可以不显式地分解出 $a_{not\ A}=a_{(not\ B/A)}=0$. 只有在需要时，即这些命题的否定与当前推理序列有关或是用户指明要生成这些命题的否定时，HUIM 才去生成这些值.

2.2　不确定性信息的传播

HUIM 根据 ATMS 给出的标记刷新算法[5]，对某一步推理中涉及到的结点进行标记刷新. 刷新的操作如图 1 所示. 图 1 表明，已知假设{a_1}、{a_2}和{$a_3\ a_4$}分别支持命题 A、B、C，并且命题 A 支持命题 D. 现由某一步推理得知，命题 B 和 C 的合取也支持 D. 因此，经执行 ATMS 标记刷新算法后，HUIM 得到命题 D 的最新标记为{{a_1}{$a_2\ a_3$}{$a_2\ a_4$}}.

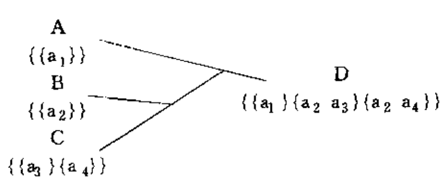

图1　标记刷新算法例

对于标记刷新过程中同时出现的 A 和 not A，B 和 not B 这种互斥的命题，HUIM 把它

们的基本概率值集合{a_A $a_{not\ A}$}和{a_B $a_{not\ B}$}显式地存入 nogood 库中，并且规定，凡是包含了 nogood 库中任一子集的环境都被认为是不一致的环境.

2.3 不确定性信息的合并

HUIM 按照如下算法计算待证命题 B 的信函数值：

(1)分别构造 B 和 not B 的证据空间 Ω；这里，Ω 是推出 B 和 not B 的过程中涉及到的所有规则和事实的基本概率赋值函数的并，即，

$$\Omega=\bigcup_{i=1}^{m} bpa_{R_i} \cap \bigcup_{j=1}^{n} bpa_{F_j}$$

(2)根据 Ω 中的基本概率赋值函数 bpa_i，(i=1,2,…,m+n)，对标记 L(B)和 L(not B)中每一个环境进行柱状扩展. 例如，设 B 的某一个环境为{a_A $a_{(B/A)}$}. 证据空间 Ω={{a_A $a_{not\ A}$ a_X}{$a_{(B/A)}$ $a_{(not\ B/A)}$ $a_{X\times Y}$}{a_C $a_{not\ C}$ a_Z}}，经柱状扩展后，B 的环境增加为{{a_A $a\backslash-(B/A)$ a_C}{a_A $a_{(B/A)}$ $a_{not\ C}$}{a_A $a_{(B/A)}$ a_Z}}.

(3)分别除去扩展后标记 L(B)和 L(not B)中不一致的环境.

(4)分别消去扩展后标记 L(B)和 L(not B)中重复的环境. 这样，B 和 not B 标记中的剩余环境就是一致，等势和互斥的，并且是可结合的了.

(5)按证据理论的合并规则，合并标记 L(B)和 L(not B)中的环境.

现以合并标记 L(B)中的环境为例，HUIM 先用算术乘计算出 L(B)中各环境内元素的乘积，得到每一个环境支持 B 的概率值 m(ε). 然后，将 L(B)中的 m(ε)加起来. 这就完成了定义 1.2.2 中给出的合并规则的运算部分.

$$\sum_{\substack{i,j \\ B_i\cap B_j=B}} m1(B_i)\times m2(B_j)$$

(6)按如下算法，计算标记 L(B)和 L(not B)中不一致环境的概率值：

* 从 nogood 库中挑出这样的集合，它们中的元素均分别来自证据空间 Ω 中不同的 $bap_i, i=1,2,\cdots,m+n$.

* 针对证据空间 Ω，对这些集合进行柱状扩展.

* 对扩展后的集合施以上面算法的第 4,5 步，即，计算出 nogood 结点的信函数.

这对应于计算 D.S. 证据理论合并规则公式中的

$$K=\sum_{\substack{i,j \\ B_i\cap B_j=\Phi}} m1(B_i)\times m2(B_j)$$

(7)根据上面计算结果，按照证据理论的合并规则公式，计算标记 L(B)和 L(not B)的基本概率赋值函数，即

$$m(B)=\frac{\sum_{\substack{i,j \\ B_i\cap B_j=B}} m1(B_i)\times m2(B_j)}{1-K}$$

$$m(not\ B)=\frac{\sum_{\substack{i,j \\ not\ B_i\cap not\ B_j=not\ B}} m1(not\ B_i)\times m2(not\ B_j)}{1-K}$$

(8)求出待证命题 B 的不确定信息区间：

$$B:[Bel(B),1-Bel(not\ B)].^{*}$$

下面以合并不同的证明路径的支持度为例.

为简单起见,我们假设知识库中有以下的事实:

$$A:[\alpha,\beta], \qquad A:[\gamma,\delta]^{**}$$

需要 *HUIM* 求对断言 *A* 的总的置信度.

经过分解之后,知识库将包括以下4个事实:

$$A:\{a_{A_1}\},not\ A:\{a_{not\ A_1}\} \qquad A:\{a_{A_2}\},not\ A:\{a_{not\ A_2}\}$$

并且可获得以下的2个基本概率赋值函数 bpa 和6个 ATMS 假设:

$bpa_1=\{m_1(A)=\alpha\ m_1(not\ A)=1-\beta\ m_1(X)=\beta-\alpha\}$

$bpa_2=\{m_2(A)=\gamma\ m_2(not\ A)=1-\delta\ m_2(X)=\delta-\gamma\}$

$a_{A_1}=\alpha,a_{not\ A_1}=1-\beta,a_{X_1}=\beta-\alpha$

$a_{A_2}=\gamma,a_{not\ A_2}=1-\delta,a_{X_2}=\delta-\gamma$

在执行 ATMS 的标记刷新算法之后,得到各命题的标记如图2.

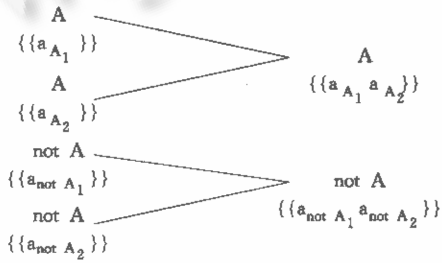

图2

因为 A 与 not A 不能同时成立,固$\{a_{A_1}\ a_{not\ A_2}\}$和$\{a_{A_2}\ a_{not\ A_1}\}$是不一致集合,因此 nogood 库中应有集合:

$nogoods=\{\{a_{A_1}\ a_{not\ A_2}\}\{a_{A_2}\ a_{not\ A_1}\}\}$

现已知待证命题是 A,并且标记L(A)和 L(not A)分别为:

$$L(A)=\{\{a_{A_1}\}\{a_{A_2}\}\} \qquad L(not\ A)=\{\{a_{not\ A_1}\}\{a_{not\ A_2}\}\}$$

按照2.3给出的算法,HUIM 首先建立命题 A 的证据空间 Ω:

$$\Omega=\{bpa_1\quad bpa_2\}$$

然后,对 L(A),L(not A)中的环境进行柱状扩展,扩展后标记分别为:

$completement-L(A)'=\{\{a_{A_1}\ a_{A_2}\}\{a_{A_1}\ a_{not\ A_2}\}\{a_{A_1}\ a_{X_2}\}\{a_{A_2}\ a_{A_1}\}\{a_{A_2}\ a_{not\ A_1}\}\{a_{A_2}\ a_{X_1}\}\}$

$completement-L(not\ A)'=\{\{a_{not\ A_1}\ a_{A_2}\}\{a_{not\ A_1}\ a_{not\ A_2}\}\{a_{not\ A_1}\ a_{X_2}\}\{a_{not\ A_2}\ a_{A_1}\}\{a_{not\ A_2}\ a_{not\ A_1}\}\{a_{not\ A_2}\ a_{X_1}\}\}$

除去其中不一致环境并消去重复的环境后,有:

---

* 如上所述,本文中我们把事实和规则的基本概率值与 ATMS 中的假设相对应,而 ATMS 的假设是无需证明的,因此,这里我们有 m(B)=Bel(B),m(not B)=Bel(not B)

** 这种情况可以解释为:由于出现了两种不同的证据,造成我们对断言 A 的两种不同的置信度.

$completetement-L(A)''=\{\{a_{A_1}\ a_{A_2}\}\{a_{A_1}\ a_{X_2}\}\{a_{A_2}\ a_{X_1}\}\}$

$completetement-L(not\ A)''=\{\{a_{not\ A_1}\ a_{not\ A_2}\}\{a_{not\ A_1}\ a_{X_2}\}\{a_{not\ A_2}\ a_{X_1}\}\}$

由算法的第 5 步，HUIM 得到：

$$\mathrm{m(A)}'=\alpha\times\gamma+\alpha\times(\delta-\gamma)+\gamma\times(\beta-\alpha)=\alpha\times\delta+\gamma\times\beta-\alpha\times\gamma$$

$$\begin{aligned}\mathrm{m(not\ A)}'&=(1-\beta)\times(1-\delta)+(1-\beta)\times(\delta-\gamma)+(1-\delta)\times(\beta-\alpha)\\&=(1-\beta)\times(1-\gamma)+(1-\delta)\times(\beta-\alpha)\end{aligned}$$

此外，还需对这两个信函数值进行正规化处理，以消除不一致环境对它的影响. 为此 HUIM 必须计算 K 值. 由于 nogood 库中与证据空间有关的子集为：

$$\{a_{A_1}\ a_{not\ A_2}\},\{a_{not\ A_1}\ a_{A_2}\}$$

由算法的第 6 步，HUIM 得到：　　$\mathrm{K}=\alpha\times(1-\delta)+(1-\beta)\times\gamma$

于是，获得 A 和 not A 的信函数为：

$$\begin{aligned}\mathrm{Bel(A)}&=\mathrm{m(A)}=\mathrm{m(A)}'/(1-\mathrm{K})\\&=\alpha\times\delta+\gamma\times\beta-\alpha\times\gamma/(1-(\alpha\times(1-\delta)+(1-\beta)\times\gamma))\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathrm{Bel(not\ A)}&=\mathrm{m(not\ A)}=\mathrm{m(not\ A)}'/(1-\mathrm{K})\\&=(1-\beta)\times(1-\gamma)+(1-\delta)\times(\beta-\alpha)/(1-(\alpha\times(1-\delta)+(1-\beta)\times\gamma))\end{aligned}$$

最后得到：　　A：[Bel(A)，1－Bel(not A)]

这个结果与 1.1 中 SLP 合并不同推理序列支持度所得到的结果完全相同.

我们已经验证，HUIM 关于假言推理规则推得结果也与 1.1 节中 SLP 推得的结果完全相同，由于篇幅有限，不再赘述. 有关 HUIM 进一步的应用实例见文献[5].

3　HUIM 算法的特点

已经验证，我们推理模型 HUIM 有如下特点：

1. HUIM 将每一个与推理序列有关的事实和规则分解成两个对应的事实和规则. 这要增加一定的开销，但它带来的好处是使得被分解、被简化的事实和规则在合并规则中成为可结合的，从而也才使得我们可以把计算待证命题信函数的工作推迟到 ATMS 求出其标记中所有的环境之后再进行.

2. 因为 HUIM 从技术上保证了为待证命题保留一个正确、完备、一致、最小的环境集，所以它可以做到自动地清除结点标记中那些依赖的证据. 这些证据在标记中表现为另外一些环境的重复集或者超集的环境. 这就使得 RHUIS 在合并证据时，无需像其它系统那样，强行地假定各推理序列之间证据的独立性.

3. HUIM 不像其它简单的基于规则的系统那样要求其知识库是严格一致的. 由于它允许用户在 nogood 库中明显地给出相互矛盾的事实，因此在推理过程中，它可以根据 nogood 库自动地发现和清除那些包含相互含矛盾事实的不一致环境. 从这个意义上我们说，RHUIS 可以在用户给出不一致的知识集合的条件下保证推理的一致性.

4. 由于 HUIM 从算法上保证了在被分解的事实和规则的辨别框架中仅含有它们的基本概率赋值以及它们否定的基本概率赋值，因此，RHUIS 合并证据算法的计算复杂性与证据空间的大小线性成正比.

4 结　论

我们所提出的新的不确定性推理方法将基于假设的真值维持系统和 Dempster－Shafer 的证据理论有机的结合在一起，很好地实现了我们关于同时对不确定性信息进行符号管理和数值计算的设想.

文章不仅给出了关于 ATMS 和 D. S. 证据理论的结合算法和实验模型的系统结构，还将我们算法实例的计算结果与近年来在不确定性推理方法中最为引人注目的 SLP 语言的推理结果作了比较. 比较结果表明，我们的不确定推理模型 HUIM 不仅能够保留 SLP 表示不确定性信息的灵活性，具有与 SLP 相同的推理效果，而且还能克服 SLP 诸如丢失结论命题的原始证据等不足.

参考文献

1 Baldwin J F. Support logic programming. ITRC65, University of Bristol, 1986.

2 Shafer G. A mathematical theory of evidence. Princeton University Press, Princeton NJ, 1976.

3 deKleer J. An assumption－based TMS. Artificial Intelligence, 1986,(28)2:163－196.

4 Chatalic P, Dubois D, Prade H. An approach to approximate reasoning based on the dempster rule of combination. Int. J. Expert Systems, 1987,(1)1:67－85.

5 王江. 基于证据理论和 ATMS 理论的近似推理方法. 硕士论文，北京航空航天大学计算机系，1991.

6 Bruce D Ambrosio. Truth maintenance with numeric certainty estimates. Proc. of the 3rd IEEE Computer Society Conference on Artificial Intelligence Applications, 1987:244－249.

A NEW UNCERTAINTY REASONING MECHANISM BASED ON ATMS AND EVIDENCE THEORY

Kang Jianchu and Wang Jiang

(*Department of Computer Science, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing* 100083)

Abstract　This paper proposed a kind of new uncertainty reasoning mechanism called hybrid uncertainty inference model (HUIM). By this mechanism, the assumption based on the truth maintaince system (ATMS) and simplified Dempster－Shafer's evidence theory has been well combined. And as a result, the ATMS, which is originally viewed as only a symbol algorithm system, can be used to express uncertainty information in the manner of numerical values and can make it possible to calculate the numerical information under the combination rule of evidence theory. Once this method is applied to rule－based on the systems, it would be hopeful that some weakness caused by the uncertainty reasoning of existed rule—based on the systems could be overcome.

Key words　Uncertainty reasoning.