

文章编号:1001-9081(2005)09-2044-03

一种改进的 DS_mT 及其在目标识别中的应用

苗 壮,程咏梅,梁 彦,潘 泉,杨 阳
(西北工业大学 自动化学院,陕西 西安 710072)
(button.miao@163.com)

摘 要:与 D-S 理论相比,DS_mT 可以很好地解决证据矛盾时的证据组合问题,但是 DS_mT 在很多情况下主焦元 mass 函数难以收敛。在标准 DS_mT 的框架下,将其融合后的 mass 函数进行重构,从而提出一种改进的 DS_mT,该算法的主焦元 mass 函数可以快速收敛。在进行二维飞机序列图像的目标类型识别中,该改进 DS_mT 进行迭代运算,可使主焦元的 mass 值快速收敛到指定的阈值,以便完成准确的目标识别。

关键词:DS_mT 算法;D-S 理论;mass 函数;目标识别

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

Improved Dezert-Smarandache theory and its application in target recognition

MIAO Zhuang, CHENG Yong-mei, LIANG Yan, PAN Quan, YANG Yang
(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: The Dezert-Smarandache Theory (DS_mT) is more desirable than the D-S Theory in the case of solving conflicting evidence. However, the mass function of the main focal element is difficult to converge in many cases while applying DS_mT. The new mass values were reconstructed to solve this problem. An improved DS_mT was proposed so that the mass value of main element could quickly converge. Simulation results of target recognition based on 2D sequence images of airplanes demonstrate that the revised mass value of main focal element has better convergence to the desired threshold and consequently the task of target recognition is accomplished more precisely.

Key words: DS_mT algorithm; D-S theory; mass function; target recognition

0 引言

D-S 证据推理适合于无先验信息的融合,而且在不确定性的表示、量测和组合方面具有优势,同时它符合人类推理的决策过程,因此受到人工智能、专家系统及计算机视觉等研究领域的广泛重视。但在证据发生高冲突情况下证据推理会产生与直觉相反的结论,许多文献认为这是组合规则造成的并加以改进,但是效果不是十分理想^[1,2]。针对这种情况,DS_mT 理论提出保留证据冲突项作为数据融合的焦元,这样完全解决了证据矛盾时的证据组合问题^[3,4]。但是 DS_mT 算法把很多置信指派分配给了矛盾焦元,致使在多数情况下主焦元的基本置信指派函数,即 mass 函数很难收敛到某一阈值。同时由于增加了矛盾焦元,使得推理过程的计算量大大增加。本文针对这一情况,对 DS_mT 算法进行改进,在融合过程中加算特征值数学期望,并利用数学期望重构 mass 函数,使得主焦元 mass 函数迅速收敛到规定的阈值,以利于进行正确快速的归类判决。

1 DS_mT 理论的提出^[3,4]

DS_mT 理论是由 Dezert 在 2002 年提出来的,后来由 Dezert 和 Smarandache 等学者共同发展起来。DS_mT 是传统

DST 的扩展,它同样可以融合不同信息源的信息,但是主要集中在处理高不确定性、高冲突和不精确的信息源证据。

DS_mT 理论主要的创新就是在框架中加入了冲突信息。DS_mT 可以被认为是概率理论和 DST 的推广,假设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$, 对于 DS_mT 理论与概率论和 D-S 理论的区别,可以由以下表述直观地说明:在概率论情况下,基本概率指派 $m(\cdot) \in [0, 1]$,符合 $m(\theta_1) + m(\theta_2) = 1$;在 D-S 推理情况下,基本置信指派 $m(\cdot) \in [0, 1]$,符合 $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) = 1$;在 DS_mT 理论下,基本置信指派 $m(\cdot) \in [0, 1]$,符合 $m(\theta_1) + m(\theta_2) + m(\theta_1 \cup \theta_2) + m(\theta_1 \cap \theta_2) = 1$ 。

DS_mT 理论中,辨识框架 Θ 中任何可能的命题组合称超平方集 D^Θ 。它是通过对辨识框架 Θ 中的元素进行并和交的运算产生的集合,需要满足三个条件^[2],由于在在集合中包含交的运算,这就使得辨识框架中保留了矛盾的焦元。随着辨识框架的维数变高,需要更大的计算量,当 $n > 10$ 时,在数学上目前还是不可解问题。

组合(融合)公式: 假定辨识框架 Θ 上性质不同的两个证据 A 和 B,其焦元分别为 A_i 和 B_j ,基本置信指派函数,即 mass 函数分别为 $m_1(A_i)$ 和 $m_2(B_j)$,则有如下 DS_mT 组合规则:

$$m(X) = \begin{cases} 0, & X = \emptyset \\ \sum_{A_i, B_j \in D^\Theta, A_i \cap B_j = X} m_1(A_i) m_2(B_j), & X \neq \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期:2004-12-23;修订日期:2005-04-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60372085,60404011);陕西省科学技术研究发展计划项目(2003K06-G15)

作者简介:苗壮(1978-),男,山东威海人,硕士研究生,主要研究方向:信息融合、图像识别;程咏梅(1960-),女,陕西西安人,教授,主要研究方向:人工智能、信息融合、图像识别;梁彦(1971-),男,河南新乡人,副教授,主要研究方向:动态系统建模、信息融合;潘泉(1961-),男,上海人,教授,主要研究方向:估计与控制、信息融合、图像处理;杨阳(1981-),男,湖北老河口人,硕士研究生,主要研究方向:信息融合、图像识别。

由于DSmT理论保留了矛盾焦元,不需要将其置信指派进行平均分配,所以该规则不需要像原始的D-S推理那样进行归一化, $m(X)$ 就确定了一个新的基本置信指派。对于多个证据的组合,可用组合规则对证据进行两两综合。

2 改进的DSmT新算法

DSmT中由于保留了过多的矛盾焦元,势必会造成计算量过大,使得迭代计算方式的实时性不能满足实际需要;而且DSmT将许多基本置信指派分配到了未知信息焦元和矛盾焦元的mass值中,使得主焦元mass函数减小,以至难以收敛,本文通过改进融合过程,使得融合拍数减少,可以使mass函数更快地收敛向某一确定阈值。

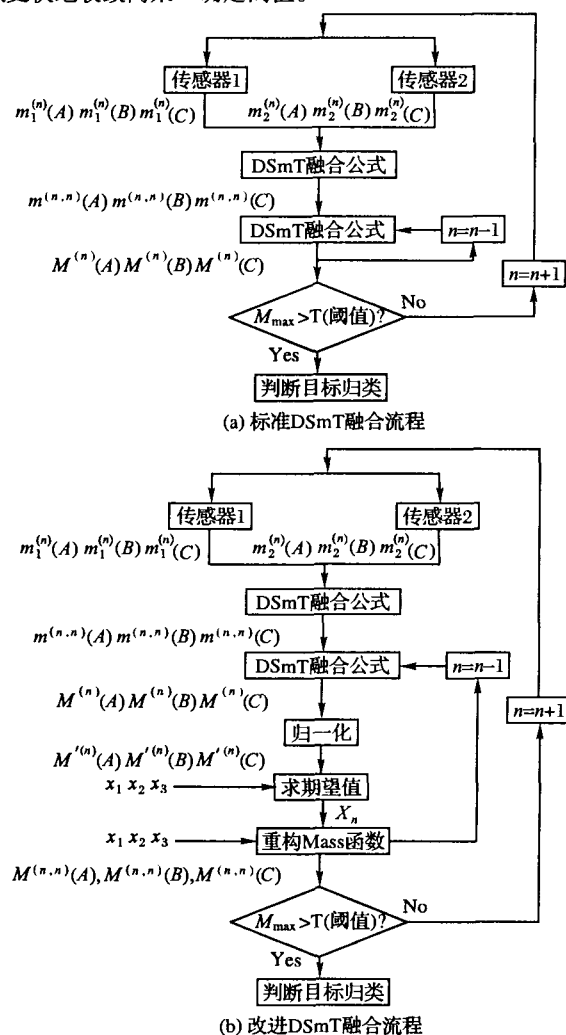


图1 标准DSmT和改进DSmT的融合流程

如图1(b)所示,第 n 拍得到两传感器基本置信指派为 $m_1^{(n)}(A), m_1^{(n)}(B), m_1^{(n)}(C)$ 和 $m_2^{(n)}(A), m_2^{(n)}(B), m_2^{(n)}(C)$,将此拍两传感器信息进行融合得到 $m^{(n,n)}(A), m^{(n,n)}(B), m^{(n,n)}(C)$,再与上一拍最终结果融合,得到 $M^{(n)}(A), M^{(n)}(B)$ 和 $M^{(n)}(C)$ 。将这三个mass函数进行归一化得到 $M'^{(n)}(A), M'^{(n)}(B)$ 和 $M'^{(n)}(C)$ 。假设这三个mass函数支持的目标矩特征分别为 x_1, x_2 和 x_3 ,求该拍数学期望 $X_n = M'^{(n)}(A) \times x_1 + M'^{(n)}(B) \times x_2 + M'^{(n)}(C) \times x_3$,以得到的 X_n 和三个目标的标准矩特征求欧氏距离,再重新构造基本置信指派得 $M^{(n,n)}(A), M^{(n,n)}(B)$ 和 $M^{(n,n)}(C)$,以用作和下一拍信息进行融合。

DSmT算法直接用来进行信息融合时,由于置信指派的分散,使得主焦元mass函数值相对较小,不易收敛,根本无法用来进行目标判决。考虑到置信指派分散主要是由于传感器得到的目标特征值不够准确,将 $M^{(n)}(A), M^{(n)}(B)$ 和 $M^{(n)}(C)$ 进行归一化,就是对 A, B, C 三个目标进行概率指派,求取特征值的数学期望得到一个更加精准的特征值,再用这个特征值进行mass函数重构就可以得到更加科学和准确的mass函数值。在这种融合规则下,主焦元mass函数值得到合理增大,可以很快收敛到阈值,弥补了DSmT算法的缺陷。

3 仿真分析

本文选取飞机的类型作为识别框架,即若有 n 类飞机, $\theta_1, \dots, \theta_n$,则 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$ 。识别过程是这样的:首先建立这 n 类飞机的模型库,即将飞机的某个姿态的图像通过边缘提取,然后求取矩特征^[5]。当目标图像到来时,同样要经过边缘提取而后提取矩特征。

设模式 a 与 b 所包含的特征有 m 个,即:

$$a = (a_1, a_2, \dots, a_m), b = (b_1, b_2, \dots, b_m) \quad (1)$$

则可用:

$$d = \|a - b\| = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_m - b_m)^2} \quad (3)$$

定义 a 与 b 的欧氏距离^[5]。

根据距离函数,定义证据 i 对目标 θ_j 的基本置信指派:

$$m_i(\theta_j) = (1 - \alpha) \cdot \exp(-d_{ij}) \quad (4)$$

其中 α 为噪声系数。当无噪声时, $\alpha = 0$;当噪声完全淹没了目标时, $\alpha = 1$ 。

考虑到无噪声时,认为没有不确定性, $m(\Theta) = 0$;当噪声完全淹没了目标时,从传感器来的数据无法确认任何目标,即完全不确定, $m(\Theta) = 1$ 。所以构造如下指派:

$$m_i(\Theta) = \alpha \cdot \prod_{j=1}^N (1 - m_i(\theta_j)) \quad (5)$$

N 表示库中飞机的类型数。然后对上述基本置信指派进行归一化处理,以满足其定义的要求。

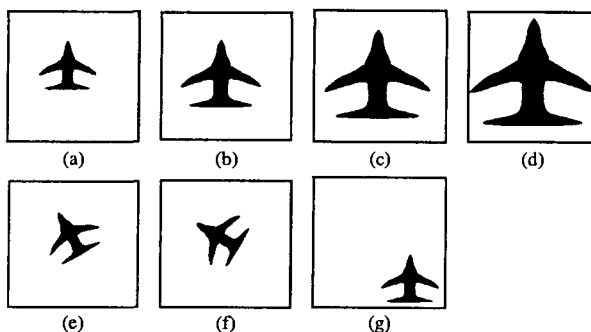


图2 第一类飞机不同姿态的7幅二维图像

采用三类飞机图像做了仿真试验^[5]。用CCD照相机拍摄飞机图像,在无噪情况下,Adobe Photoshop绘图软件生成二值图像,大小均存为 256×256 点阵。三类不同形状飞机共有21幅图像,每一类7幅,分别由标准图像经过放大、旋转及平移后得到。图2给出了第一类飞机不同姿态的7幅二维图像。

仿真中每一拍取某一类飞机不同图像2幅,共迭代5次,分别按照式(3)~(5)计算mass函数值,图3以图形的方式显示了采用DSmT算法和改进的DSmT算法进行序列图像融合时支持三个不同目标的mass函数的变化趋势。

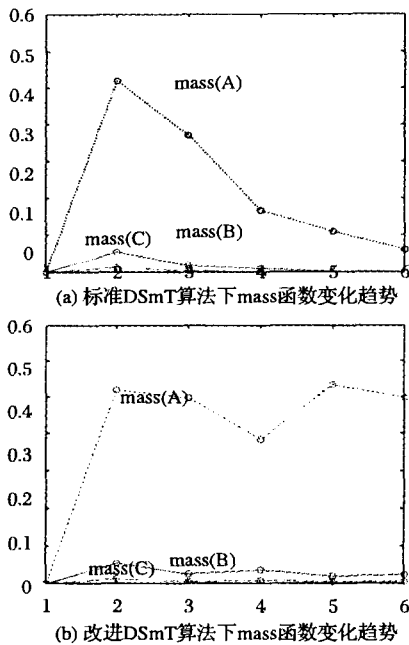


图3 两种融合算法下三个 mass 函数变化趋势对比

图3(a)显示了 DSMT 融合规则下支持三个目标飞机的 mass 函数的变化趋势。由于传感器得到的图像矩特征不够准确,每拍数据到来时,均将相当大一部分置信指派分配给了未知信息焦点和矛盾信息焦点,致使主焦点置信指派不够大,DSMT 融合规则采取乘法组合的方式,导致融合后的主焦点 mass 函数每次都要有相应的减小,以至主焦点 mass 函数 $m(A)$ 在第2拍开始一直呈下降趋势,无法收敛,因此无法进行最后的分类判断。而图3(b)则显示了使用改进 DSMT 算法进行融合时 mass 函数变化的趋势。在每拍数据融合后,我们采取加期望重构 mass 函数的方法,使得主焦点 mass 函数

数值得到合理增大,可以保证主焦点 mass 函数逐步增大,以至收敛到阈值。图3(b)显示主焦点的 mass 函数 $m(A)$ 可以很好地收敛到界定的阈值,而 $m(B)$ 和 $m(C)$ 则呈稳定下降趋势,满足进行分类判别的要求。可见本文提出的方法有效增大了每拍融合后的主焦点 mass 函数,使得主焦点 mass 函数可以快速收敛,以利于最后的判决。

4 结语

本文针对 D-S 证据推理存在的不能解决强冲突情况下信息融合的问题,分析了信息融合领域的最新成果——DSMT 推理理论,同时又针对该理论下焦点过多和置信过于分散下造成的 mass 函数不收敛问题,提出了一种快速收敛的 mass 函数迭代算法。仿真实验表明,该方法用于序列图像的目标识别可以使主焦点 mass 函数很好地收敛到阈值,以利于最后的目标分类判别。但是我们也注意到在第4幅图像和第6幅图像到来时由于该拍主焦点 mass 函数值较小导致融合后的主焦点 mass 函数值呈下降趋势,因此该方法仍有改进的必要。

参考文献:

- [1] 程咏梅,潘泉,张洪才,等. 信息融合图像识别算法及其在三维飞机图像识别中的应用研究[J]. 航空学报, 2004, 25(2): 176-179.
- [2] 戴冠中,潘泉,张山鹰,等. 证据推理的进展及存在问题[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(4).
- [3] DEZERT J. Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning[J]. Information & Security, 2002, 9.
- [4] DEZERT J, SMARANDACHE F. On the generation of hyper-powersets for the DSMT[A]. Proceedings of Fusion2003 Conference[C]. Cairns, Australia, 2003.
- [5] 程咏梅,潘泉,张洪才,等. 计算机智能图像识别算法研究[J]. 计算机应用, 2004, 24(2)

(上接第2043页)

