

# 一种有效解决 D-S 理论冲突证据合成的方法<sup>\*</sup>

曹洁, 孟兴

(兰州理工大学计算机与通信学院, 兰州 730050)

**摘要:** 针对标准 D-S 证据理论中存在的冲突证据合成问题, 提出了一种冲突证据加权的方法。该方法将各个传感器的基本概率赋值映射到多维空间中的某个点, 计算任意两点的欧氏距离, 利用平均距离确定证据的权重, 采用哈夫曼树对证据加权平均后再利用 D-S 合成规则实现信息的融合。实例论证了该方法的有效性, 它能有效解决冲突证据合成的问题。

**关键词:** 证据理论; 证据加权; 欧氏距离; 冲突证据; 哈夫曼树

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1815-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.056

## Efficient combination of conflict evidence for D-S theory

CAO Jie, MENG Xing

(College of Computer & Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** In order to solve the problems to conflict evidence combination in standard D-S theory, this paper proposed a novel approach based on evidence weighted. Firstly, it mapped basic probability assignment (BPA) to a point in the multidimensional space. Then, it computed the Euclidean distance for two arbitrary points and obtained the weight of every evidence. After weighted averaging the evidence by constructing the Huffman tree, it used the D-S combination rule to achieve information fusion. The validity of the approach was demonstrated by simulation example. The proposed approach can solve the problem to conflict evidence combination.

**Key words:** evidence theory; evidence weighted; Euclidean distance; conflict theory; Huffman tree

## 0 引言

在身份估计中, 单个传感器给出的关于目标的身份信息是有限的。为了提高估计精度, 实际应用中一般采用多个传感器给出的联合身份信息报告来进行身份估计, 特别是采用不同类型的传感器。通过各个传感器给出的互补身份信息, 能够在很大程度上提高目标识别的准确度。在多传感器联合身份估计中, 将来自于不同传感器的信息进行有效的融合是一个关键技术, 而 D-S 理论是最常用的多传感器信息融合技术之一, 该理论是由 Dempster<sup>[1]</sup> 和 Shafer<sup>[2]</sup> 师生两人共同提出的。

标准的证据理论存在的不足之处在于没有考虑各个传感器给出的信息可信度, 它认为每个传感器给出的信息是同等重要的。然而在实际应用中, 由于环境噪声的干扰、传感器性能差异等, 不同的传感器可能给出完全相悖的结果, 此时, 标准证据理论得不到合理的结果。针对标准证据理论在冲突证据合成上的不足, 有很多学者做了这方面的研究, 但现有的方法在某种程度上都存在一定的问题。

本文提出了一种证据加权的融合方法, 与以往的研究相比, 主要在两个方面有所创新: a) 引入欧氏距离来得到证据的权重; b) 根据权值的大小选择不同的证据进行加权平均, 进而

更新冲突证据。本文最后通过实例比较了本文方法与标准 D-S 理论、Murphy 方法<sup>[3]</sup>、白剑林等人<sup>[4]</sup>提出的方法的合成结果, 结果表明本文所提出的方法在处理冲突证据合成时有更好的性能。

## 1 标准 D-S 组合规则

在证据理论中, 若辨识框架  $\theta$  中的元素满足互不相容的条件, 命题  $A$  对基本概率赋值函数  $m$  赋值  $m(A)$  是集合  $2^\theta$  到  $[0, 1]$  的映射, 记若  $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$ , 必须满足下列条件:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ \sum_{A \subseteq 2^\theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $m(A)$  称为事件  $A$  的基本概率赋值, 也称质量函数。

证据理论中的组合规则提供了组合两个证据的规则。设  $m_1$  和  $m_2$  是  $2^U$  上的两个相互独立的基本概率赋值, 组合后的基本概率赋值为  $m = m_1 \oplus m_2$  ( $\oplus$  是正交和)。

设  $BEL_1$  和  $BEL_2$  是同一识别框架  $U$  上的两个信任函数,  $m_1$  和  $m_2$  分别是其对应的基本概率赋值, 焦元分别为  $A_1, \dots, A_k$  和  $B_1, \dots, B_r$ 。

标准 D-S 组合规则如下:

**收稿日期:** 2011-10-15; **修回日期:** 2011-11-22      **基金项目:** 甘肃省自然科学基金资助项目(1010RJZA046); 甘肃省财政厅资助项目(0914ZTB148)

**作者简介:** 曹洁(1966-), 女, 安徽宿州人, 教授, 博导, 主要研究方向为智能信息处理、信息融合、目标跟踪; 孟兴(1987-), 男, 湖南益阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为信息融合、目标跟踪(mx520.520@163.com)。

$$m(C) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i)m_2(B_j)}{1-K} & C \neq \emptyset \\ 0 & C = \emptyset \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $K$  是冲突因子, 反映了证据之间的冲突程度。

$$K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j) < 1 \quad (3)$$

## 2 标准 D-S 组合规则存在的不足及改进方法

标准证据理论合成规则中的  $K$  是一个冲突因子, 它反映了证据之间的冲突大小。当  $K=1$  时, 标准合成规则不能使用; 当  $K \rightarrow 1$  时, 标准合成规则可能得到与事实完全不一致的结果<sup>[5]</sup>。针对这个不足, 很多学者做了这方面的研究, 归纳起来主要有两类方法<sup>[6]</sup>:

a) 认为标准合成规则本身没有错, 产生冲突证据的原因是各个传感器给出的信息不是同等重要的, 而标准理论没有区分这种不等性, 因而可以通过证据加权预处理冲突证据, 然后再用标准准则合成。

b) 认为不合理的结论是由标准合成规则中的归一化步骤产生的, 新的组合规则主要是解决如何将冲突进行分配的问题。

本文采用方法 a) 的思想对标准理论进行改进, 并与 Murphy 方法、白剑林等人提出的方法进行了比较。Murphy 提出了一种修改证据模型而不改变 D-S 证据合成规则的方法, 该方法可以处理冲突问题, 然而该方法没有考虑各个证据之间的相关性, 只是对证据进行简单的平均。白剑林等人在 Murphy 方法的基础上, 引入了一个度量证据体间相似性程度的 Jous-selme<sup>[7]</sup> 距离函数, 并利用该距离确定各个证据的权重, 对多源证据进行加权平均后再利用 Dempster 组合规则进行融合, 可以有效处理高度冲突的证据。本文所提的方法能得到比以上方法更好的性能。

## 3 本文提出的改进方法

### 3.1 生成冲突证据权重的改进

定义 1 设  $A(x_1, x_2, \dots, x_n), B(y_1, y_2, \dots, y_n)$  是  $n$  维欧氏空间的任意两个点, 则这两个点的欧氏距离  $D$  为

$$D(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

假设识别框架  $\theta$  包含  $N$  个元素,  $m_i$  和  $m_j$  是其上的任意两个 BPA。如果  $m_i(A_1) = a_1, m_i(A_2) = a_2, \dots, m_i(A_N) = a_N, m_j(B_1) = b_1, m_j(B_2) = b_2, \dots, m_j(B_N) = b_N$ , 将这两个基本概率赋值映射到  $N$  维欧氏空间中的两个点, 构造两个  $N$  维向量  $x = (a_1, a_2, \dots, a_N)$  和  $y = (b_1, b_2, \dots, b_N)$ , 本文定义两个证据  $m_i$  和  $m_j$  的距离。

定义 2 任意两个证据  $m_i$  和  $m_j$  的距离定义为

$$d(m_i, m_j) = D^2(x, y) = \sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^2 \quad (5)$$

为了计算简便, 此处采用欧氏距离的平方定义证据距离。证据之间的距离反映了两个传感器给出信息的支持程度, 距离越大, 表明两个证据支持度越小, 冲突越大。如果一个传感器给出的证据与其他传感器给出的证据距离都大, 则该传感器给

出的证据是低可信度的, 因而给此证据赋予小的权值。本文提出的改进方法就是基于此思想, 假设有  $p$  个传感器给出证据  $m_1, m_2, \dots, m_p$ , 计算  $m_1$  的权值:

a) 计算  $m_1$  与其他各个证据的距离  $d(m_1, m_j)$ , 其中  $j = 1, 2, \dots, p$ ;

b) 计算平均距离  $\bar{d}(m_1) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p d(m_1, m_j)$ ;

c) 计算证据  $m_1$  的权重  $w_1 = \frac{1}{\bar{d}(m_1)}$ 。

同理, 可以计算其他证据的权重。若最终计算出的权重集合为  $\{w_1, w_2, \dots, w_p\}$ , 归一化权重得到如下权值集合  $\{\tilde{w}_1, \tilde{w}_2, \dots, \tilde{w}_p\}$ , 用归一化的权值加权冲突证据, 降低证据间的冲突。

### 3.2 证据加权平均的改进

以往的很多文献都只针对权重的产生提出改进方法, 本文不仅提出了权重生成的新方法, 而且对证据的加权平均<sup>[8]</sup>也进行了改进, 实例证明改进之后的方法能达到更好的性能。改进思想源于哈夫曼编码时构造的哈夫曼树, 具体实现如下:

a) 按照权重的大小对所有的证据进行从大到小的排序。

b) 按照哈夫曼编码思想对证据进行两两加权融合, 唯一不同的是在融合的过程中不用改变证据的位置。为了保证 BPA 的和值为 1, 每次进行两个证据的加权融合时需要重新计算归一化权值, 直到所有的证据都被融合。假设有五个证据  $m_1, m_2, m_3, m_4, m_5$ , 对应的归一化权值为  $\tilde{w}_1, \tilde{w}_2, \tilde{w}_3, \tilde{w}_4, \tilde{w}_5$ , 且满足  $\tilde{w}_1 > \tilde{w}_2 > \tilde{w}_3 > \tilde{w}_4 > \tilde{w}_5$ 。证据加权平均过程如图 1 所示。

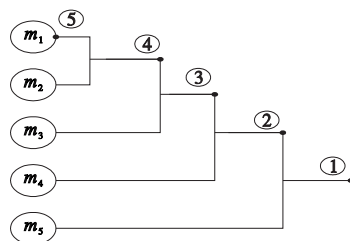


图1 证据加权哈夫曼树

图中①~④表示加权融合后的新 BPA, ⑤是起始权重最大的 BPA。

c) 依次用图 1 中①~⑤的基本概率赋值更新初始的基本概率赋值  $m_1, m_2, m_3, m_4, m_5$ , 得到新的基本概率赋值。

从以上加权融合过程可以发现, 该方法的实质是选择最具可信度的几个基本概率赋值更新有冲突的基本概率赋值, 用最可靠的合成证据更新权值最大的起始证据, 因而能降低证据间的冲突, 提高估计性能。

采用本文改进方法进行 D-S 推理的步骤总结如下:

a) 系统收集到  $n$  个证据, 计算两两的欧氏距离;

b) 根据两两的欧氏距离计算平均距离, 进而确定证据的权重;

c) 采用本文提出的证据加权平均法进行冲突证据的预处理;

d) 使用 Dempster 组合规则融合更新的证据。

## 4 实例应用

通过一个算例对 Dempster 方法、Murphy 方法、白剑林等人的方法进行对比, 说明该方法的有效性。算法在 VC++6.0 下

实现,硬件配置为内存 512 MB,CPU P4 3.0 GHz。设  $A$ 、 $B$ 、 $C$  分别表示战斗机、轰炸机、预警机,系统使用 ESM、IR 和 EO 三种传感器,得到以下五个证据,其中  $m(A)$ 、 $m(B)$ 、 $m(C)$  表示识别目标  $A$ 、 $B$ 、 $C$  的基本概率值。

$$\begin{aligned} m_1(\text{ESM}_1): m_1(A) &= 0.5, m_1(B) = 0.2, m_1(C) = 0.3 \\ m_2(\text{IR}): m_2(A) &= 0, m_2(B) = 0.9, m_2(C) = 0.1 \\ m_3(\text{EO}_1): m_3(A) &= 0.55, m_3(B) = 0.1, m_3(A, C) = 0.35 \\ m_4(\text{EO}_2): m_4(A) &= 0.55, m_4(B) = 0.1, m_4(A, C) = 0.35 \\ m_5(\text{ESM}_2): m_5(A) &= 0.6, m_5(B) = 0.1, m_5(C) = 0.3 \end{aligned}$$

采用本文的方法解答如下:

计算各个证据的权重。五个证据对应欧氏空间的五个点坐标为  $m_1(0.5, 0.2, 0.3, 0)$ ,  $m_2(0, 0.9, 0.1, 0)$ ,  $m_3(0.55, 0.1, 0, 0.35)$ ,  $m_4(0.55, 0.1, 0, 0.35)$ ,  $m_5(0.6, 0.1, 0.3, 0)$ 。根据式(5)计算证据之间的两两距离为

$$\begin{aligned} d(m_1, m_2) &= 0.78 \\ d(m_1, m_3) &= 0.225 \\ d(m_1, m_4) &= 0.225 \\ d(m_1, m_5) &= 0.02 \\ d(m_2, m_1) &= d(m_1, m_2) = 0.78 \\ d(m_2, m_3) &= 1.075 \\ d(m_2, m_4) &= 1.075 \\ d(m_2, m_5) &= 1.04 \\ d(m_3, m_1) &= 0.225 \\ d(m_3, m_2) &= d(m_2, m_3) = 1.075 \\ d(m_3, m_4) &= 0 \\ d(m_3, m_5) &= 0.215 \\ d(m_4, m_1) &= 0.225 \\ d(m_4, m_2) &= 1.075 \\ d(m_4, m_3) &= 0 \\ d(m_4, m_5) &= 0.215 \\ d(m_5, m_1) &= 0.02 \\ d(m_5, m_2) &= 1.04 \\ d(m_5, m_3) &= d(m_5, m_4) = 0.215 \end{aligned}$$

由公式  $\bar{d}(m_1) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p d(m_1, m_j)$  可计算平均距离为

$$\begin{aligned} \bar{d}(m_1) &= 0.25, \bar{d}(m_2) = 0.794 \\ \bar{d}(m_3) &= \bar{d}(m_4) = 0.303 \\ \bar{d}(m_5) &= 0.298 \end{aligned}$$

则各证据的权重可由公式  $w_i = \frac{1}{\bar{d}(m_i)}$  得到。

$$\begin{aligned} w_1 &= 4, w_2 = 1.26 \\ w_3 &= w_4 = 3.3 \\ w_5 &= 3.36 \end{aligned}$$

归一化权值为

$$\begin{aligned} \tilde{w}_1 &= 0.2628, \tilde{w}_2 = 0.0828 \\ \tilde{w}_3 &= 0.2168, \tilde{w}_4 = 0.2168 \\ \tilde{w}_5 &= 0.2208 \end{aligned}$$

计算出各个证据的权值后,按照本文提出的方法对证据进行加权平均,最后通过 Dempster 准则进行合成。四种组合方法的融合结果比较如表 1 所示。

从表 1 中可以看出, Dempster 方法无法有效处理冲突证据,  $m(A)$  始终为 0, 尽管以后收集到的证据都是支持  $A$  的, 但是由于证据  $m_2$  否定了  $A$ , 系统不认为识别目标是  $A$ 。随着收

集到的证据增多, Murphy 方法、白剑林等人提出的方法和本文提出的方法都能正确识别目标为  $A$ ; 然而 Murphy 方法没有考虑到证据之间的相互关联, 在合成四个证据时才识别出正确目标; 白剑林等人提出的方法考虑了证据之间的相互关联, 在合成三个证据时就识别出正确目标; 本文提出的方法将哈夫曼树引入到加权平均中, 根据证据权值的大小选择最佳的证据进行平均更新, 保留了最可靠的几个加权平均证据, 实例表明这种方法是可行的, 在合成两个证据时就能识别出正确目标, 提高了算法性能。相比于其他算法, 本文提出的算法在不增加计算量和复杂度的前提下取得了更好的性能。同时, 在融合了所有的证据后, 可以发现本文提出的方法对目标的概率赋值差异甚大,  $A$  的基本概率赋值几乎为 1, 在很大程度上降低了判决难度, 提高了判决效率。

表 1 四种组合方法的融合结果比较

| 方法                   | $m_1, m_2$      | $m_1, m_2, m_3$ | $m_1, m_2, m_3, m_4$ | $m_1, m_2, m_3, m_4, m_5$ |
|----------------------|-----------------|-----------------|----------------------|---------------------------|
| Dempster-Shafer 组合规则 | $m(A) = 0$      | $m(A) = 0$      | $m(A) = 0$           | $m(A) = 0$                |
|                      | $m(B) = 0.8571$ | $m(B) = 0.6316$ | $m(B) = 0.3282$      | $m(B) = 0.1228$           |
|                      | $m(C) = 0.1429$ | $m(C) = 0.3684$ | $m(C) = 0.6712$      | $m(C) = 0.8772$           |
| Murphy 平均组合规则        | $m(A) = 0.1543$ | $m(A) = 0.3500$ | $m(A) = 0.6027$      | $m(A) = 0.7958$           |
|                      | $m(B) = 0.7469$ | $m(B) = 0.5224$ | $m(B) = 0.2627$      | $m(B) = 0.0932$           |
|                      | $m(C) = 0.0988$ | $m(C) = 0.1276$ | $m(C) = 0.1346$      | $m(C) = 0.1110$           |
| 白剑林等人提出的组合规则         | $m(A) = 0.1543$ | $m(A) = 0.5816$ | $m(A) = 0.8060$      | $m(A) = 0.8909$           |
|                      | $m(B) = 0.7469$ | $m(B) = 0.2439$ | $m(B) = 0.0482$      | $m(B) = 0.0086$           |
|                      | $m(C) = 0.0988$ | $m(C) = 0.1745$ | $m(C) = 0.1458$      | $m(C) = 0.1005$           |
| 本文提出的组合规则            | $m(A) = 0.7156$ | $m(A) = 0.8624$ | $m(A) = 0.9249$      | $m(A) = 0.9826$           |
|                      | $m(B) = 0.0842$ | $m(B) = 0.0213$ | $m(B) = 0.0065$      | $m(B) = 0.0012$           |
|                      | $m(C) = 0.2002$ | $m(C) = 0.1163$ | $m(C) = 0.0686$      | $m(C) = 0.0162$           |

## 5 结束语

目标识别<sup>[9]</sup>过程中会受到各种不确定因素的影响, 导致不同传感器可能给出相互冲突的证据, Dempster 方法无法处理冲突证据的合成问题。针对这个难题, 本文提出了证据加权的方法, 该方法继承了 Murphy 方法和白剑林等人方法的优点, 能有效处理冲突证据的合成问题。同时, 该方法在证据加权平均时引入了哈夫曼树, 针对不同的权值选择合适的证据进行加权平均, 提高了收敛速度。将本文提出的方法用于说话人音/视频特征的融合是今后的研究方向。

## 参考文献:

- [1] DEMPSTER A. A generalization of Bayesian inference[M]. 1967.
- [2] SHAFER G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [3] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.
- [4] 白剑林, 王煜, 程铭东. 一种解决 D-S 理论证据冲突的有效方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(9): 2016-2019.
- [5] 李文立, 郭凯红. D-S 证据理论合成规则及冲突问题[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(8): 1422-1432.
- [6] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(1): 27-32.
- [7] JOUSSELME A L, GRENIER D, BOSSE E. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(1): 91-101.
- [8] 陆三兰, 程铭东. 基于 D-S 证据理论的组合数据融合算法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(1): 95-98.
- [9] 王红亮, 张美仙, 丁海飞. D-S 证据理论在目标识别中的应用[J]. 自动化与仪表, 2011, 26(7): 14-17.