光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021.01.022

基于改进 D-S 证据理论的数据融合目标分类

周文文，万晓冬，李　文

（南京航空航天大学 自动化学院，南京 211106）

摘　要： 首先采用分类算法对 MSTAR 数据集进行十类目标分类识别、三类目标的变体分类识别，然后根据分类调参过程中的先验知识修正证据即分类器输出，构造基本置信函数，并采用改进的合成规则即基于冲突系数 K 和 Pignistic 概率距离相结合的冲突度量方法，对冲突证据采用按比例分配冲突度的合成规则进行合成。未融合时，三类目标的变体分类准确率最高为 93.553%，融合后三类目标变体分类识别率为 95.092%，提升幅度约是理想状态的 37%。

关键词： D-S 证据理论；数据融合；目标分类；冲突分配；MSTAR 数据集；Pignistic 概率距离

中图分类号： TP391.41　**文章编号：** 1001－5868(2021)01－0121－06

Data Fusion Target Classification Based on Improved D-S Evidence Theory

ZHOU Wenwen，WAN Xiaodong，LI Wen

（College of Automation，Nanjing University of Aeronautics and Astronautics，Nanjing 211106，CHN）

Abstract： In this paper，the classification algorithm is used to classify and recognize ten types of targets and three types of target variants on the MSTAR data set. Then，according to the prior knowledge in the classification adjustment process，the evidence is corrected，namely the output of the classifier，and the basic confidence function is constructed. The improved combination rule is a conflict measurement method based on the combination of the conflict coefficient K and the Pignistic probability distance，and the conflict evidence is synthesized by the combination rule that distributes the conflict degree in proportion. Without fusion，the highest classification accuracy rate of the three types of target variants is 93.553%. After fusion，the classification and recognition rate of the three types of target variants is 95.092%，which is increased by about 37% of that of the ideal state.

Key words： D-S evidence theory；data fusion；target classification；distribution of conflict；MSTAR data set；Pignistic probability distance

0　引言

雷达图像的解译在现代军事应用中具有重要意义，随着雷达图像精度的提高，通过雷达图像解译进行目标识别已成为军事研究的热点。D-S 证据理论对不确定信息具有良好的表达，在智能决策、数据融合、专家系统等方面应用广泛[1]。

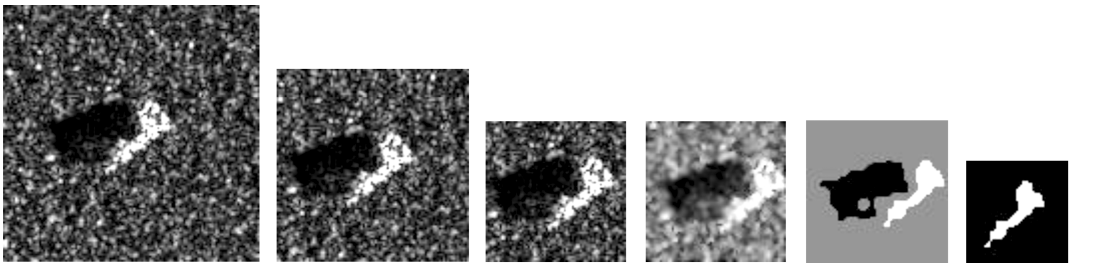
本文采用 D-S 证据理论对不同分类算法的分类结果进行融合，从而给出更加精确的分类结果决策。传统的 D-S 证据理论存在一定的局限性，如全冲突悖论（两条证据冲突因子为 1，无法使用合成规则）、0 信任悖论（一票否决）、1 信任悖论等[1]。研究人员对此进行了改进，改进方法主要分为两类：一类是对合成规则进行改进，另一类是对证据本身进行修正。本文在这两类改进方法的基础上，结合实际应用需要，对证据理论进行了改进，以提高分类准确率。

收稿日期：2020－11－05.

* 通信作者：周文文　E-mail：zhouww00@163.com

1 分类算法的选取

MSTAR 数据集可视化操作完成后，需要对图像进行预处理以便后续分类。十类目标的图像大小不一，变体目标尺寸均为 128×128，故统一修改为 128×128（如图 1(a)所示），然后再进行其他处理。图 1(b)和(c)分别是对原图进行 96×96，70×70 剪切后所得；图 1(d)是在图 1(c)的基础上进行对数变换、滤波操作后的图像；图 1(e)是在图 1(d)的基础上又进行了阈值分割，图中黑色部分是目标的阴影，白色部分是目标，灰色部分是背景，尺寸还是 70×70；图 1(f)是 50×50 的目标轮廓图，由原图进行截切、对数变换、滤波、阈值分割后所得，其中白色部分是目标，黑色部分是背景。



(a) 128×128 (b) 96×96 (c) 70×70 (d) 70×70 (e) 70×70 (f) 50×50

图 1 示例图

本文利用 D-S 证据理论进行融合的是各分类器的分类结果（本文分类算法由 python 的 sklearn 库实现），故本文对 MSTAR 数据集可视化和预处理后，共选取了六种分类算法对处理后的数据集进行分类操作，六种分类算法分别是逻辑回归（Logistics Regression，LOGITR）、K 最近邻域（K-Nearest Neighbor，KNN）、支持向量机（SVM）、随机森林（Random Forests，RF）、梯度提升树（Gradient Boosting Decison Tree，GBDT），以及多层感知机（Multilayer Perceptron，MLP，人工神经网络）。

由于十类目标的尺寸、方向和角度均不同，为保留目标和阴影的完整，最小只能截切为 96×96，如图 1(b)所示，对该类型的十类目标图像进行分类操作，对各算法进行调参后，分类结果如表 1 所示。

表 1 十类目标的分类结果

目标	SVM	KNN	LOGITR	RF	GBDT	MLP
图 1(b)	99.542%	99.080%	97.361%	98.251%	97.818%	97.585%

由于十类目标的分类识别准确率较高，故没有进行后续操作，本文的证据融合主要集中在三类目标变体的识别上。三类目标分别是 BMP2_SN_9563，BMP2_SN_9566，BMP2_SN_C21，BTR70_SN_C71，T72_SN_132，T72_SN_812，T72_SN_S7，前三者均是 BMP2 的不同型号变体，后三者均是 T72 的同型号变体。为分类出正确的变体型号，在做变体识别分类时，将它们作为七个小类别来进行分类。对图 1 所示的不同处理后目标图像进行不同分类算法调参后的分类准确率结果如表 2 所示。

表 2 变体目标的分类准确率

目标	SVM	KNN	LOGITR	RF	GBDT	MLP
图 1(b)	92.604%	91.912%	81.172%	86.176%	81.956%	86.220%
图 1(c)	93.277%	93.787%	80.220%	86.857%	83.321%	87.201%
图 1(d)	93.172%	95.121%	68.645%	84.776%	82.007%	80.762%
图 1(e)	70.535%	78.487%	47.472%	59.423%	59.348%	56.842%
图 1(f)	79.216%	75.385%	65.421%	73.400%	70.886%	70.615%

对图 1(e)和(f)所示类型的图像进行镜像和旋转操作以增加样本数据来提高分类准确率，但分类结果与上述结果的准确率相差无几，只有非常小幅度的变动。GBDT 和 MLP 算法运行更耗时，同时参考表 2 的分类准确率，基于目标识别的实时性要求，不采用这两种算法结果进行决策融合；LOGIT 算法准确率较低，为保证融合结果的准确率，此算法亦不进行融合。故最终选取 SVM，KNN 和 RF 对图 1(c)类型图像的分类结果作为 D-S 证据理论的基本信任函数重构的基础。

2 D-S 证据理论和现有改进规则

2.1 D-S 证据理论简介

D-S 证据理论是依托识别框架 Θ 而存在的，在识别框架上定义基本信任分配函数 m，信任函数 Bel 和似然函数 Pl。基本信任分配函数表示证据建立时信任程度的初始分配，而信任函数和似然函数则需要利用 Dempster 进行合成。其中 $m(A)$ 表示证据对命题 A 的信任程度；Bel(A) 表示对命题 A 为真的信任程度；Pl(A) 表示对命题 A 非假的信任

程度。[Bel(A),Pl(A)]表示对命题 A 为真既信任又不信任的区间,即对命题 A 为真的不确定程度。

定义 1:D-S 合成规则[2-3]。假设识别框架 Θ 下的两个证据 E_1 和 E_2,对应的基本信任分配函数分别是 m_1 和 m_2,焦元分别为 X_i 和 Y_j,则合成规则为

$$m(A)=\begin{cases}\dfrac{\sum_{X_i\cap Y_j=A}m_1(X_i)m_2(Y_j)}{1-K}, & A\neq\varnothing\\ 0, & A=\varnothing\end{cases} \tag{1}$$

式中,K 为冲突系数($1-K$ 为正则化因子),表示证据之间的冲突程度,公式如下:

$$K=\sum_{X_i\cap Y_j=\varnothing}m_1(X_i)m_2(Y_j) \tag{2}$$

由上述合成规则可知,D-S 合成规则是对两条证据进行融合的法则,融合后产生的新的基本信任函数可以作为新证据参与 3 条及以上证据融合的后续合成规则的计算。

2.2　现有合成规则的几个改进方法

D-S 合成规则不适用于对高度冲突的证据进行合成,研究人员提出了多种改进方法。Yager 规则[4]将冲突证据分配到识别框架 Θ 中,而不是识别框架 Θ 的子集,该方法增加了证据合成的不确定性,且实用性不强;Murphy 规则[5]是将 n 条证据的基本信任分配值进行平均,对平均后所得的基本信任分配函数进行 $n-1$ 次 D-S 规则合成,但该规则否定了证据件的关联且忽略了冲突证据的作用;文献[6]提出了加权合成的思想;Jousselme 距离[7]提出后,文献[8]提出了利用 Jousselme 证据距离计算出各证据的支持度和可信度;文献[9]提出了按比例分配冲突度的方法,在冲突证据处理中表现很好;文献[10]在文献[9]的基础上提出基于可信度的按比例分配冲突度方法,但是计算量增大很多且结果并没有得到很大的优化;文献[11]提出了在 2^{Θ} 上的 Pignistic 概率距离的加权合成思想。

Liu[12]提出了基于传统冲突因子 K 和 Pignistic 概率距离的二元数组来表述证据间的冲突程度,但并未给出具体的度量公式;文献[13]根据文献[12]给出的二元组,定义点到线的距离作为冲突度量进行 D-S 证据理论的融合;文献[14]和文献[15]分别定义了两者的平方平均数和算数平均数作为最终冲突度量。

3　本文的融合方法

3.1　合成规则的改进

冲突证据处理的第一步就是判定冲突程度,传统的冲突因子 K[3]被认为忽略了证据间固有的差异性,仅仅考虑证据间的非包容性,故 Jousselme[7]提出了利用证据间的距离来衡量证据间的冲突,Liu[12]提出了利用传统冲突因子 K 和 Pignistic 概率距离的二元数组来表述证据间的冲突程度。

定义 2:Pignistic 概率距离。设识别框架 Θ 下的两个证据对应的基本信任分配函数分别是 m_1 和 m_2,则这两个证据直接的 Pignistic 概率距离为

$$\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2}=\max(|\,\mathrm{Bet}\,P_{m_1}(A)-\mathrm{Bet}\,P_{m_2}(A)\,|) \tag{3}$$

$$\mathrm{Bet}\,P_m(A)=\sum_{x\subseteq A}\mathrm{Bet}\,P_m(x) \tag{4}$$

式(4)中的 $\mathrm{Bet}\,P_m(x)$为 Pignistic3 概率函数,定义为

$$\mathrm{Bet}\,P_m(x)=\sum_{x\subseteq A\subseteq\Theta}\frac{m(A)}{|A|(1-m(\varnothing))}m(\varnothing)\neq 1 \tag{5}$$

式中,$|A|$为集合 A 的势,即集合 A 中元素的个数。

Liu[12]提出了将传统冲突因子 K 和 Pignistic 概率距离相结合的二元冲突度量法的思想,并验证了该方法在理论上的可行性,但是 Liu 并没有给出准确的二元冲突的度量公式。文献[13]在 Liu 的基础上提出将两个元素映射到直角坐标系中,即一个点,计算该点到直线 $y+x=0$ 的距离,该距离即是冲突程度,如下式:

$$d_{ij}=\frac{K_{ij}+\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2}}{\sqrt{2(K_{ij}^2+\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2^2})}} \tag{6}$$

该公式化简后,根据基本不等式可知 d_{ij} 始终大于 $1/\sqrt{2}$(约等于 0.707)。

文献[14]提出将两个元素映射到直角坐标系后,计算该点到原点的距离并进行归一化操作,即

$$d_{ij}=\sqrt{0.5\times(K_{ij}^2+\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2^2})} \tag{7}$$

文献[15]则是直接对这两者进行求平均,即

$$d_{ij}=0.5\times(K_{ij}+\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2}) \tag{8}$$

文献[13]提出的距离公式中因为 K_{ij} 和 $\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2}$ 均是非负的,所以当 K_{ij} 和 $\mathrm{difBet}\,P_{m_1}^{m_2}$ 为正时,不论其值为多少,d_{ij} 的值都大于 $1/\sqrt{2}$,使可能原本并不冲突的证据采用此冲突度量方法后成为冲突证

据，故本文不采用此种度量方法。文献[15]的方法也存在一定问题，不能够反映出两者的独立特性。相对地，文献[14]的公式更加合理，只有两者都很大或者都很小时，最终冲突才是大或者小的。

本文采用文献[14]和文献[15]的方法进行冲突度量，不冲突的证据直接进行 D-S 规则的合成，冲突证据采用按比例分配冲突度的合成规则进行处理。按比例分配冲突法合成规则如下：

假设识别框架 Θ 下的两个证据 E_1 和 E_2，对应的基本信任分配函数分别是 m_1 和 m_2，焦元分别为 X_i 和 Y_j，则合成规则为

$$m(A)=\begin{cases}\sum\limits_{X_i\cap Y_j=A} m_1(X_i)m_2(Y_j)+\Delta(A), & A\neq\varnothing\\ 0, & A=\varnothing\end{cases} \tag{9}$$

$$\Delta A=\sum_{A\cap Y_j=\varnothing}\rho(A,Y_j)+\sum_{A\cap X_i=\varnothing}\sigma(A,X_i) \tag{10}$$

$$\rho(A,Y_j)=\begin{cases}\dfrac{m_1(A)m_1(A)m_2(Y_j)}{m_1(A)+m_2(Y_j)}, & m_1(A)+m_2(Y_j)>0\\ 0, & m_1(A)+m_2(Y_j)=0\end{cases} \tag{11}$$

$$\sigma(A,X_i)=\begin{cases}\dfrac{(A)m_2(A)m_1(X_i)}{m_2(A)+m_1(X_i)}, & m_2(A)+m_1(X_i)>0\\ 1\text{ 或 }0, & m_2(A)+m_1(X_i)=0\end{cases} \tag{12}$$

基于可信度的按比例分配合成规则与上述合成规则(9)和(10)大致相同，只是其中式(10)的组成公式与式(11)和式(12)有小部分地方有所不同，具体如下，其中可信度 crd 的计算公式可参见文献[8]。

$$\rho'(A,Y_j)=\begin{cases}\dfrac{\mathrm{crd}_1 m_1(A)m_1(A)m_2(Y_j)}{\mathrm{crd}_1 m_1(A)+crd_2 m_2(Y_j)}, & \mathrm{crd}_1 m_1(A)+\mathrm{crd}_2 m_2(Y_j)>0\\ 0, & \mathrm{crd}_1 m_1(A)+\mathrm{crd}_2 m_2(Y_j)=0\end{cases} \tag{13}$$

$$\sigma'(A,X_i)=\begin{cases}\dfrac{\mathrm{crd}_2 m_2(A)m_2(A)m_1(X_i)}{\mathrm{crd}_2 m_2(A)+\mathrm{crd}_1 m_1(X_i)}, & \mathrm{crd}_2 m_2(A)+\mathrm{crd}_1 m_1(X_i)>0\\ 0, & \mathrm{crd}_2 m_2(A)+\mathrm{crd}_1 m_1(X_i)=0\end{cases} \tag{14}$$

3.2 证据的修正

KNN 变体目标分类调参后，最优准确率情况下输出的结果与其他证据存在高度的冲突。因为最优准确率时的 KNN 算法仅采用 1 个最近、最相似的图像标签作为自己的标签，从而导致某个标签的概率只能是 1 或 0，而不存在像参考最近相似的多个图像标签的投票结果作为自己的标签。在舍弃较优准确率换取较低冲突的基本信任函数合成效果不理想后，基于分类算法调参过程中获得的先验知识，对 KNN 的分类输出进行了相关修正，重新构造了基本置信函数，采用新的基本置信函数参与合成。

A 大类存在不同型号的三种变体，分别为 A_1，A_2，A_3，B 没有变体的存在，C 大类也存在三种不同型号的变体 C_1，C_2，C_3。在调参过程中，发现在进行变体分类时，某待分类的目标若被误分类，则被误分类为同类别的变体概率比被误分为其他类别的概率高很多倍，即 A_1 被误分为 A_2 或 A_3 的概率比误分为 B 类或 C 类目标的概率高出至少一个数量级(具体可以参见后续的融合示例)。基于此先验知识，对 KNN 的分类输出进行修正，具体修正结果示例参见表 3。

单标签的分类不存在结果既是 A 标签也是 B 标签的情况，故所有标签结果的概率之和应为 1。修正 1 只是单纯为了避免一票否决，保证其他两条证据参与合成，故将输出概率为 0 的标签都改为 0.01，概率为 1 的标签改为 0.94；修正 2 是在修正 1 和变体分类识别调参过程中获得的先验知识——同类型的变体被误分类的概率远远高于其他类别，将输出概率为 1 的标签改为 0.74，其同类变体标签概率改为 0.1，其他非同类标签改为 0.01，实验结果也表明修正 2 的证据合成效果更好。

表 3 证据修正示例表

证据	A_1	A_2	A_3	B	C_1	C_2	C_3
原始输出	0	1	0	0	0	0	0
修正 1	0.01	0.94	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
修正 2	0.11	0.74	0.11	0.01	0.01	0.01	0.01

4 实验结果及分析

本文在先验知识的基础上对证据基本信任函数值进行了修正，采用本文方法对修正重构后的新证据进行合成。表 4 是对本次实验中随机抽取的一组数据进行融合的示例表，其中 m_1，m_2，m_3 分别是 SVM，RF，KNN 的分类输出，m_4，m_5 是分别对 m_3 进行修正 1 和修正 2 后的结果，本条实例的真实标签为 C_3。橙色数据标签即是该方法最终的分类类别。表中的 DS123 表示采用传统 D-S 规则融合 m_1，m_2，m_3 的结果，DS124 和 DS125 类似；KP123

表示采用本文提出的 K 冲突和 P 冲突共同表示冲突度的按比例分配冲突度方法融合 m_1，m_2，m_3 的结果，KP124 和 KP125 类似，具体如表 4 所示。

表 4　融合实例示例表

融合实例	A_1	A_2	A_3	B	C_1	C_2	C_3
m_1	0.001 216	0.000 551	0.000 705	0.000 163	0.004 424	0.009 856	
m_2	0.063 333	0.040 833	0.065 833	0.023 333	0.099 167	0.2	
m_3	0	0	0	0	0		0
m_4	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01		0.01
m_5	0.01	0.01	0.01	0.01	0.11		0.11
DS123	0	0	0	0	0		0
DS124	0.000 112	0.000 033	0.000 068	0.000 006	0.000 641	0.270 586	
DS125	0.000 014	0.000 004	0.000 008	0.000 001	0.000 856	0.025 869	
KP123	0.000 022	0.000 048	0.000 026	0.000 001	0.000 112		0.455 037
KP124	0.000 435	0.000 349	0.000 449	0.000 325	0.000 761		0.497 482
KP125	0.000 447	0.000 351	0.000 464	0.000 326	0.001 685	0.354 204	

不同融合方法的结果如表 5 所示，本表格中的 SVM，RF，KNN 分别表示该分类算法输出的基本信任函数，KNN1，KNN2 分别表示对原始 KNN 的输出进行了修正 1 和修正 2 操作后的结果。SVM&RF&KNN 表示对这三类基本信任函数进行融合，类似融合表 4 中的 m_1，m_2，m_3，其他意思相同。最终融合时，SVM，RF，KNN 分类算法的准确率分别为 93.2333%，86.7864%，93.5531%，各方法融合的准确率如表 5 所示。本文方法 1 是采用式(8)的基于可信度按比例分配冲突度；方法 2 是采用式(6)的基于可信度按比例分配冲突度；方法 3 是采用式(8)的按比例分配冲突度；方法 4 是采用式(6)的按比例分配冲突度。

表 5　不同规则和不同证据的合成准确率

规则	SVM&RF&KNN	SVM&RF&KNN1	SVM&RF&KNN2
D-S 规则	93.5531%	93.9927%	94.7253%
Murphy 规则	94.2125%	94.5788%	94.5055%
文献[8]	94.7253%	94.7985%	94.7253%
文献[9]	93.5531%	93.5531%	94.9451%
文献[10]	93.6264%	93.6264%	93.9194%
文献[15]	94.6520%	94.7253%	94.6520%
文献[13]	94.7985%	94.7985%	94.9451%
方法 1	93.7253%	93.7253%	93.9194%
方法 2	93.7253%	93.7253%	93.9194%
方法 3	93.5531%	93.5531%	95.0183%
方法 4	93.5531%	93.5531%	95.0916%

表 5 的第 2，3，4 列分别是原始证据、修正 1 类型证据、修正 2 类型证据的不同方法融合结果。从表 5 和表 4 都可以看出，根据先验知识对 KNN 分类算法的输出进行的修正是正确的且有利于识别的。从表 5 的 2，3，4 列对比来看，对 KNN 进行修正 2 类型操作后的融合效果最好，准确率最高。表 5 第 2 列的 KNN 输出没有进行修正，KNN 输出与 SVM 和 RF 的输出存在高度冲突，传统的 D-S 证据理论融合结果因为一票否决的原因与 KNN 结果保持完全一致(可以参考表 4 中 DS123 的融合结果)，另外两条证据完全没有参与融合，而其他方法中，KNN 的标签概率输出为 1，数值非常大，权重也很大，故融合也都基本与 KNN 输出结果相差不大；第 3 列的 KNN 输出为了避免高度冲突和一票否决进行了修正 1 的操作，KNN 修正后分类结果标签的概率值依旧很大，仅仅是避免了一票否决，另两条证据参与了融合，但是其他标签的概率值太小，所以融合之后其他标签的值依旧特别小，结果与未修正的相差不大；第 4 列的 KNN 输出进行了修正 2 的操作，提高了另外两条证据在融合过程中的参与度和权重，使得融合结果能够脱离对 KNN 分类结果的大程度依赖，更加综合、充分、可信，同时提高了精度。

从表 5 中文献[8]、文献[15]和文献[13]的对比可以看出，同种实现方法情况下两者结合的冲突度量方法优于单一冲突度量方法；文献[9]和文献[10]对比可以看出按比例分配冲突的方法更加适用冲突度较高(完全冲突和接近完全冲突的情况效果不佳)的证据合成，基于可信度的按比例分配冲突的方法因为降低了证据的冲突程度，所以在证据完全冲突和接近完全冲突时的处理效果优于按比例分配冲突的方法，但是后续表现劣于后者。本文冲突度量法的按比例分配冲突度和基于可信度按比例分配冲突度也得出类似结果；从表格最后一行和倒数第二行可以看出，本文方法 4 表现更好，识别率更高。KNN 输出做出修正 2 的操作后与 SVM 和 RF 输出结果采用本文方法 4 规则进行合成的准确率最高，达到了 95%，提升幅度约是理想状态提升空间的 37%(理想状态是只要三个分类器中的一个能够正确分类，则后续融合结果就能够正确分类，基于各分类的误分类率的存在，在此理想状态的融合准确率

约为97.875%)。表5的方法中,Murphy融合方法时间复杂度最低,其次是传统D-S证据理论,再其次是文献[9]、本文方法3和4,空间复杂度最低的是Murphy,其次是传统D-S,第三是文献[15]和方法4。综合实际分类中的准确率、时间、空间复杂度,本文方法4取得了较好的表现。

5 结束语

本文在分析D-S证据合成规则不适用的基础上,针对现有改进方法的不足以及本文证据的先验知识,给出了根据先验知识修正证据后,采用新冲突度衡量的按比例分配冲突度的合成规则。

从分析结果可以看出,新方法能很好地处理冲突证据,冲突表述也更加全面、可信;但是当参与融合证据的数量增加时,输出结果的表达式描述上可能存在问题,计算量也会随之增加;同时对于KNN输出进行证据修正的方法并没有强有力的理论依据(尽管后续融合证明有效)。今后需要对此融合方法进行优化,使其能够以较小的计算量应用于更多条证据的融合决策。

参考文献:

[1] 杨风暴,王肯霞. D-S证据理论的冲突证据合成方法[M]. 北京:国防工业出版社,2010.
Yang F B, Wang X X. Conflict Evidence Synthesis Method of D-S Evidence Theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.

[2] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1967, 38(2): 325-339.

[3] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.

[4] Yager R R. On the dempster-shafer framework and new combination rules[J]. Information Science, 1987, 41(2): 93-137.

[5] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.

[6] 杜文吉,陈彦辉,谢维信. 加权Dempster证据组合算法[J]. 西安电子科技大学学报,1999,26(5):549-551.
Du W J, Chen Y H, Xie W X. Weighted Dempster evidence combination algorithm[J]. J. of Xidian University, 1999, 26(5): 549-551.

[7] Jousselme A L, Grenier D, Bosse L. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information Fusion, 2001, 2(2): 91-101.

[8] 王肯霞,杨风暴. 一种处理冲突证据的合成方法[J]. 弹箭与制导学报,2007(5):255-257.
Wang X X, Yang F B. A synthetic method for conflict evidence processing[J]. J. of Missile and Guidance, 2007(5): 255-257.

[9] 邢清华,雷英杰,刘付显. 一种按比例分配冲突度的证据推理组合规则[J]. 控制与决策,2004,19(12):1387-1390.
Xing Q H, Lei Y J, Liu F X. An evidence-based inference combination rule for proportional distribution of conflict degree [J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1387-1390.

[10] 张多林,潘 泉,张洪才,等. 一种基于信息源可信度的证据组合新方法[J]. 系统工程与电子技术,2008,30(7):1210-1213.
Zhang D L, Pan Q, Zhang H C, et al. A new method of evidence combination based on information source credibility [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2008, 30(7): 1210-1213.

[11] 朱京伟,王晓丹,宋亚飞. 基于幂Pignistic概率距离的加权证据组合方法[J]. 通信学报,2018,39(1):117-125.
Zhu J W, Wang X D, Song Y F. Weighted evidence combination method based on power Pignistic probabilistic distance[J]. J. of Communications, 2018, 39(1): 117-125.

[12] Liu Weiru. Analyzing the degree of conflict among belief functions[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(11): 909-924.

[13] 黄建招,谢 建,李 良. 基于冲突系数和Pignistic概率距离的改进证据组合方法[J]. 传感器与微系统,2013,32(9):21-24.
Huang J Z, Xie J, Li L. Improved evidence combination method based on collision coefficient and Pignistic probability distance[J]. Sensors & Microsystems, 2013, 32(9): 21-24.

[14] 李昌玺,周 焰,王盛超. 多源信息融合中一种新的证据合成算法[J]. 上海交通大学学报,2016,50(7):1125-1131.
Li C X, Zhou Y, Wang S C. A new evidence synthesis algorithm in multi-source information fusion[J]. J. of Shanghai Jiaotong University, 2016, 50(7): 1125-1131.

[15] 李民政,蓝剑平. 改进的基于Pignistic概率距离的证据组合方法[J]. 桂林电子科技大学学报,2017,37(4):317-321.
Li M Z, Lan J P. Improved Pignistic probabilistic distance based evidence combination method[J]. J. of Guilin University of Electronic Science and Technology, 2017, 37(4): 317-321.

作者简介:

周文文(1996—),女,江苏淮安人,硕士研究生,主要研究方向为D-S证据理论、数据融合;

万晓冬(1961—),女,江苏南京人,硕士,副研究员,主要研究方向为大数据存储、数据挖掘、军事作战计算机仿真等。