MEDDIA：机械故障诊断专家系統的证据理论应用分析

熊恒曦　　张瑞林

（机械系）

提　　要

在领域专家系统不确定性知识表达及推理问题上，证据理论方法能克服纯概率理论方法和信任模型方法的缺点和不足，毕能较强地模拟人类领域专家的推理、判断特征。但至今，证据理论尚未真正在专家系统中应用实现。本文对机械故障诊断专家系统MEDDIA应用证据理论来处理不精确性推理问题作了可行性分析，讨论了其与信任模型之间的内在联系，并就应用该理论具体工作步骤作了说明。

关键词：　　专家系统，证椐理论

一、引　　言

人们在处理问题，制定决策时往往利用了与问题有关的不确定或不准确知识、信息。那么如何使计算机也具有人类的这一思维、推理能力呢？现已提出了许多非精确问题处理理论，其中有些已成功地应用于领域专家系统中，以摸拟专家在解决实际复杂问题时所应用的不确定性判断思维过程，例如概率理论和信任模型。但这两种理论应用条件严格，在实际应用时会有许多不便甚至不可能。正是这一情况下，证据理论重新得到了重视，并由Shafer（1970）在Dempster（1960）的基础上发展成为较完善的非精确推理模型方法[2]、证据理论（又称D—S理论）最大的优点就是利用累积证据，缩小结论判断范围，而这一思想与专家的故障诊断分析过程具有一致的特征。例如有证据可以证明故障是自激振动，这一下子缩小了诊断范围，使得可能集中对自激振动故障作进一步的证据收集，具体得出准确故障判断。

我们正在研制的机械故障诊断专家系统MEDDIA目前采用的非精确推理模型是修正后的信任模型。但它的知识表达结构及具体领域问题处理特点都表明MEDDIA是可以采用证据理论方法进一步模拟专家问题处理过程的。

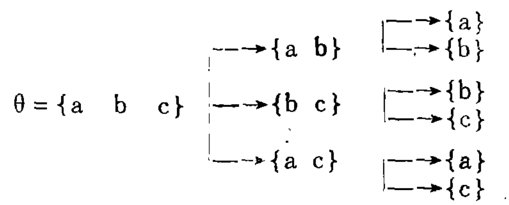
二、证据理论分析

1．基本定义

假设可能的故障诊断结论是a、b、c三种，且彼此间具有相互排它性。证θ为故障组合集，又叫判别框架：

$$\theta=\{a,\ b,\ c\}$$

θ的幂集个数共有2^n个（包括空集），n为θ元素个数，在此n＝3，用树状结构表示可为：



第0层 第1层 第2层

故障有可能划分为这幂集元素中的一个或几个，证据可能支持划分的故障幂集，如{a，b}，即粗判结果。进一步累积证据，缩小证据范围，便可具体诊断出机组故障了，并给出故障发生的可能性程度。这一过程正如树状结构一样。

把证据对θ的某一子集支持程度证为m，它是专家知识经验的数字形式反映，是在同一层上的幂集的基本概率分配（bpa）。m（A）表示证据对θ的子集A的概率分配值，并不对A的子集提供任何概率分配信息。由θ的完备性可知，值〔1—m（A）〕分配给了θ集中其它尚未分配bpa值的幂集（同样不考虑A的子集），即证据对子集A的作用具有付产品。

对子集A的信任函数BEL定义为子集A的所有子集的bpa之值之和：

$$\mathrm{Bel}(A)=\sum_{B\subseteq A}m(B) \tag{1}$$

由θ的完备性：

$$\mathrm{Bel}(\theta)=\sum_{B\subseteq A}m(B)=1 \tag{2}$$

若有$C\subseteq\theta$，且

$m(C)=1$，$\forall A\neq C$，$m(A)=0$，$A\subseteq\theta$

则说明证据对子集C的支持是肯定的，不带有不确定性。

若无任何证据作用于θ判别框架子集，则视$m(\theta)=1$。不难看出

$\mathrm{Bel}(A)+\mathrm{Bel}(\sim A)\leqslant 1$；$\sim A$表示非A集，$A^C$这是因为$A\cap\sim A=\phi$。可见D—S理论的bpa值与概率论中的概率不同。在概率论中要求

$p(A)+p(\sim A)=1$，p为概率。

信任函数可能反映客观情况。

定义或然性函数pl(A)为：

$$\mathrm{pl}(A)=1-\mathrm{Bel}(\sim A)=\sum_{B\cap A\neq\phi}m(A)$$

它反映了与A集交集不为零却不是A的子集的bpa值的和。

对A集的信任度量可以用间隙区间〔Bel(A)，pl(A)〕表示，它提供了证据作用于A集之外的信息。在Bayes理论中，这种间隙为0。当A为空集时，间隙宽为1。

2、证据组合：

如果有两个证据分别支持A集，但其bpa值却不一样。如何用好的打分函数来解决这种证据冲突问题，最后获得一个确定的值呢？

假设θ判别框架中的所有幂集分别以X、Y表示，支持X的bpa为$m_1(X)$，支持Y的bpa为$m_2(Y)$，则由θ的完备性可知：

$$\sum m_1(X)\cdot m_2(Y)=\sum m_1(X)\cdot\sum m_2(Y)=1\times1=1 \qquad (3)$$

若把证据对A集的组合值记为$m_1\oplus m_2(A)$，考虑〈1〉、〈3〉式，便知组合证据为所有与A集相交不为空的两子集之bpa值的积之和，用表的形式表示较为直观：

交集（证据α作用 \ 证据作用）	$A=\{b, c\}$ (s_1)	θ $(1-s_1)$
$A=\{b, c\}$ (s_2)	$\{b\quad c\}_{(s_1s_2)}$	$\{b\quad c\}_{(s_2(1-s_1))}$
θ $(1-s_2)$	$\{b, c\}$ $(1-s_2)s_1$	θ $(1-s_1)(1-s_2)$

这里　$s_1=m_1(A)$，　　$s_2=m_2(A)$

$1-s_1=m_1(\theta)$，　　$1-s_2=m(\theta)$

则组合证据效果：

$$m_1\oplus m_2(A)=s_1s_2+s_1(1-s_2)+s_2(1-s_1)$$
$$=s_1+s_2-s_1s_2 \qquad (4)$$

若把$m_1(A)$与$m_2(A)$分别视为信任函数中的信任度，它的组合形式与信任模型是一致的：

$$Z=X+Y-X\cdot Y \qquad (X, Y>0) \qquad (5)$$

其中$Z=CF[H, E_1E_2]$，$X=CF[H, E_1]$

$Y=CF[H, E_2]$，E_1，E_2为两个证据，CF为证据对假设结论H的支持信任度，是专家知识经验的反映。

然而〈5〉式是信任模型中由Shortliffe提出的经验性的公式，而D—S理论则具有严格的数学理论基础，不会出现信任模型中的问题[6，2]。

类似可得组合信任函数：

$$Bel_1\oplus Bel_2(A)=\sum_{B\subseteq A} m_1\oplus m_2(B)$$
$$=Bel_1\oplus Bel_2(\{b, c\})$$
$$=m_1\oplus m_2(\{b, c\})+m_1\oplus m_2(\{b\})+m_1\oplus m_2(\{c\})$$
$$+m_1\oplus m_2(\phi)$$
$$=(s_1+s_2-s_1s_2)+0+0+0$$
$$=s_1+s_2-s_1s_2$$

这里$m_1\oplus m_2(\phi)=0$，这是符合前述理论的。但有时会出现两者交集为空，而其值却为bpa之积的情况，记为R，则要进行规范化处理，对每一组合函数乘以因子$(1-R)^{-1}$。

三、MEDDIA系统与D—S理论

1、可行性分析

MEDDIA系统的知识表达是以规则形式存贮于知识库中的，这种方法使知识具有易于修改，添加规则方便的模块化结构特点，它由前提条件和结论(或中间假设)得出部分形成条件判断句：if 前提条件 then 结论触发。系统把可能的故障结论集合视为判别框架，分别在规则的结论部分出现(也可出现在前提，形成假设—假设规则[7])。

前面D—S理论假设条件为判断框架中的元素具有相互排它性，而这一点在现有的MEDDIA系统中是不可能满足的，在现实中也是不实际的，因为机组可能同时出现两种或多种故障，一种故障的出现又可能激发另一故障的产生。即系统不满足D—S 理论基本的应用条件。为了利用D—S理论分层性描述的优点，必须对系统稍加处理。

假定现有的判别框架中有四个元素组成，即限定故障诊断范围在不平衡（UNB）、热弯曲(HCR)油膜涡动(OWP)及旋转失速(ROS)这四种内。定义由这四种元素组成的集合DF为

$$DF=\{UNB\quad HCR\quad OWP\quad ROS\ \}$$

显然，这不是判别框架，不符合相互排它性性质。但DF中的所有可能的组合子集(共2^4个幂集)之间却具有相互排它性，这样把判别框架定义为DF1，其元素由DF的所有幂集组成(包括空集)，再把专家的知识经验用于DF1的幂集，形成树状分层结构，分层判断处理证据的作用及信任的组合。DF1的幂集个数为2^{x_1}，($x_1=2^4$)，普遍地有2^{x_1}，($x=2^n$)个，n为可能诊断故障种类个数。这要求计算机具有相当大的内存。幸而我们的工作点集中在2^{x_1}，($x=2^n$)的极小范围内(专家的经验、知识表达作用范围)，不必要把每一个DF1的幂集都考虑进来，大大简化了工作量，这也正是MEDDIA系统应用D—S理论的可能性。

另外有可依据现有的专家经验，对故障组合直接进行分类，形成满足条件要求的故障判别框架，这是可以办到的。

2、应用D—S理论

MEDDIA系统中的规则形式有多种，有可能两条规则前提不同，却都同时支持一个结论，或是同时否定一个结论。或是一个支持结论，另一个否定结论。另外应用证据理论时应考虑前面提到的基本概率分配的付产品作用，即支持判别框架中一个幂集结论的证据可能影响其它未赋值的幂集结论。

(i)证据E_1支持A集，(判别框架θ的幂子集)，证据E_2也支持A，分别以$S_1=m_1(A)$，$S_2=m_2(A)$表示bpa赋值。由(4)式可直接得其组合形式

$$m_1\oplus m_2(A)=1-(1-s_1)\cdot(1-s_2) \qquad \cdots\cdots(6)$$

这里不会有不为零值的空交集出现，即R=0，规范化因子为(1-R=1)

扩展到n个证据的情况有

$$m_1\oplus m_2\oplus m_3\oplus\cdots\oplus m_n(A)=1-(1-s_1)\cdot(1-s_2)\cdots(1-s_n) \qquad (7)$$

(ii)　E_1支持A，E_2否定A，即支持A^C，记为　$s_1=m_1(A)$，　$s_2=m_2(A^C)$，用表格形式表示：

交集 E_2作用 / E_1作用	$A(s_1)$	$\theta(1-s_1)$
$A^C(s_2)$	$\phi(s_1 s_2)$	$A^C(s_2(1-s_1))$
$\theta(1-s_2)$	$A(s_1(1-s_2))$	$\theta((1-s_1)(1-s_2))$

这里$R=s_1 s_2\neq 0$,规范化因式为 $\frac{1}{1-k}=\frac{1}{1-s_1 s_2}$

$$m_1\oplus m_2(A)=\frac{s_1(1-s_2)}{1-s_1 s_2} \tag{7}$$

$$m_1\oplus m_2(A^C)=\frac{s_2(1-s_1)}{1-s_1 s_2} \tag{8}$$

$$\begin{aligned}Bel_1\oplus Bel_2(A)&=\sum_{B\subseteq A} m_1\oplus m_2(B)\\&=m_1\oplus m_2(A)+m_1\oplus m_2(\{A\text{的子集}\})\\&=\frac{s_1(1-s_2)}{1-s_1 s_2}\end{aligned} \tag{9}$$

同样 $$Bel_1\oplus Bel(A^C)=\frac{s_2(1-s_1)}{1-s_1 s_2} \tag{10}$$

与信任模型组合经验公式比较，有

$$CF[H,E_1E_2]=\frac{CF[H,E_1]-CF[H,E_2]}{1-\min\{|CF[H,E_1]|,|CF[H,E_2]|\}} \tag{11}$$

当$CF[H,E_1]<CF[H,E_2]$时，$CF[H_1,E_1E_2]$为负值，即组合证据信任值出现负值。而在D—S理论中，不用负值表示否定，而是用给否定结论赋正值表示否定。

‹iii› E_1支持A，E_2支持B，且A，B都为θ的子集。利用表格分析法一样可得出结论，只是应当注意在求取$Bel_1\oplus Bel_2$组合函数时，注意A、B关系是否是支持集与子集的关系，避免计算支持集时漏掉子集的组合bpa对其值的影响。

当组合证据大量出现时，除了要考虑同一幂集结论的证据作用，还要考虑其它证据出现对该幂集证据组合的影响，这样一来，计算量是相当可观的，将成指数形式增长[1]。因此Barnett(1981)提出并证明了简化计算公式，使计算量与时间成线性关系[3]。在使用Barnett公式的情况下，依旧要利用上述证据组合的三种基本处理过程。在MEDDIA系统中可进一步分为：

步骤1：找出DF1判别框架，设定其元素为n个，统而言之，有n_1个(包括否定幂集证据)bpa值。(实际上只有作用于2n中很小范围的证据)n_1为证据出现个数。

步骤2：组合所有幂集的支持及否定证据，形成pba个数2n个。

步骤3：对同一幂集结论分别利用〈ii〉组合，形成n个bpa组合值。

步骤4：应用Barnett公式简化计算[3]，同时考虑出现证据对具体幂集证据组合的影响。最后获取幂集的信任间隙区间。

四、结　论

由上述分析可知，证据理论完全可以应用于MEDDIA系统，方便专家经验的表达及推理策略描述。进一步有效地模拟专家思维、推理过程，为今后有效地开展应用研究工作提供了条件。

参考文献

[1] Rag K.Bhatnagar and Laveen N, kanal, Handling Unertain Information: A Review of Numeric and Non-numeric Methods, Uncertaintyin AI, 1986

[2] Jean Gordon and Edward H.Shortliffe The Demster-shafer Theory of Evidence, Rule-Based Expert Systems, 1983

[3] Jeffery A.Barnette, computational Methods methods for A Mathhematical Theory of Evidence, Proceeding of IJCAI

[4] Jean Gordon and Edward H.shortliffe, A method for managing Reasoning in a Hierachical Hypothensis space, AI 26, 1985

[5] C.V. NEGOOTA, Fully Systems, 1981.

[6] Rodney w.Johnson, Independee and Bayesiam Updating Methods, Artifical Intelleyence 29, 1986

[7] S, M, Weiss C.A. kulikowski 专家系统设计实用指南 官曾光 陈守孔译

MEDDIA: APPLICATION ANALYSIS OF EVIDENCE THEORY IN MECHANICAL DEFAULTS DIAGNOSIS EXPERT SYSTEM

Xiong Hengxi, Zhang Ruilin

(Mechanical Engineering Department)

Abstract

Using evidence theory method in dealing with inexact and uncertain knowledge expression and reasoning in domxain expert system, can overcome the defaults by using probabitiy theory or certainty factor methods, be able to mimic human domain expert's inferencing and decition making characteristics more effectively. But this theory has not been practiced really in expext system until today. This paper will make a applicable analysis ofdeal ing with uncertain reasoning by using of evidence theory in MEDDIA, which we are building, the mechnical defaults diagnosis expert system, show some insight relationship with certainty factor model and probability theory methods, exhibit concrete steps or methods of applging this theory for future researching.

Keywords: expert systems, evidence theory.