

一种 DS_m 理论相关证据模型

王 进 孙怀江

(南京理工大学计算机系 南京 210094)

摘 要 DS_m 理论(Dezert-Smarandache Theory, DS_mT)作为 D-S(Dempster-Shafer)证据理论的推广,在进行多个证据合成时同样要求证据相互独立,这是一个非常苛刻的条件,在实际中很难满足。提出了在 DS_m 理论框架中表示相关证据的一种模型,其中两个相关证据各由一个独立源证据和一个相关源证据正交和合成,相关证据的合成就归结为这两个独立源证据和这个相关源证据的正交和合成。为此就要先辨识出独立源证据。证明了在自由 DS_m 模型中辨识结果的唯一条件,并针对条件不满足的情况提出了一种近似的解决方法。

关键词 Dezert-Smarandache 理论,不确定性,相关性

中图分类号 TP301, TP393 **文献标识码** A

Model for Dependent Evidences in DS_mT Framework

WANG Jin SUN Huai-Jiang

(Department of Computer, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract DS_mT(Dezert-Smarandache Theory) which is an extension of Dempster-Shafer theory assumes that sources of evidences are independent as the same as Dempster-Shafer Evidence Theory. This is a very strict condition that is difficult to satisfy in practice. A new model used to represent interrelated evidences in DS_mT framework was proposed. In this model, two dependent evidences were considered resulted from orthogonal sum of one dependent original evidence and two independent original evidences, respectively. Combining the two dependent evidences can be reduced to an orthogonal sum of the two independent original evidences and the dependent original evidence. For this, independent original evidences must be identified firstly. A condition was proven to guarantee that the identified dependent original evidence is unique in free DS_mT model, and if this condition is not satisfied, an approximate solution is proposed.

Keywords Dezert-smarandache theory, Uncertainty, Dependence

DS_m 理论是信息融合的一个新兴的分支,是由 Jean Dezert 在 2002 年的数值方法与应用国际会议(International Conference on Numerical Methods and Applications)上提出来的^[1],后经 Jean Dezert 和 Florentin Smarandache 等学者将其发展起来,并于 2003, 2004, 2005, 2007 年在国际信息融合会议(International Conference on Information Fusion)上进行了专门研讨。DS_m 理论产生后短短几年时间里涌现了许多实际应用,目前已经出现的一些成功应用有:目标识别^[2]、目标跟踪^[3,4]、人脸识别^[5]、指纹识别^[6]、SAR 图像变换检测(SAR image change detection)、地表变化预测^[7](land cover change prediction)等,可见 DS_m 理论有着很好的研究前景。

Dezert 和 Smarandache 在 D-S 证据理论的基础上,把假设集(set of hypothesis)由 Θ 的幂集推广到超幂集(hyper-power set),打破了 D-S 证据理论鉴别框架(frame of discernment)中的元素互斥的(exclusive)假设。因此,DS_m 理论比 D-S 证据理论更具一般性,表达能力更强。

DS_m 理论可以认为是 D-S 证据理论的一个扩展,它可以像 D-S 证据理论一样融合不同信息源的信息,但是它更擅长

于处理高不确定、高冲突和不精确的信息源证据^[8,9]。实际应用中经常要处理的是相关证据,但是 D-S 证据理论无法处理相关证据,因此实际应用时为了使用 D-S 证据理论一般都强制性地假设要处理的证据都是独立的。文献[10]给出了在 D-S 证据理论框架中相关证据的一个处理方法。和 D-S 证据理论一样,DS_m 理论也只适用于证据独立的情况。因此本文采用文献[10]的思想,提出了 DS_m 理论框架中处理相关证据的一种模型,并对其解法进行了研究。

1 D-S 证据理论^[11]简介

由有限个完备且互斥的可能假设所构成的集合 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 称为鉴别框架。

若 m 为 2^Θ 到区间 $[0, 1]$ 的函数且满足条件

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

则称 m 为基本概率分配函数(bpa)。

设两个独立证据 E_1 和 E_2 对应的 bpa 分别是 m_1 和 m_2 , 则合成证据 E 的 bpa 定义为

到稿日期:2008-11-03 返修日期:2009-01-09

王 进(1981-),男,博士生,研究方向为信息融合、Web 智能, E-mail: chinajimwang@gmail.com; 孙怀江(1968-),男,教授,博士生导师, CCF 会员,研究方向为人工智能、模式识别。

$$m(\phi)=0 \quad (2)$$

$$m(C)=\frac{\sum_{\substack{A \subseteq \Theta, B \subseteq \Theta \\ A \cap B = C}} m_1(A)m_2(B)}{1 - \sum_{\substack{A \subseteq \Theta, B \subseteq \Theta \\ A \cap B = \phi}} m_1(A)m_2(B)} \quad (3)$$

$$C \neq \phi \text{ 且 } C \subseteq \Theta$$

这就是 Dempster 合成规则。

2 一种 D-S 证据理论相关证据的合成方法

针对 D-S 证据理论无法处理相关证据的问题,文献[10]提出了一种在 D-S 证据理论框架里的相关证据的合成方法,下面简单介绍一下。

假设两个 D-S 相关证据 E_1 和 E_2 是由 3 个独立的源证据 E_{h1}, E_{h2} 和 E_h 合成的。 E_{h1}, E_{h2} 表示独立的部分,称为独立源证据, E_h 表示相关的部分,称为相关源证据。图 1 说明了它们之间的关系。

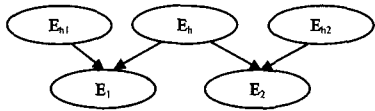


图 1 D-S 相关证据的产生

实际使用中,假设只能得到相关证据 E_1 和 E_2 ,以及相关源证据 E_h ,而

$$m = m_{h1} \oplus m_h \oplus m_{h2} = m_1 \oplus m_{h2} = m_{h1} \oplus m_2 \quad (4)$$

其中, $m, m_1, m_2, m_{h1}, m_h, m_{h2}$ 分别是证据 $E, E_1, E_2, E_{h1}, E_h, E_{h2}$ 所对应的 bpa。为了求得 E ,可以先辨识出 E_{h1} 或 E_{h2} ,然后再利用式(4)来合成。由 E_1 和 E_h 辨识出 E_{h1} ,或由 E_2 和 E_h 辨识出 E_{h2} 可以认为是反问题。反问题的解可能不唯一,这在实际使用中会引起混乱。用 M_{h1} 和 M_{h2} 表示所有解的集合,文献[10]证明了如下两个结论:

定理 1 利用式(7)求合成证据 E 时,利用 $M_{h1}(M_{h2})$ 中任何一个特定解所得的结果都是相同的。

定理 2 当 $|\Theta|=2$ 时,对于任意给定的 m 和 m_1 ,如果存在 m_2 使得 $m = m_1 \oplus m_2$ 成立,则必唯一。

说明:在 D-S 证据理论的实际应用中,有意义的选取 m 和 m_1 ,一般有 $m(\{A, B\}) \neq 0$ 和 $m_1(\{A, B\}) \neq 0$ (见文献[10]中证明),定理 2 实际上是基于这样的假设下成立的。

3 DSm 理论基础^[1,8,9]

DSm 理论是经典概率理论和 D-S 证据理论更一般化的一个扩展,这一点从下面可以看到。设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ 是一个只包含了两个基本假设的鉴别框架,那么

- 概率理论,它的基本概率分配函数 $m(\cdot) \in [0, 1]$ 满足 $m(\theta_1) + m(\theta_2) = 1$ (5)

- D-S 证据理论,它的基本信度分配函数 $m(\cdot) \in [0, 1]$ 满足 $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1$ (6)

- DSm 理论,它的广义基本信度分配函数 $m(\cdot) \in [0, 1]$ 满足 $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cap \theta_2) = 1$ (7)

3.1 自由 DSm 模型和混合 DSm 模型的概念

Θ 中的元素 $\theta_i, i=1, \dots, n$ 构成了一个包含所考虑问题的假设的个有限集。 D^θ 如果不加任何其它约束就把这个模型

叫作自由 DSm 模型 $M^f(\Theta)$ 。

然而在某些特殊的融合问题中, θ_i 确实是互斥的,为了更好地描述融合问题的本质使其更符合实际情况,必须把所有的互斥约束(exclusivity constraint)加到上面提到的模型中。这样做的话,超幂集 D^θ 就会自然地退化成经典幂集 2^θ ,成为最严格的混合 DSm 模型,表示为 $M^\theta(\Theta)$,这与 Shafer 的模型是一致的。

混合 DSm 模型 $M(\Theta)$ 是介于自由 DSm 模型 $M^f(\Theta)$ 和 Shafer 模型 $M^\theta(\Theta)$ 之间的模型,它考虑了一部分互斥约束和不存在约束(non-existential)。

混合 DSm 模型相当复杂,本文提出的相关证据的合成方法仅涉及自由 DSm 模型。

3.2 广义基本信度分配

从一个广义框架 Θ 定义关于给定证据的一个映射 $m(\cdot): D^\theta \rightarrow [0, 1]$ 如下:

$$m(\Phi) = 0 \text{ 且 } \sum_{A \in D^\theta} m(A) = 1 \quad (8)$$

其中 $m(A)$ 就叫作 A 的广义基本信度分配(generalized basic belief assignment),也叫作 gbba。

3.3 DSm 独立证据的合成

设 Θ 为一个有限的假设空间,称为广义鉴别框架, m 是 gbba 函数,设两个独立证据 E_1 和 E_2 对应的 gbba 分别为 m_1 和 m_2 ,则根据经典 DSm 合成规则,合成证据 E 的 gbba 为

$$\forall C \in D^\theta, m_{M^f(\Theta)}(C) \equiv m(C) = \sum_{\substack{A, B \in D^\theta \\ A \cap B = C}} m_1(A)m_2(B) \quad (9)$$

$m = m_1 \oplus m_2$ 表示 m 是 m_1 和 m_2 的正交和。

4 DSm 理论相关证据模型

4.1 模型的提出

DSm 理论虽然克服了 D-S 证据理论无法处理高矛盾证据^[12]的弱点,但是,与 D-S 证据理论一样,DSm 理论不适用于对相关证据进行处理。因此本文借鉴文献[10]中的思想,假设自由 DSm 模型中的两个相关证据 E_1 和 E_2 是由 3 个独立的源证据 E_{h1}, E_{h2} 和 E_h 合成的, E_{h1}, E_{h2} 表示独立的部分,称为独立源证据, E_h 表示相关的部分,称为相关源证据。

现在把图 1 中的 D-S 证据理论框架中的证据换成了 DSm 理论框架中的证据,符号不变,模型中 E_1 由 E_{h1} 和 E_h 合成, E_2 由 E_{h2} 和 E_h 合成。 E_h 既参与了 E_1 的合成,也参与了 E_2 的合成,所以 E_1 和 E_2 是相关的。

根据这个模型,合成证据的实际 gbba 应该是

$$m = m_{h1} \oplus m_h \oplus m_{h2} \quad (10)$$

而用经典 DSm 合成规则计算的合成证据的 gbba 为

$$m' = m_{h1} \oplus m_h \oplus m_h \oplus m_{h2} \quad (11)$$

容易看出, m_h 被多用了一次,这就造成了 m' 与实际结果 m 之间的误差。下面举个例子说明。

例 1 设 $\Theta = \{A, B\}$,两个 DSm 理论独立源证据 E_{h1}, E_{h2} 和相关源证据 E_h 已知,计算 E_1 和 E_2 以及利用式(10),(11)得到的合成证据的 gbba 如下。

由表 1 可以看出,由于 E_h 的 $m_h(A)$ 很大, $m'(A \cap B)$ 比实际的 $m(A \cap B)$ 大很多,因此 DSm 理论相关证据应该用公式(10)来合成。

表1 相关证据合成例子

	A	B	A∪B	A∩B
m _{h1}	0.1	0.6	0.2	0.1
m _{h2}	0.2	0.5	0.1	0.2
m _h	0.7	0.1	0.1	0.1
m ₁	0.22	0.14	0.02	0.62
m ₂	0.23	0.11	0.01	0.65
m'	0.0574	0.019	0.0002	0.9234
m	0.07	0.094	0.002	0.834

讨论本文模型的一个特殊情况,当 E_h 是空证据(m_h(A∪B)=1)时,m=m_{h1}⊕m_h⊕m_{h2}=m_{h1}⊕m_{h2},m'=m_{h1}⊕m_h⊕m_h⊕m_{h2}=m_{h1}⊕m_{h2},m=m'。可见当 E_h 是空证据时,本文模型就退化为自由 DSm 模型(它假定证据是独立的),也就是说本文模型可以认为是自由 DSm 模型的一个扩展,比自由 DSm 模型更具有一般性。

下面研究根据本文的相关证据模型如何求得两个相关证据的合成证据,假设已知相关证据 E₁,E₂ 和相关源证据 E_k,为了得到 E₁,E₂ 的合成证据 E,根据式(10),首先要辨识 E_{h1} 和 E_{h2},称为反问题。式(10)可以写成

$$m = m_{h1} \oplus m_h \oplus m_{h2} = m_1 \oplus m_{h2} = m_{h1} \oplus m_2 \quad (12)$$

因此,要求 m,必须要先求得 m_{h1} 或 m_{h2}。把已知 m₁ 和 m_h 求 m_{h1} 的运算称为“正交差”,表示为

$$m_{h1} = m_1 / m_h \quad (13)$$

同理

$$m_{h2} = m_2 / m_h \quad (14)$$

4.2 正交差的精确求解

下面给出在自由 DSm 模型中求解正交差的一个结论。

定理 3 在自由 DSm 模型中,设 Θ={θ₁,θ₂,⋯,θ_n},|Θ|=n,如果有解,那么当且仅当 m₁(Θ)≠0 (即 m₁(∏_{i=1}ⁿθ_i)≠0),存在唯一的 m₂,使得 m=m₁⊕m₂ 成立。

证明之前先定义一个概念:递增序列。

定义 1 递增序列是按下面的排序方法排成的序列。

下面介绍递增序列的排序方法:

假设 D^θ 中的元素分成 t 类:M₁,M₂,⋯, M_t。

$$(1) M_1 = \{ \prod_{i=1}^n \theta_i \}$$

(2) M_i (i>1) 的取法:

设集合 S_i=D^θ-∏_{j=1}ⁱ⁻¹M_j,逐一考虑 S_i 中的元素 x,若 ∀y∈S_i,都有 y⊂x,则 x∈M_i。显然 ∀a,b∈M_i,有 a⊂b 且 b⊂a。

(3) 重复(2)依次得到 M₂,M₃,⋯, M_t,显然 M_t={∏_{i=1}ⁿθ_i}。

(4) 令 M={M₁ 中的元素,M₂ 中的元素,⋯, M_t 中的元素},同一类元素之间的顺序是任意的,记 M={x₁,x₂,⋯, x_n},把 x₁,x₂,⋯, x_n 这样一个序列叫做递增序列。

引理 1 ∀a∈M_j,b∈M_i (j<i),b⊂a。

证明:b∈M_i,由定义 1 知,∃b'∈M_j,b'⊂b,则 ∴a∈M_j,b'∈M_j,∴b'⊂a。又 ∴b'⊂b,∴b⊂a。得证。

下面给出定理 3 的证明过程。

证明:把 D^θ 中的元素按照递增序列排列,记作 D^θ={x₁,x₂,⋯, x_n}。根据经典 DSm 合成规则列出方程组

$$T \begin{bmatrix} m_2(x_1) \\ m_2(x_2) \\ \vdots \\ m_2(x_n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(x_1) \\ m(x_2) \\ \vdots \\ m(x_n) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$T = (t_{ij})_{n \times n}, 1 \leq i, j \leq n.$$

考虑第 i 个方程,

$$t_{i1}m_2(x_1) + t_{i2}m_2(x_2) + \dots + t_{ii}m_2(x_i) + \dots + t_{in}m_2(x_n) = m(x_i) \quad (16)$$

设 x_k∈M_p,x_i∈M_q (k<i),则由定义 1 知 p≤q,若 p<q,则由引理 1 知 x_i⊂x_k,若 p=q,则由定义 1 知也有 x_i⊂x_k,又:

$$\therefore x_i \neq x_k$$

$$\therefore x_i \neq a \cap x_k, a \in D^\theta$$

$$\therefore t_{ik} = \sum_{\substack{x_i = a \cap x_k \\ a \in D^\theta}} m_1(a) = 0$$

∴T 是上三角矩阵

$$\therefore \det(T) = \prod_{i=1}^n t_{ii}$$

考虑 t_{ii},t_{ii}=∑_{x_i=a∩x_i, a∈D^θm₁(a),容易看出当 a=x_n=∏_{i=1}ⁿθ_i 时,}

x_i=a∩x_i 总成立

$$\therefore t_{ii} \geq m_1(x_n) \text{ (当且仅当 } i=n \text{ 时, } t_{ii} = m_1(x_n) = m_1(\prod_{i=1}^n \theta_i) \text{)},$$

$$\therefore \det(T) = t_{11} \cdot t_{22} \cdots t_{n-1n-1} \cdot t_{nn}$$

$$= t_{11} \cdot t_{22} \cdots t_{n-1n-1} \cdot m_1(\prod_{i=1}^n \theta_i)$$

$$\therefore \det(T) \neq 0 \Leftrightarrow m_1(\prod_{i=1}^n \theta_i) \neq 0 \Leftrightarrow \text{方程组(15)有唯一解。得证。}$$

例 2 设广义鉴别框架 Θ={A,B},已知 DSm 相关证据 E₁,E₂ 以及相关源证据 E_h 对应的 gbba 函数 m₁,m₂,m_h 的分布如表 2 所列。

表 2 m₁,m₂,m_h 的 gbba

	A	B	A∪B	A∩B
m _h	0.7	0.1	0.1	0.1
m ₁	0.22	0.14	0.02	0.62
m ₂	0.23	0.11	0.01	0.65

求 E₁,E₂ 的合成证据 E 的 gbba 函数 m。

解:因为 m_h(A∪B)≠0,根据定理 3 得到独立源证据 E_{h2} 对应的 gbba m_{h2}=m₂/m_h 有唯一解。列方程组

$$T \begin{bmatrix} m_h(A) \\ m_h(B) \\ m_h(A \cup B) \\ m_h(A \cap B) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_2(A) \\ m_2(B) \\ m_2(A \cup B) \\ m_2(A \cap B) \end{bmatrix}$$

代入数据,解之得

表 3 m_{h2} 的 gbba

	A	B	A∪B	A∩B
m _{h2}	0.2	0.5	0.1	0.2

可见所得结果与表 1 中 m_{h2} 的结果是完全一样的。然后利用式(12)m=m₁⊕m_{h2}求得 E₁,E₂ 的合成证据 E 的 gbba 函数 m 如表 4 所列。

表 4 m 的 gbba

	A	B	A∪B	A∩B
m	0.07	0.094	0.002	0.834

所得 m 的结果也与表 1 中的完全相同,因此从这个例子来看,用本文这种模型得到的结果是正确的。

下面比较本文模型下得到的定理 3 和文献[10]中 D-S 证据理论相关证据模型下得到的定理 2。定理 2 在鉴别框架 $\Theta = \{A, B\}$ 时实际上是基于 $m(A \cup B) \neq 0$ 的假设下成立的,而定理 3 在广义鉴别框架 $\Theta' = \{A, B\}$ 时成立的条件也是 $m(A \cup B) \neq 0$ 。但是当 $|\Theta| > 2$ 时,定理 2 就不适用了,也就是说定理 2 无法推广到 $|\Theta| > 2$ 的情况。而事实上,要处理的信息融合问题多数情况下是 $|\Theta| > 2$ 的,因此,这就大大限制了文献[10]的模型在处理 D-S 证据理论相关证据合成问题上的应用。而本文得到的定理 3 对广义鉴别框架 Θ' 的大小没有限制,条件比定理 2 更宽松,应用范围更广泛。从工程应用的角度看,定理 3 的条件是很容易满足的,它的条件很宽松,所以更具实际应用价值。

4.3 正交差的近似求解

在定理 3 的条件不能满足的情况下,如果对精度要求不是很严格,可以求出正交差的近似解,然后再运用本文的相关证据模型。

在这种情况下,把求近似解的问题看成是一个最优化问题,PSO 算法^[13]已被证明是一种有效的全局优化方法,因此采用 PSO 算法求其近似解。考虑到 DSm 理论中超幂集大小 $|D^\theta|$ 会随着 $|\Theta|$ 的增大而急剧增大^[14],计算复杂度必然增加,因此对 PSO 算法进行了改进,以增加其收敛速度,并通过实验与原始的 PSO 算法进行了比较。

利用 PSO 求解方法如下:

设在一个 N 维($N = |D^\theta| - 1$, 其中 $m_2(\phi) = 0$)的目标搜索空间中,由 M 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子表示为一个 N 维的向量 $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$, $i = 1, 2, \dots, M$, 即第 i 个粒子在 N 维空间的位置。将 \vec{x}_i 带入一个目标函数就可以计算出其适应值,根据适应值的大小衡量 \vec{x}_i 的优劣。第 i 个粒子的“飞翔”速度也是一个 N 维的向量,记为 $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$ 。

记第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置(pbest)为 $\vec{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$, 整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置(gbest)为 $\vec{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})$, 原始的 PSO 算法采用下面的公式对粒子操作:

$$v_{id} = v_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}) \quad (16)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (17)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, M$, $d = 1, 2, \dots, N$, 学习因子(又称加速因子) c_1 和 c_2 是非负常数,分别调节粒子向个体最优粒子和全局最优粒子方向飞行的步长,合适的取值可加快收敛且不易陷入局部最优,通常 $c_1 = c_2 = 2$, r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。适应度函数定义为 $m_1 \oplus \vec{x}$ 和 m 之间的平均平方误差(MSE):

$$F(\vec{x}) = \text{MSE}(m_1 \oplus \vec{x}, m) \quad (18)$$

迭代中止条件根据具体情况一般选为达到最大迭代次数或(和)粒子群搜索到的全局最优解满足误差要求。

改进之后的 PSO 方法:

对 pbest 没有变化的粒子采用下面的速度公式:

$$v_{id} = c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + \frac{1}{2} c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}) \quad (19)$$

式(19)后面一项的改进是改变了粒子向最优粒子收敛的方

式,扩大了粒子的搜索区间,增强了粒子的局部搜索能力。另外, pbest 没被更新说明上次的迭代速度对于对粒子性能的提高没有帮助或帮助不大,所以第二点改进就是粒子在本次迭代中不继承上次的迭代速度。

用实验对两种方法进行了对比。因为 $|\Theta|$ 较大时产生的实验数据过多,难以在文中描述,所以实验中采用 $|\Theta| = 2$ 时的数据,但这并不会对两种方法的比较结果产生根本性的变化。随机选取 5 组数据,如表 5 所列。

表 5 用 PSO 近似求解正交差的初始实验数据

		A∩B	A	B	AUB
1	m	0.7	0.1	0.1	0.1
	m1	0.3	0.3	0.4	0
2	m	0.6	0.2	0.1	0.1
	m1	0.3	0.5	0.2	0
3	m	0.8	0	0.15	0.05
	m1	0.3	0.1	0.6	0
4	m	0.5	0.3	0.1	0.1
	m1	0.1	0.85	0.05	0
5	m	0.65	0.2	0.05	0.1
	m1	0.35	0.55	0.05	0

算法的最大迭代次数均设为 500,实验做 500 次取平均值。种群大小为 10,基准函数都为 4 维。粒子群初始化时速度最大值为搜索空间的 0.1。对搜索空间采用的限制方式为随机返回。算法的收敛速度用算法成功收敛时迭代的次数表示,算法的精度用式(18)表示。由于函数极值未知,实验把 PSO 算法事先运行 10000 次时的精度加 1% 的扰动作为后面实验的允许误差。

实验的平均结果如表 6 所列。

表 6 用 PSO 近似求解正交差的实验结果

	PSO	改进后 PSO
收敛速度	138.353	67.459
精度	0.1155	0.1155

由表 6 可见,改进后的 PSO 算法对于求解本文正交差问题的收敛速度大大加快。精度用 MSE 表示,值越小精度越高,从实验结果看,所得结果的精度较高。因此,在精度允许的条件下,上述方法为求正交差的近似解提供了一种有效的途径。

5 多相关证据模型的探讨

当有多个 DSm 理论相关证据时,合成证据的表示和求解就更为复杂。类似于文献[13]中的 D-S 证据理论多相关证据模型,提出一个 DSm 理论多相关证据的模型,如图 2 所示。

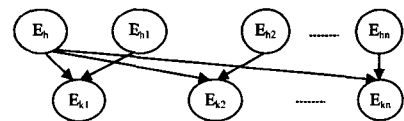


图 2 DSm 理论多相关证据模型

图 2 中, E_k 是相关源证据, E_{ki} ($i \leq n$) 是独立源证据, E_{ki} ($i \leq n$) 是相关证据, E_{ki} 是由 E_k 和 E_{ki} 合成的。这种模型认为

(下转第 295 页)

[11] Maes M, Kalker T, Linnartz J-P M G, et al. Digital watermarking for DVD video copy protection [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2000, 17(9): 47-57

[12] Kutter M, Winkler S. A vision-based masking model for spread-spectrum image watermarking[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2002, 11(1): 16-25

[13] Petitcolas F A P, Anderson R J, Kuhn M G. Attacks on copy-

right marking systems[C]// Aucsmith D, ed. Information Hiding, Second International Workshop, IH'98. LNCS 1525. Portland, Oregon, USA, Springer-Verlag, April 1998: 219-239

[14] Petitcolas F A P. Watermarking schemes evaluation [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2000, 17(5): 58-64

(上接第 263 页)

所有的相关证据都有且仅有一个共同相关源证据 E_n , 这是最简单的一种情况。

最复杂的一种情况是这些相关证据两两之间都有一个不同的相关源证据, 如果这样, 那么这 n 个相关证据就有 $\frac{1}{2}n(n-1)$ 个相关源证据, 当 n 较大时, 求合成证据的过程将变得非常繁琐。

结束语 DS_m 理论是一个新兴的信息融合理论, 它是 D-S 证据理论的自然扩展, 比 D-S 证据理论具有更强的表达能力, 能有效地处理矛盾和不精确信息。但是由于它才刚刚产生, 还未引起足够的重视, 虽然已经有了一些应用, 但还需要更多的实际应用来证明它的价值和推动它的发展。

D-S 证据理论只适用于证据独立的情况, 对此文献[10]给出了一个 D-S 证据理论框架中相关证据的合成方法。而 DS_m 这个新的理论同样也不适用于证据独立的情况, 因此本文提出了相应的在 DS_m 理论框架中相关证据的模型, 用来解决 DS_m 理论相关证据的合成问题。从某种意义上说, 本文提出的模型是自由 DS_m 模型的一个扩展, 它可以表示自由 DS_m 模型相关证据的合成, 比自由 DS_m 模型更具一般性。相比于文献[10]中 D-S 证据理论相关证据模型下得到的定理 2, 本模型下得到的定理 3 条件更宽松, 更有实用价值。此外, 本文探讨了在不满足定理 3 的情况下用改进后的 PSO 算法求解正交差, 扩大了本文 DS_m 理论相关证据模型的适用范围。

本文提出了 DS_m 理论相关证据模型, 但并没有彻底解决问题。在实际应用中, 该模型中的相关源证据 m_n 可能是不好确定的, 还需要进一步研究。文献[10]中的 D-S 相关证据合成方法也有这样的问题, 文献[15]则针对一个具体的情况对文献[10]中提出的方法给出了解决方案。

参 考 文 献

[1] Smarandache F, Dezert J. An introduction to the theory of plausible and paradoxical reasoning[C]// International Conference on Numerical methods and Applications. Springer Verlag, Borovetz, Bulgaria, 2002

[2] Tchamova A, Semerdjiev T, Dezert J. Estimation of target behavior tendencies using Dezert-Smarandache theory[C]// The 6th International Conference on Information Fusion. Radisson

Hotel, Cairns, Queensland, Australia, 2003

[3] Tchamova A, Dezert J, Semerdjiev T, et al. Target tracking with generalized data association based on the general DS_m rule of combination[C]// The 7th International Conference on Information Fusion. Stockholm, Sweden, 2004: 392-399

[4] Tchamova A, Dezert J, Semerdjiev T, et al. Multi-target tracking applications of Dezert-Smarandache theory[M]. Albena, Bulgaria; NATO Advanced Study Institute, 2005

[5] Singh R, Vatsa M, Noore A. Integrated Multilevel Image Fusion and Match Score Fusion of Visible and Infrared Face Images for Robust Face Recognition[J]. Pattern Recognition-Special Issue on Multimodal Biometrics, 2008, 3(41): 880-893

[6] Vatsa M, Singh R. Quality - Augmented Fusion of Level - 2 and Level-3 Fingerprint Information using DS_m Theory[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2007

[7] Corgne S, Hubert-Moy L, Dezert J, et al. Land cover change prediction with a new theory of plausible and paradoxical reasoning [C]// The 6th International Conference on Information Fusion. Radisson Hotel, Cairns, Queensland, Australia, 2003

[8] Dezert J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning[J]. Information and Security Journal, An International Journal, 2002, 9: 90-95

[9] Smarandache F, Dezert J. Advances and applications of DS_mT for information fusion[M]. Rehoboth; America Reserch Press, 2004

[10] 孙怀江, 杨静宇. 一种相关证据合成方法[J]. 计算机学报, 1999, 22(9): 1004-1007

[11] 段新生. 证据理论与决策、人工智能[M]. 北京: 中国人民大学出版, 1993

[12] Zadeh L A. On the validity of Dempster's rule of combination of evidence. ERL Memo M79/24, University of California, Berkeley, 1979

[13] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization[C]// Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia; IEEE Press, 1995

[14] Dezert J, Smarandache F. On the generation of hyper-power sets [C]// Proc. of Fusion 2003. Cairns, Australia, July 2003

[15] 孙怀江, 胡钟山, 杨静宇. 基于证据理论的多分类器融合方法研究[J]. 计算机学报, 2001, 24(3): 231-235