

基于 D-S 证据理论的信息融合算法

江 涛

(国家数字交换系统工程技术研究中心 NDSC 郑州 450002)

摘 要 针对现有 D-S 证据理论算法在信息融合应用中缺乏系统性的问题,提出了一种基于 D-S 证据理论的层次式融合算法。该算法模型采用多维属性信息的分域、层次融合方式,利用初始信息确定高层融合所需的概率分布的近似算法对数据进行融合处理,并对于可能存在的证据冲突问题,给出了算法的修正。仿真结果表明,该算法收敛速度快,准确度高,在低虚警率下具有较好的检测率。

关键词 信息融合, D-S 证据理论, 层次式融合, 近似计算, 证据冲突

中图分类号 TN915.08 **文献标识码** A

Information Fusion Algorithm Based on D-S Evidence Theory

JIANG Tao

(National Digital Switching System Engineering and Technological Research Center, Zhengzhou 450002, China)

Abstract Aiming at the problem on the insufficient in systematic in the application of information fusion using existed D-S evidence theory algorithm, this paper proposed a new hierarchical fusion algorithm based on D-S evidence theory. The model using hierarchical and domain fusion pattern processes the data which have many dimensions character. This paper also presented a new proximate calculation algorithm in order to resolve the problem of how to use the initial information to determine the probability in high level information fusion. And the algorithm gives the corrective algorithm in order to solve the problem of the conflict in evidence. The simulation results show that the algorithm can be in high probability of detection, and the probability of false alarm is low, the speed of convergence is fast and the correction is high.

Keywords Information fusion, D-S evidence theory, Hierarchical fusion, Proximate calculation, Evidence conflict

1 引言

信息融合是一种多源信息的融合处理技术,它通过对所获取的各类信息的分析、合成,对被观测对象的性质进行估计,从而产生比单一信息源更为精确、全面的判断^[1,2]。D-S (Dempster-Shafer) 证据理论是实现信息融合的一种方法。该理论利用多个对观测对象的不精确判断和描述,对其中的一致性信息进行聚焦,排除和整合矛盾信息,最终给出被观测对象性质的判定^[3]。该理论可以将多个不确定信息的证据进行合成,并采用区间的方法对不确定性信息进行描述,在精确反映证据聚合程度方面表现出了很大的灵活性,成为近年来信息融合技术中的研究热点。基于 D-S 证据理论的信息融合方法在态势感知、风险评估、专家系统、企业诊断、模式识别、决策分析等方面均有广泛应用^[4]。

目前,国内外专家学者针对 D-S 证据理论的研究主要围绕:证据冲突情况下算法的修正^[5,6];引入模糊逻辑、贝叶斯网络和层次分析法等相关理论对 D-S 证据理论的算法进行改进和优化^[7-11];解决 D-S 证据理论在具体应用中的问题^[12-15]。然而,现有方法均只针对 D-S 证据理论中存在的单个问题,并没有从系统和整体上对算法进行分析,因而在解决问题的过

程中较为被动。充分利用所获取的信息,得到最近似假设结论,将 D-S 证据理论作为一个系统的算法贯穿信息融合过程的始终,将有利于提高算法的有效性和可靠性。另外,当前对 D-S 证据理论的应用中,通常更多关注待融合事件最终的判定结果,而对事件的特征分析不够彻底,造成底层融合数据特征的流失和对事件认识的片面性。如果在融合过程中,加强对事件维度的分析,将有利于网络管理员对事件的全面了解和把握,而且这种分维度、再聚焦的融合方式,将大大提高判定结果的精确度。

本文着眼于提高 D-S 证据理论在信息融合过程中的系统性,首先,对所获取的信息采用多维递进融合的方式,建立层次式融合算法模型。其次,针对该模型分层融合的结构特点,提出了一种利用初始信息确定高层融合所需的概率分布的近似算法。最后,针对证据冲突时融合结果与常规思维相悖的情况,提出了一种预先主动式处理的方法来对算法进行修正。

2 D-S 证据理论

D-S 证据理论是对贝叶斯理论的一种扩展。在证据理论中,一个样本空间称为一个识别框架,用 $\Theta = \{H_1, H_2, \dots, H_m\}$ 表示,它具有可穷性和可列性,并且其中的元素均为互斥

事件。

定义 1 设 Θ 为识别框架, 则函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ (2^Θ 为 Θ 的所有子集) 在满足 $m(\emptyset) = 0, \sum_{H \subset \Theta} m(H) = 1$ 时, 称 $m(H)$ 为 H 的基本概率分配函数 (Basic Probability Assignment, BPA) 或 mass 函数。

定义 2 设 Θ 为识别框架, m 为 Θ 上的基本概率分配函数, 定义函数 $Bel: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 上对应于 m 的信任度函数 (Believe Function), 它表示对命题 H 的总的信任程度。

$$Bel(H) = \sum_{B \subset H} m(B), \forall H \subset \Theta \quad (1)$$

定义 3 设 Θ 为识别框架, m 为 Θ 上的基本概率分配函数, 定义函数 $Pl: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 为 Θ 上对应于 m 的似真度函数 (Plausibility Function), 它表示对命题 H 不否定的信任程度。

$$Pl(H) = \sum_{H \cap B \neq \emptyset} m(B) \quad (2)$$

定义 4 Dempster 组合规则中, 设 m_1, m_2, \dots, m_n 为识别框架 Θ 上的 n 个不同的基本概率分配函数, 则其正交和定义为:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ m(H) = k^{-1} \sum_{\bigcap_{i=1}^n H_i = H} \prod_{i=1}^n m_i(H_i) \quad H \neq \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

其中, $k = \sum_{\bigcap_{i=1}^n H_i \neq \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(H_i)$ 。

在 D-S 证据理论融合算法中: 识别框架是整个判别的框架; 基本概率分布函数 BPA 是融合的基础; Dempster 合成规则是融合的过程和方法; 而信任度 Bel 函数和似真度 Pl 函数则用来表达融合结论对某个假设的支持力度区间的上下限^[3-5]。

3 基于 D-S 证据理论的层次式融合算法

3.1 算法模型

通常情况下, 证据理论的应用方式一般分为两种: 一种是从多个不精确或不确定信息中推理出相对确定的结论, 即一次融合多个证据后, 给出判决结果; 另一种是进行多层信息融合, 底层的证据通过证据理论融合得到中间层的假设, 再利用中间层的假设作为上层证据理论融合的证据, 进行上层融合。第 2 种方式中往往包含了第一种方式的应用。这两种方式通常都需要一次融合多个证据, 不可避免地存在一些问题:

(1) 效率低。一次融合需要处理的数据量大, 运算速度慢。

(2) 分析能力差。将多个证据数据同时融合, 给出一个假设结论, 往往忽略事件内部的过程和逻辑分析, 不便于网络管理员对整个事件的分析与把握。

(3) 抗干扰能力低。如果其中一个信息采集器出现故障, 将影响整个融合的结果。

(4) 实时性差。每次融合的处理过程繁琐, 耗费时间长。

事件的属性分析过程中, 通常包含多维属性分析。如, 网络安全评估属性分析包括脆弱性、威胁性、稳定性和可生存性。每个维度中又包含多个属性相关的证据。如, 脆弱性中又包括漏洞危险程度、攻击可能性指标潜在脆弱性指标^[16]。因此, 本文考虑采用多层融合的方式, 每次对维度属性相关的证据两两融合, 如图 1 所示。模型分为信息层、融合层和假设层。信息层主要完成证据信息的采集和上报, 各证据信息分别针对被观测对象不同的属性特征, 确保全面性、广泛性; 融

合层利用 D-S 证据理论算法将证据信息进行分类提炼, 对不同维度内的证据两两融合; 假设层通过数据层和信息层的数据采集、信息分类融合之后, 给出被观测对象的假设。得出结论的假设层还可作为高层融合的信息层, 继续与其他证据进行融合。

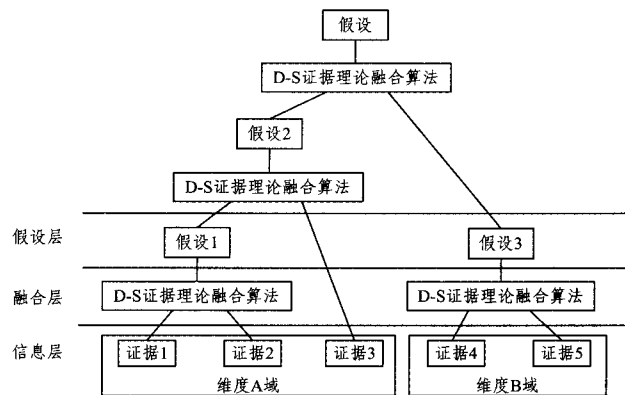


图 1 模型示意图

模型的主要特点:

(1) 容错性好。采用分布式方式部署, 覆盖面广, 获取被观测对象的特征信息充分。当某个设备出现故障或错误时, 系统经过适当的融合处理, 仍有可能得到正确结果。

(2) 处理时间短。模型内部连接简便, 通信压力小, 数据传输及时准确, 提升了模型的决策速度。

(3) 分析能力强。每次进行两个证据的融合, 即针对同维度中被观测对象的两个属性相关特征, 针对性强, 最大限度地利用了证据特征。

(4) 实时性好。采用分层的融合方式, 减少了系统和各层的处理数据量, 处理速度快, 可获得实时结果。

3.2 算法分析

3.2.1 算法的层次式近似计算

基于 D-S 证据理论的层次式融合算法模型通过数据采集得到底层证据, 初始 BPA 已知, 但模型的二次融合并没有数据支持, 出现了断层。目前主要采用专家知识的方式进行高层概率分配, 但这种方法主观性太强, 不利于进一步融合和最终判定结果的精确性。如何利用底层证据信息, 进行中间层及上层的层次式信息融合是亟需解决的问题。

通过式(1)和式(2)可知, 求解出 $m_i(H_j)$ 后, 可以相应得到信度区间 $[Bel(H_j), Pl(H_j)]$ 。在假设事件 H 的信度区间估计中, 不同的模糊函数决定了在一定的展开区间内的具体分布情况。因为正态分布的函数在均值附近表现得更为稠密和集中, 所以考虑采用正态分布函数作为信度区间的模糊函数, 如图 2 所示。

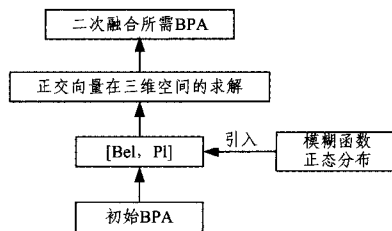


图 2 层次式融合方式示意图

当两个证据进行融合的时候, 由于相互间的独立性, 我们可以理解为在三维向量空间内, 两个正交向量的特征值的求

解,如图 3 所示。对于离散数据源,在均值附近取某特定值的次数作为证据对某假设的支持力度,如图 4 所示。对于连续数据源,在中间值附近的模糊函数所包含的面积为对该假设的支持力度^[3],如图 5 所示。可用式(4)表示,其中 E 为支持度, e_1, e_2 为信度区间上的正态分布函数。

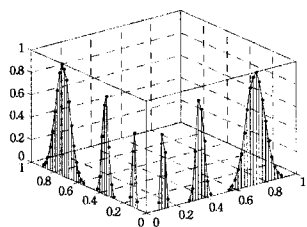


图 3 两个独立数据源证据融合的向量空间表示

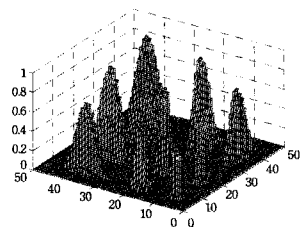


图 4 两维离散数据源证据融合的向量空间表示

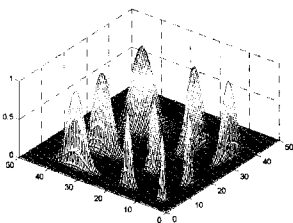


图 5 两维连续数据源证据融合的向量空间表示

$$E = \begin{cases} e_1 e_2, & \text{离散数据源} \\ \iint (e_1 e_2) de_1 de_2, & \text{连续数据源} \end{cases} \quad (4)$$

3.2.2 证据冲突情况下算法的修正

在利用 D-S 证据理论进行信息融合时,不可避免地会遇到证据冲突的问题,即“Zadeh 悖论”。为了解决这一问题,国内外学者做了大量的修正工作^[17-21]。可概括为两大类:一是基于修正融合模型的方法,首先对冲突证据进行预处理,然后用证据组合规则融合证据,典型代表有折扣系数法和加权平均法;二是基于修正组合规则的方法,主要解决冲突的分配空间和权重问题,典型代表有全局分配法和局部分配法。当判定某一证据或部分证据与其他大部分证据存在冲突的时候,通过融合权限的调整,可以减少这部分证据对最终融合结论的影响。现有的权值分配方法是一种被动调整,本文提出了一种主动处理证据冲突的方法。该方法在证据融合之前,首先根据样本重心计算权重影响系数,从而根据证据冲突的程度对不同证据的融合权重预先进行调整,减少冲突的发生。然后,将判定发生冲突的证据看作“难分”证据,利用 Ada-Boost 算法将此类证据进行重新分类。这种方法能够通过调整融合权重,协调权重分配的缺陷问题,并在一定程度上优化融合结果^[22]。

3.3 算法步骤

定义 5 设样本数据为 X , 包含 Z 组数据, 每组数据具有 N 个特征, N 个特征权重分别为 $(n=1, 2, \dots, N)$ 。设初始情况下样本权重为 $w_i^1 = \frac{1}{Z}$, 经过 p 次迭代后样本的权重变化为 $w_i^p (i=1, 2, \dots, Z; p=1, 2, \dots, P)$ 。

根据定义 $X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1N} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & x_{in} & x_{iN} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{Z1} & \cdots & x_{ZN} \end{bmatrix}$, 第 i 组数据为 $[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}]^T$

$\dots, x_{iN}]^T$, 若将所有特征赋予相等的权重, 即 $n = \frac{1}{N}$, 第 i 组数据 p 次迭代的样本分向量重心 \bar{x}_{mi}^p 为:

$$\bar{x}_{mi}^p = \frac{\sum_{n=1}^N \rho n w_i^p x_{in}}{N} = \frac{\sum_{n=1}^N w_i^p x_{in}}{N^2} \quad (5)$$

初始状态下, $p=1, w_i^1 = \frac{1}{Z}$, 可求得样本初始重心的表达式:

$$[\bar{x}_{11}, \bar{x}_{12}, \dots, \bar{x}_{1Z}]^T = \left[\frac{\sum_{n=1}^N x_{1n}}{ZN^2}, \frac{\sum_{n=1}^N x_{2n}}{ZN^2}, \dots, \frac{\sum_{n=1}^N x_{Zn}}{ZN^2} \right]^T \quad (6)$$

定义 6 根据欧氏距离计算法, 经过两次临近的第 p 次和第 $p+1$ 次迭代后, 样本的重心偏移度 d_{p+1} 为:

$$d_{p+1} = \sqrt{\sum_{n=1}^N (\bar{x}_{mi}^{p+1} - \bar{x}_{mi}^p)^2} \quad (p=1, 2, \dots, P-1) \quad (7)$$

设 d 为欧氏距离的阈值, 分情况进行讨论。

(1) 当 $d_{p+1} > d$ 时, 存在冲突证据:

令 l 为修正系数, 则

$$l = \begin{cases} \frac{d_{p+1} - d}{d_{p+1} + d}, & \text{if } d_{p+1} > d \\ 1, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

距离 d 增大, 则 l 增大, 说明第 p 次迭代中赋予“难分”数据的权值过大, 应根据 l 的大小调整第 p 次观测数据的权值。调整后的权值计算公式为:

$$w_i^{p+1} = w_i^p a_p^{1-l} e_p(x_i) \neq y_i \quad (9)$$

其中, 分类器的错误率为:

$$e = \sum_{i=1}^Z |g(x_i) \neq y_i| \quad (10)$$

调整因子为:

$$a_p = \frac{e}{1-e} \quad (11)$$

分类器为:

$$g(x) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{p=1}^P \log \frac{1}{a_p} |g(x_i) \neq y_i|, y_i = \{-1, +1\} \quad (12)$$

当 M 个分类器正确率 P 相等时, 分类器的正确率为 P_{mj} $= \sum_{m=r}^M C_m^M P^m (1-P)^{M-m}$, 其中 $r = \frac{M+1}{2}$ 。从式中可以看出:

① $P > \frac{1}{2}$ 时, P_{mj} 随分类器个数 M 的增加而单调增长, 且

$$\lim_{M \rightarrow \infty} P_{mj} = 1;$$

② $P < \frac{1}{2}$ 时, P_{mj} 随分类器个数 M 的增加而单调降低, 且

$$\lim_{M \rightarrow \infty} P_{mj} = 0;$$

③ $P = \frac{1}{2}$ 时, 对于任意 $M, P_{mj} = \frac{1}{2}$ 。

由上述分析可得, AdaBoost 算法必须保证大多数分类器的正确率大于 $\frac{1}{2}$, 由此才可确保组合而成的分类器集的最终分类错误率趋于 0。因此, 当 $e=0$ 或者 $e > \frac{1}{2}$ 时, 停止迭代。

(2) 当 $d_{p+1} < d$ 时, 无冲突证据:

根据定义 4 证据理论的组合规则,

$$m(H_j) = k^{-1} \left\{ \prod_{i=1}^n [m_i(H_j) + m_i(\Theta)] - \prod_{i=1}^n m_i(\Theta) \right\} \quad (13)$$

$$\text{令 } m_i(H_j) = m_{ij}, m_i(\Theta) = 1 - \sum_{j=1}^n m_{ij} = t_{ij}, m_{ij} + t_{ij} = y_{ij}$$

$$\begin{aligned} \text{上式} &= k^{-1} \left[\prod_{i=1}^n (m_{ij} + 1 - \sum_{i=1}^n m_{ij}) - \prod_{i=1}^n (1 - \sum_{i=1}^n m_{ij}) \right] \\ &= k^{-1} \left(\prod_{i=1}^n y_{ij} - \prod_{i=1}^n t_{ij} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\text{其中, } k = \sum_{j=1}^m \left(\prod_{i=1}^n y_{ij} - \prod_{i=1}^n t_{ij} \right) + \prod_{i=1}^n t_{ij} \quad (15)$$

将上式中的各因子分别用矩阵形式表示为:

$$(m_{ij})_{n \times m} = \begin{pmatrix} m_{11} & \cdots & m_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n1} & \cdots & m_{nm} \end{pmatrix}$$

$$(t_i)_{n \times 1} = E - \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^m m_{1j} \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^m m_{nj} \end{pmatrix}$$

$$(t_{ij})_{n \times m} = \begin{pmatrix} t_1 & \cdots & t_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_n & \cdots & t_n \end{pmatrix}$$

通过运算即可求得 $m(H_j)$ 、 $m(\Theta)$ 和各个状态的信息区间 $[Bel(H_j), Pl(H_j)]$ 。将融合结论转化为下一步证据融合的 BPA 为:

$$m(H_i) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i} V}{\sum_{i=1}^2 \sum_{A_i} V} \\ \frac{\int_{e_1 \subseteq A_i} \int_{e_2 \subseteq A_i} (e_1 e_2) de_1 de_2}{\sum_{i=1}^2 \int_{e_1 \subseteq A_i} \int_{e_2 \subseteq A_i} (e_1 e_2) de_1 de_2} \end{cases} \quad (16)$$

式中, A_i 表示由第 i 个信息区间在空间形成的区域, V 表示离散数据源在 A_i 区域内的体积, e_1, e_2 表示在信息区间上数据源各证据的正态分布函数^[23-26]。

4 仿真实验

本文采用 Andrew W. Moore 和 Denis Zuev 在文献[27]中使用的数据集对算法的识别判定能力进行测试, 该数据集包含 10 类, 共 378101 个网络流样本, 其类别属性信息如表 1 所列。各类别所占整体数据的比例作为初始 BPA, 其中有 0.000001 的 BPA 分配给 Θ 。将该数据集分为两个子集 Set1 和 Set2, 每个子集中的样本数目相同, 且具有同样的 BPA 分布。Set1 作为训练样本, 向其中注入 1000 条噪声数据进行训练。Set2 作为测试样本对训练结果进行检验。图 6 所示为算法的检测概率图, 从图中可以看出, 随着迭代次数的增加, 算法的检测概率在训练集上是单调增加的, 在测试集上的单调性也呈现稳定趋势。算法流程如图 7 所示。

表 1 数据集属性信息

类别属性 (H_j)	数目	BPA
WWW	328091	0.867734
MAIL	28567	0.075554
BULK	11539	0.030518
SERV	2099	0.005551
DB	2648	0.007003
INT	110	0.000291
P2P	2094	0.005538
ATTACK	1793	0.004742
MMEDIA	1152	0.003047
GAMES	8	0.000021

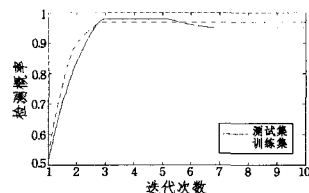


图 6 训练集和测试集的检测概率图

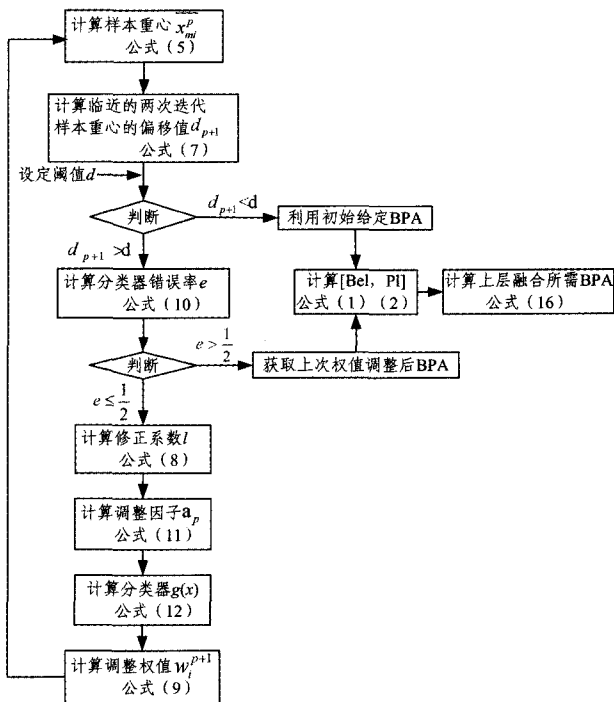


图 7 算法流程图

算法模型的检测概率和虚警概率如图 8、图 9 所示, 在采用不含冲突证据样本数据的情况下, 算法模型突出了对样本的识别判断能力, 很容易达到较高的检测概率, 虽然其虚警概率比采用含有冲突证据样本数据时高, 但使用分类能力一般的分类器就可达到较高的检测概率。在采用含有冲突证据样本数据的情况下, 算法模型通过多次迭代, 可以有效识别判定出被观测对象的属性, 虽然其检测概率略低于不含冲突证据样本数据的情况, 但是虚警概率明显较低。由此可以认为, 基于 D-S 证据理论的信息融合算法模型采用层次式融合近似计算, 其正确率高, 在较低虚警概率下具有较好的检测概率。

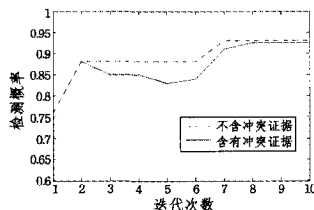


图 8 算法模型的检测概率

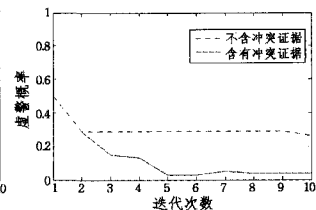


图 9 算法模型的虚警概率

图 10 和图 11 表示了 BPA 中 $m(H_1)$ 、 $m(H_2)$ 与证据 E 之间的关系。这里假设 H_1 和 H_2 具有相同的融合权值 $\frac{1}{2}$ 。这里, 将采用 D-S 证据理论进行一步直接融合的方法作为传统融合算法。采用传统融合算法的结果用虚线表示, 本文采用算法的结果用实线表示。从图中可以看出, 随着融合权值的增加, 两种方法给出的结果中都存在突变, 但是实线表示结

果的突变要早于虚线表示结果的突变。通过与实际样本数据和初始 BPA 分布的对比,实线所表达的融合结果更为合理,同时也说明,本文采用的算法收敛速度快,判别能力强。

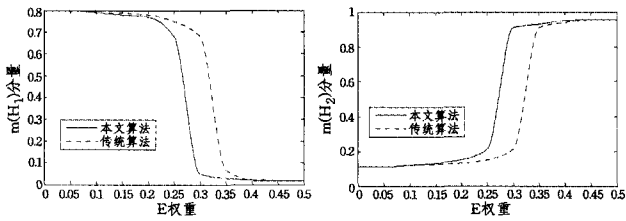


图 10 证据 E 与 $m(H_1)$ 的关系图 图 11 证据 E 与 $m(H_2)$ 的关系图

结束语 本文通过对 D-S 证据理论现有算法和信息融合过程的分析,提出了一种基于 D-S 证据理论的层次式信息融合算法,给出了算法的模型。该算法实现了信息融合的系统性,通过正交向量在三维信度区间的映射,解决了在层次式融合中确定高层概率分布的问题,并针对证据冲突情况做出了相应的算法修正。仿真结果表明,该算法在虚警概率较低的情况下具有较高的检测概率,且收敛速度快,优于目前现有的传统 D-S 证据理论算法。

参考文献

[1] 张池平. 多传感器信息融合方法及其在空间目标识别中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2006

[2] Findeisen R L, Allgower F, Foss B A. State and Output Feedback Nonlinear Model Predictive Control; An Overview[J]. European Journal of Control, 2003(9):179-195

[3] 孙锐. 基于 D-S 证据理论的信息融合及在可靠性数据处理中的应用研究[D]. 成都:电子科技大学,2011

[4] 龚本刚. 基于证据理论的不完全信息多属性决策方法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2007

[5] 蒋黎明,何佳浪,张宏. D-S 证据理论中一种新的冲突证据融合方法[J]. 计算机科学,2011,38(4):236-238

[6] Heeyoul C, Seungjin C, Yoonsuck C. Probabilistic Combination of Multiple Evidence[C]//Proceedings of the 16th International Conference on Neural Information Processing. Bangkok, Thailand, 2009:302-311

[7] 徐琰珂,梁晓庚,贾晓洪. 利用模糊证据理论的信息融合方法及其应用[J]. 哈尔滨工业大学学报,2012,44(3):107-111

[8] Xu Xiao-bin, Wen Cheng-lin, Li Zhi-liang. A new method for constructing fuzzy evidence based on the non-consonantrandom set[J]. Journal of electronics, 2009,26(1):31-37

[9] 何小飞. 基于贝叶斯网络和 D-S 证据理论的电网故障诊断模型研究[D]. 成都:西南交通大学,2010

[10] Thorp J S, Phadke A G. Expose Hidden Failures to Prevent

caseading outages[J]. IEEE TranSonpower Delive, 2008, 10:54-55

[11] 方阳. 基于层次分析法和 D-S 证据理论的电网网络安全风险评估模型的研究与应用[D]. 北京:北京邮电大学,2010

[12] 李月,徐余法,陈国初,等. D-S 证据理论在多传感器故障诊断中的改进及应用[J]. 东南大学学报,2011,41(9):102-106

[13] 李艳娜,乔秀全,李晓峰. 基于证据理论的上下文本体建模以及不确定性推理方法[J]. 电子与信息学报,2010,32(8):1806-1811

[14] 刘勇生. 基于证据理论的网络安全风险组合评估方法[J]. 计算机仿真,2012,29(1):106-109

[15] 肖文. 基于证据理论的多属性决策关联问题研究[D]. 南昌:江西财经大学,2010

[16] 黄蕊. 下一代电信网安全评估指标体系的研究[D]. 北京:北京邮电大学,2010

[17] Murphy C. Combining of Belief Functions When Evidence Conflicts [J]. Decision Support Systems, 2000,29(1):1-9

[18] Han Li, Shi Li-ping. Approach to evidence combination based on rough set[C]//International Conference on Electronic Computer Technology. Macau, China, 2009:693-697

[19] Yager R. On the Dempster Shafer Framework and New Combination Rules[J]. Information Sciences, 1987,41(2):93-137

[20] Dubois D, Prade H. Representation and Combination of Uncertainty with Belief Functions and Possibility Measures[J]. Computational Intelligence, 1988,4(3):244-264

[21] Smarandacch F, Dezert J. Proportional conflict redistribution rules for information fusion[M]. Smarandache F, Dezert J, eds. Vol. 2. Rehoboth: American Research Press, 2006:3-68

[22] 李建平. 面向异构数据源的网络安全态势感知模型与方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010

[23] Boujelben M A, Smet Y D, Frikha A, et al. Building abinary outranking relation in uncertain, imprecise and multi-experts contexts; The application of evidence theory [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2009,50(8):1259-1278

[24] Chin K S, Yang J B, Guo M, et al. Evidential-Reasoning-Interval-Based Method for New Product Design Assessment[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2009,56(1):142-156

[25] 张彦峰,何佩琨. 一种改进的 AdaBoost 算法——M-Asy AdaBoost[J]. 北京理工大学学报,2011,31(1):64-73

[26] 冷宜兵,王平,张立. 证据理论合成准则的一种新算法及其验证[J]. 计算机仿真,2010,27(2):162-165

[27] Moore A W, Zuev D. Internet traffic classification using bayesian analysis techniques[C]// Internet Traffic Classification Using Bayesian Analysis Techniques in the Proceedings of the ACM SIGMETRICS. Banff, Canada, 2005

(上接第 108 页)

[8] Buckley J J, Eslami E. An Introduction to Fuzzy Logic and Fuzzy Sets[M]. Physica-Verlag Heidelberg, 2002:296

[9] 陶长琪,凌和良. 基于 Choquet 积分的模糊数直觉模糊数多属性决策方法[J]. 控制与决策,2012,27(9):1381-1386

[10] 陈亚婷,吴博,张国春. 基于一种推广的 Choquet 积分的回归模型[J]. 河北大学学报:自然科学版,2010,30(4):353-355

[11] 安相华,冯毅雄,谭建荣. 基于 Choquet 积分与证据理论的产品

方案协同评价方法[J]. 浙江大学学报:工学版,2012,46(1):163-169

[12] 张磊,樊治平,乐琦. 基于 Choquet 积分的综合风险测评方法[J]. 东北大学学报:自然科学版,2010,31(11):1665-1668

[13] 王坚强,聂荣荣. 准则关联的直觉模糊多准则决策方法[J]. 控制与决策,2011,26(9):1348-1352

[14] 郑三元,杨蓉. Choquet 积分的模糊化扩展 I 型[J]. 深圳大学学报:理工版