证据源权重的计算及其在证据融合中的应用

孟光磊 龚光红

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院,北京 100191)

摘 要:证据融合是提高目标识别准确性的有效方法.为了解决高度冲突证据融合时产生不合理结果的问题,提出了证据源权重的评定原则.引入了证据距离的概念,根据证据源权重的评定原则,提出了证据源权重的计算方法,实现了对各传感器证据的按权相加修正,从而在信息融合之前消除了冲突证据,避免了不合理结果的产生.为了有效利用先验知识,提高目标识别的效率,分两种情况设计了证据融合的方案,并进行了融合复杂性分析.分别对两种证据融合方案进行了仿真试验并进行了比较分析,仿真结果验证了使用证据融合进行目标识别的有效性.

关 键 词:传感器网络;信息融合;复杂性

中图分类号:TP 391.9

文献标识码:A **文 章 编 号**:1001-5965(2010)11-1365-04

Weight coefficients calculation for evidence sources and it's application in evidences fusion

Meng Guanglei Gong Guanghong

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Evidences fusion is an effective approach for improving target identification. In order to solve the unreasonable results generated by conflictive evidences, the assessment principle for weight coefficients of evidence sources was proposed. The evidence distance concept was introduced and a calculation method for weight coefficients of evidence sources was proposed according to the assessment principle for weight coefficients of evidence sources. Evidences from multiple sensors were modified and added with these weight coefficients. As a result, evidences conflict is dissolved and unreasonable results are avoided. For the purpose of efficiently utilizing the transcendent knowledge and accelerating target identification, two evidence-fusion schemes were designed and the fusion complexation was analyzed. Simulations were carried out to test the two evidence-fusion schemes, and the results verify the validity of the schemes in target identification.

Key words: sensor networks; information fusion; complexation

近年来使用传感器网络进行信息收集和监控成为信息技术发展的一种新趋势.在军事领域,多种传感器如合成孔径雷达(SAR,Synthetic Aperture Radar)、红外探测器(IRD, Infrared Detector)、电子支援测量装置(ESM,Electrical Support Measures)等,被部署在战场中用于目标识别和跟踪.这些传感器可被安装于多种作战或侦察平台上.每个传感器可被视为一个证据源,从这些证据源中获得的目标信息具有不确定性,如每个证据源给出一个候选目标类型的列表,并且每个目标类型都有一个信度值.如何从多个证据源中获得信息,从而形成一张精准、实时的战场视图,对指挥员做出正确的判断和决策具有重要意义.

目前,不确定性信息融合技术的开发主要基于两种方法.一种是贝叶斯网络方法;另一种是证据理论(DS,Dempster-Shafer)方法.贝叶斯网络的推理,需要满足很强的假设条件,而有些条件在动态战场环境信息融合中很难被满足.证据理论放宽了贝叶斯网络方法中对于论域中元素必须互斥和需要先验条件概率知识的限制,在信息融合的属性融合方面得到了广泛的应用[1-6].使用传

收稿日期:2009-09-30

基金项目:总装备部装备预研重点基金资助项目(9140A04040106HT0801)

作者简介:孟光磊(1982-),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士生,mengguanglei@gmail.com.

统的证据理论进行证据融合时，存在问题：①认为来自所有传感器的证据的信度是相同的，这在某些情况下并不合理；②当存在冲突证据时会导致不合理推论结果的产生. 文献[1－2]只考虑了所有证据信度相同的情况. 文献[3－4]虽然提出了给证据分配权重，却没有给出权重的确定方法，而且没有提出冲突证据融合时产生不合理结果的解决方案. 本文旨在研究上述问题，并提出基于证据融合进行目标识别的有效方法.

1 DS理论和冲突证据融合分析

DS理论定义了一个辨识框架U，由互斥且穷举的元素构成，问题域空间为2^{U}.

定义1 $m:2^{U}\rightarrow[0,1]$为信度指派函数，满足：① $m(\varnothing)=0$；② $0\leqslant m(A)\leqslant 1$，$\forall A\subset 2^{U}$；③ $\sum_{A\subset 2^{U}} m(A)=1$. 其中，A称为焦元. DS理论提供了公式(1)，可以合成多个证据源的证据.

$$\left.\begin{aligned} m(A)&=\frac{1}{1-k}\sum_{A_i\cap B_j\cap C_l\cdots=A} m_1(A_i)m_2(B_j)m_3(C_l)\cdots\\ k&=\sum_{A_i\cap B_j\cap C_l\cdots=\varnothing} m_1(A_i)m_2(B_j)m_3(C_l)\end{aligned}\right\} \tag{1}$$

其中k的大小反映了证据冲突程度，系数$1/(1-k)$称为归一化因子，它的作用是为了避免在合成时将非零的概率赋给空集.

式(1)在证据高度冲突时会产生不合理的推理结果，例如证据1，2分别为

$m_1(A)=0.99$　$m_1(B)=0.01$　$m_1(C)=0$

$m_2(A)=0$　$m_2(B)=0.01$　$m_2(C)=0.99$

运用式(1)对证据1，2合成后的结果为$m(A)=m(C)=0$，$m(B)=1$. 通过对证据1，2分析可发现，B在两组证据中的信度都很低，但在融合后的结果中B的信度变化为1，A和C的信度变化为0，很明显这种结果是不合理的.

文献[5]认为在多组高度冲突证据融合过程中产生不合理结果的原因，多数情况下是证据源的不准确造成的. 文献[1]提出了先对证据源进行朴素平均加权处理，再运用DS算法进行融合的思路，取得了比传统DS算法合理的结果，但这种将所有证据源平等看待的想法，通常情况下并不十分合理. 因为在实际应用中，传感器受到使用环境的影响和自身测量范围与精度的限制，其信度应该是不同的. 文献[3－4]根据经验对证据源的权重进行赋值，得到了较为合理的融合结果，但这种方法依赖主观经验，不适于在对证据源信度未知的情况下应用.

2 证据源权重的计算方法

本文对于证据源权重评定的原则是：如果已知某个证据源X的信度最高，那么X的权重应该最大，其他证据源按照其探测结果与X探测结果的相似程度进行排序，相似程度高的权重大. 如果对于哪个证据源的信度最大未知，那么按照每个证据源的探测结果受其他证据源探测结果支持程度的高低进行权重排序，受支持程度高的权重大. 在介绍具体的证据源权重计算方法之前，首先引入证据距离的概念[6].

定义2 设m_1，m_2是辨识框架U的两个基本概率指派函数，U中含有N个互斥的元素. 那么m_1和m_2之间的距离为

$$d(m_1,m_2)=\sqrt{\frac{1}{2}(\boldsymbol{m}_1-\boldsymbol{m}_2)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{D}(\boldsymbol{m}_1-\boldsymbol{m}_2)} \tag{2}$$

其中，$\boldsymbol{m}_1$，$\boldsymbol{m}_2$分别为由m_1，m_2在2^{U}中所有元素上的取值组成的行向量；$\boldsymbol{D}$为$2^{N}\times 2^{N}$的矩阵，它的元素为

$$\boldsymbol{D}(A,B)=\frac{|A\cap B|}{|A\cup B|}\quad A,B\in 2^{U} \tag{3}$$

若$d(m_1,m_2)$愈大，则m_1和m_2间的差别愈大. $d(m_1,m_2)$具有如下性质：①$0\leqslant d(m_1,m_2)\leqslant 1$，并且仅当$m_1=m_2$时，$d(m_1,m_2)=0$；②$d(m_1,m_2)=d(m_2,m_1)$；③$d(m_1,m_2)\leqslant d(m_1,m_3)+d(m_3,m_2)$.

根据证据源间的距离公式，可以计算任一证据源i同其他证据源的总距离为

$$\xi_i=\sum_{k,k\neq i} d(m_i,m_k) \tag{4}$$

ξ_i反映了证据源i受其他证据的支持程度，ξ_i愈小所受的支持程度愈大.

根据证据源权重的评定原则和证据距离的度量方法，得到证据源权重的计算方法如下：

1) 如果已知某一证据源j的信度最高，则根据式(5)计算各证据源的权重：

$$\left.\begin{aligned} &\sum_k w_k=1\\ &w_k=[1-d(m_j,m_k)]\,w_i\quad 0\leqslant d(m_j,m_k)\leqslant 1\end{aligned}\right\} \tag{5}$$

2) 如果对哪个证据源的信度最高未知，则认为具有最小ξ_i的证据源具有最高的信度，然后使用式(5)计算出各证据源的权重.

3　证据融合的方案设计

对于己方拥有的不同类型的机载传感器,通常可以判断其信度孰高孰低,而对于相同类型的机载传感器,却难于判断其信度的比较结果.为了有效利用先验知识,提高目标识别的效率,决定分两种情况分别采用不同的方案实现机载传感器网络信息融合.

方案 1　当对于哪种类型传感器的信度最高未知时,用如下方法进行传感器网络信息融合.

采用层次化的信息融合方法.每一层中只包含相同类型的传感器,如果某一层的传感器数量较多,还可以继续分层.信息融合的过程是:①分别对属于相同层的传感器进行信息融合;②根据其融合结果,再进行异类传感器的信息融合.信息融合之前,都要先采用第 2 节中的方法计算证据源的权重,对来自于各传感器的证据进行按权相加修正,再使用 DS 算法进行 $m-1$ 次信息融合(m 表示同层传感器的总数目),这样在融合之前就消除了冲突证据,避免了不合理结果的产生.在确定同层证据源的权重时需要对证据源间的距离进行$(m-1)!$ 次运算,所以证据源权重的计算复杂性随着证据源的个数成指数增加.这种信息融合方案的优点是仅对同层传感器进行信息融合,减少了证据源权重的计算量,减轻了运算负担,加快了信息融合的速度.

方案 2　当已知某种类型传感器的信度最高时,采用如下方法进行机载传感器网络信息融合.仅在具有最高信度的那类传感器中,计算出每个传感器与其他同类传感器的证据总距离 ξ_i,查询出具有最小 ξ_i 的传感器,认为其具有最高的信度.然后根据第 2 节中的方法 1)计算证据源权重.在得到各传感器的权重之后,先对来自于各传感器的证据进行按权相加修正,再使用 DS 算法对修正后的一致证据进行 $n-1$ 次融合(n 表示传感器的总数目).

方案 1 与方案 2 所需进行的证据融合总次数相同,都是 $n-1$ 次,但方案 2 充分利用了先验知识,其对证据源权重的计算量要小于方案 1.

4　仿真示例

为验证本文设计方法的有效性,采用仿真方法进行测试.设识别框架为 $U=\{O_1,O_2,O_3,O_4,O_5\}$,其中 O_1 表示歼击机,O_2 表示轰炸机,O_3 表示客机,O_4 表示导弹,O_5 表示其他机型.设机载传感器网络中包含 3 种类型的传感器,分别是 ESM,IRD,SAR,每种类型的传感器又各包含 3 个传感器.各传感器对于某一未知类型飞行器的判断结果如表 1 所示.

表 1　各机载传感器对某一未知类型飞行器的判断结果

传感器	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5
ESM1	0.30	0.26	0.23	0.06	0.15
ESM2	0	0.18	0.15	0.57	0.10
ESM3	0.33	0.29	0.27	0.03	0.08
IRD1	0.38	0.20	0.18	0.12	0.12
IRD2	0.40	0.17	0.14	0.20	0.09
IRD3	0.20	0.24	0.20	0.17	0.19
SAR1	0.50	0.14	0.14	0.11	0.11
SAR2	0.52	0.13	0.11	0.18	0.06
SAR3	0.41	0.16	0.17	0.15	0.11

例 1　假设对于哪类传感器的信度最高未知.为便于对仿真结果进行比较分析,本文采用 3 种方法进行机载传感器信息融合,分别是经典 DS 算法,文献[1]方法和本文设计的方案 1.将同类传感器置于同一层次,信息融合后的结果如表 2 所示.异类机载传感器信息融合后的最终目标识别结果如表 3 所示.

从表 2 中能够看出,在同层机载传感器信息融合过程中,经典DS算法在高度冲突证据存在

表 2　同层机载传感器信息融合后的结果

方法	ESM1,ESM2,ESM3	IRD1,IRD2,IRD3	SAR1,SAR2,SAR3
经典 DS	$m(O_1)=0, m(O_2)=0.540\,437$ $m(O_3)=0.370\,923, m(O_4)=0.040\,855$ $m(O_5)=0.047\,785$	$m(O_1)=0.611\,276, m(O_2)=0.164\,079$ $m(O_3)=0.101\,343, m(O_4)=0.082\,041$ $m(O_5)=0.041\,261$	$m(O_1)=0.920\,346, m(O_2)=0.025\,141$ $m(O_3)=0.022\,603, m(O_4)=0.025\,642$ $m(O_5)=0.006\,268$
文献[1]	$m(O_1)=0.202\,120, m(O_2)=0.314\,453$ $m(O_3)=0.221\,987, m(O_4)=0.232\,391$ $m(O_5)=0.029\,049$	$m(O_1)=0.631\,490, m(O_2)=0.152\,292$ $m(O_3)=0.094\,341, m(O_4)=0.078\,936$ $m(O_5)=0.042\,941$	$m(O_1)=0.918\,136, m(O_2)=0.024\,964$ $m(O_3)=0.023\,262, m(O_4)=0.026\,746$ $m(O_5)=0.006\,892$
方案 1	$m(O_1)=0.297\,212, m(O_2)=0.336\,661$ $m(O_3)=0.242\,235, m(O_4)=0.094\,234$ $m(O_5)=0.029\,658$	$m(O_1)=0.645\,673, m(O_2)=0.146\,888$ $m(O_3)=0.091\,571, m(O_4)=0.075\,513$ $m(O_5)=0.040\,355$	$m(O_1)=0.918\,932, m(O_2)=0.024\,808$ $m(O_3)=0.023\,136, m(O_4)=0.026\,182$ $m(O_5)=0.006\,942$

表 3　异类机载传感器信息融合后的结果

方法	O_1	O_2	O_3	O_4	O_5

经典DS	0	0.701 650	0.267 411	0.027 050	0.003 889
文献[1]	0.964 617	0.021 333	0.007 028	0.006 934	0.000 088
方案1	0.989 885	0.007 073	0.002 432	0.000 572	0.000 038

的情况下融合结果不合理;文献[1]和本文的方法都能得到合理的结果,但本文的方法考虑了不同传感器间的权重差别,更加合理.从表3能够看出,最终本文方案1和文献[1]的方法都收敛到O_1,即判断目标的类型是歼击机,而且本文的方法收敛精度更高.在主频3.0 GHz,内存1 GB的电脑上进行编程测试,得到方案1最终融合结果的时间为1.22 ms.

例2 如果已知哪类传感器的信度最高,则运用本文方案2进行机载传感器信息融合.假设已知3类传感器的信度排序为ESM<IRD<SAR,方案2进行信息融合后的结果如表4所示.

表4 方案2每次信息融合后的结果

信度	迭代次数							
	1	2	3	4	5	6	7	8
$m(O_1)$	0.551 793	0.722 817	0.843 855	0.916 773	0.956 834	0.977 857	0.988 671	0.994 196
$m(O_2)$	0.159 004	0.111 808	0.070 070	0.040 864	0.022 894	0.012 560	0.006 817	0.003 680
$m(O_3)$	0.129 850	0.082 514	0.046 730	0.024 628	0.012 469	0.006 182	0.003 032	0.001 479
$m(O_4)$	0.107 058	0.061 772	0.031 765	0.015 200	0.006 988	0.003 145	0.001 400	0.000 621
$m(O_5)$	0.052 295	0.021 089	0.007 580	0.002 535	0.000 815	0.000 256	0.000 080	0.000 024

表4中的第1行表示对经过加权修正后得到的一致证据进行融合的次数.从表4中可以看出,当经过8次融合后,目标识别结果收敛到O_1.在主频3.0 GHz,内存1 GB的电脑上进行编程测试,得到方案2最终融合结果的时间为0.98 ms,比方案1具有更快的收敛速度.

5 结 论

利用机载传感器网络信息融合进行目标识别是提高目标识别准确性的有效手段.针对高度冲突证据情况下,DS算法产生不合理融合结果的问题,提出了证据源权重的计算方法,从而通过对原始证据进行加权修正,消除了冲突证据,避免了不合理结果的产生.针对不同类型机载传感器信度比较结果已知和未知两种情况,分别设计了相应的信息融合方案,达到了有效利用先验知识,提高信息融合效率的目的.仿真示例验证了本文方法的有效性,而且实时性能好.

参考文献(References)

[1] Murphy R R. Dempster-Shafer theory for sensor fusion in autonomous mobile robots[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation,1998,14(2):197-206

[2] 邓勇,朱振福,钟山.基于证据理论的模糊信息融合及其在目标识别中的应用[J].航空学报,2005,26(6),754-758
Deng Yong,Zhu Zhenfu,Zhong Shan. Fuzzy information fusion based on evidence theory and its application in target recognition[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2005,26(6):754-758(in Chinese)

[3] 李楠,曲长文,苏峰,等.基于证据组合理论的多传感器目标识别算法[J].弹箭与制导学报,2009,29(2),217-220
Li Nan, Qu Changwen, Su Feng, et al. The algorithm of multi-sensor target identification based on evidence combination theory[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance,2009,29(2):217-220(in Chinese)

[4] 柳毅,高晓光,卢广山,等.基于加权证据组合的多传感器目标识别[J].系统工程与电子技术,2003,25(2),1475-1478
Liu Yi, Gao Xiaoguang, Lu Guangshan, et al. Multi-sensor target recognition based on the weighted evidencecombination[J]. Systems Engineering and Electronics,2003,25(2):1475-1478 (in Chinese)

[5] Haenni R. Comments on about the belief function combination and the conflict management problem[J]. Information Fusion,2002(3):149-162

[6] Anne-L J, Dominic G, Eloi B. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion,2001(2):91-101

[7] Jian Yonglin, Wen Dongxiao, Lewis F L, et al. Energy-efficient distributed adaptive multi-sensor scheduling for target tracking in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement,2009,58(6):1886-1896

[8] Waske B, Benediktsson J A. Fusion of support vector machines for classification of multisensor data[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing,2007,45(12):3858-3866

[9] Chanussot J, Mauris G, Lambert P. Fuzzy fusion techniques for linear features detection in multi-temporal SAR images [J]. IEEE Trans on Geosci Remote Sensing,1999,37(3):1292-1305

[10] Beynon M, Curry B, Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modeling[J]. Omega,2000(28):37-50

[11] Chiang H, Moses R L, Potter L C. Model-based classification of radar images[J]. Information Theory,2000,46(5):1842-1854

[12] Ma B, Lakshmanan S, Hero A O. Simultaneous detection of lane and pavement boundaries using model-based multisensor fusion[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems,2000,1(3):135-147

[13] Zhang Lan, Henry Leung, Chan K. Information fusion based smart home control system and its application[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics,2008,54(3):1157-1165

(编 辑:刘登敏)