

doi: 10.7690/bgzdh.2021.05.014

基于改进 D-S 证据理论的海上信息融合方法

吴明雨, 黄炎焱
(南京理工大学自动化学院, 南京 210094)

摘要: 针对经典 D-S 证据理论在实际海上态势分析中对高冲突的证据融合结果准确性较低的问题, 提出一种改进 D-S 证据理论的数据融合方法。通过基于万有引力定律的证据距离公式来衡量证据之间的冲突程度, 将冲突较大的融合结果赋予较小的权重, 并通过海上武器识别案例进行融合。结果表明, 该方法证据冲突越明显, 优势越大; 证据之间冲突较小时, 其融合结果和经典 D-S 证据理论一致, 并具有更高的准确度和稳定性。

关键词: D-S 证据理论; 态势评估; 万有引力定律; 冲突证据

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

Maritime Situation Assessment Based on Improved D-S Evidence Theory

Wu Mingyu, Huang Yanyan
(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy of the fusion results of high conflict evidence in the classic D-S evidence theory is low in actual maritime situation analysis, a data fusion method to improve the D-S evidence theory is proposed. The evidence distance formula based on the law of universal gravitation is used to measure the degree of conflict between evidences, and the fusion results with larger conflicts are given a smaller weight, and the fusion is carried out through the identification of maritime weapons. The results show that the more obvious the evidence conflicts of this method, the greater the advantage; when the conflicts between the evidences are small, the fusion results are consistent with the classic D-S evidence theory, and have higher accuracy and stability.

Keywords: D-S evidence theory; situation assessment; low of universal gravitation; conflict evidence

0 引言

“信息优势决定战场优势”。考虑到海战场影响因素复杂, 海上目标属性往往需要采用多传感器数据的融合处理。D-S 证据理论是最受关注的融合处理方法之一。经典 D-S 证据理论在实际海上态势分析中对高冲突的证据融合结果准确性较低, 主要原因在于当证据之间的冲突较大时, 会出现准确率下降、与实际情况相悖的“伯德”悖论问题。

海上态势评估是空海一体作战重要且复杂的工作, 是海战场信息的快速感知识别, 是作战决策的先决条件之一, 国内外学者均高度关注。程浩等^[1]根据目标毁伤信息的特点, 提取战场获取的多源目标毁伤特征信息, 提出了信息融合与贝叶斯网络集成的方法, 但是贝叶斯网络需要属性之间的相互独立性较强, 现实中无法全部满足。张志等^[2]提出了一种将 BP 神经网络和 D-S 证据理论相结合的数据融合方法, 识别速度有效提升, 但成本高。蒋雯等^[3]提出了一种基于 Deng 熵的证据理论分类融合

算法, 但未考虑到辨识框架不确定信息的因素, 会丢失一部分有用信息, 降低信息信度。张雅媛等^[4]提出了基于 Jousselme 距离证据加权的 D-S 证据理论, 改善效果显著。郝润泽等^[5]分析了多传感器数据融合技术在军事方面的研究现状和应用, 该技术已经在战场侦测、监视和目标捕获等领域广泛应用。

由于海战场形势复杂, 态势识别面临如下困难: 1) 目标属性不易判断; 2) 识别速度太慢, 精度太低; 3) 缺乏鲁棒性。

综上, 态势融合在战场态势分析中十分重要, D-S 证据理论在多个不确定性信息的证据融合时有较大的优势, 对不确定信息进行描述时有很大的灵活性, 在态势感知、专家系统中被广泛使用^[6]。由于经典 D-S 证据理论在证据之间冲突较大时表现不佳, 笔者提出一种基于万有引力定律的证据距离公式来衡量证据之间的冲突程度, 给冲突较大的证据赋予较小的权重, 让 D-S 证据理论具有更高的合理性和准确性^[7]。

收稿日期: 2021-01-10; 修回日期: 2021-02-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(61374186)

作者简介: 吴明雨(1996—), 男, 安徽人, 硕士, 从事系统建模与仿真研究。E-mail: 709076059@qq.com。

1 经典 D-S 证据理论及在冲突大时的不足

1.1 经典 D-S 证据理论

证据理论由 Dempster 最先提出, 后经过其学生 Shafer 进一步的改进研究而形成。该理论通过定义信任函数等概念, 将多组证据以数学方法进行组合, 分析处理不确定性问题。

D-S 证据理论定义了空间 Θ 为辨识框架, 命题 A 都是在幂集中存在, 即

$$\Theta = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_m\} \quad (1)$$

定义映射 $2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 为辨识框架 Θ 上的基本概率 BPA 函数, 满足

$$\begin{cases} m_\varnothing = 0 \\ 0 \leq m(A) \leq 1 \\ \sum_{A \in \Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (2)$$

D-S 证据理论使用其合成规则, 2 个证据体之间合成的定义为

$$\begin{cases} m_{12} = \sum_{B \cap A} m_1(B)m_2(C) / (1-k), A \neq \emptyset \\ m_{12}(\emptyset) = 0 \\ K = \sum_{B \cap C} m_1(B)m_2(C) \end{cases} \quad (3)$$

式中, 可以保证每个证据对幂集中元素概率支持度和为 1, 对新合成的证据体对空集 \emptyset 的概率支持度为 0, 用归一化因子可以保证归一性和非负性, 其中 K 是冲突因子, 表示证据之间的冲突程度。多个证据之间的合成公式为

$$\begin{cases} m(A) = \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq k \leq M} m_k(A_i) / (1-k), A \neq \emptyset \\ m(\emptyset) = 0 \\ k = \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq k \leq M} m_k(A_i) \end{cases} \quad (4)$$

D-S 合成规则如图 1 所示。假设有识别框架 $\Theta = \{\text{驱逐舰}, \text{两栖攻击舰}, \text{航母}\}$ 。2 个传感器对识别框架进行分别识别, 得出融合结果。黑色区域是对 2 个传感器的每个证据进行融合的结果。

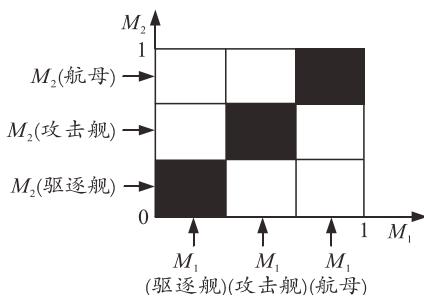


图 1 D-S 合成规则

1.2 D-S 证据理论在证据冲突大时的不足

在实验过程中, 对多组实验数据进行分析可以发现: 在证据冲突较小的情况下, 使用经典 D-S 证据理论可得到准确度较高的结果; 当多组证据存在较大冲突时, 识别结果出现准确率下降、与实际相悖。笔者对其进行改进, 得出更适合海上态势分析的融合方法。下面选取实验中部分数据进行举例说明。

识别框架 $\Theta = \{\text{驱逐舰}, \text{两栖攻击舰}, \text{航母}\}$, 为方便计算表达, 记驱逐舰为 A , 两栖攻击舰为 B , 航母为 C 。

通过海上雷达对舰船种类的目标识别, 并进行数据归一化后, 雷达 2、传感器 1 对于驱逐舰 A 的识别信度为 0.97, 对两栖攻击舰 B 的识别信度为 0.03, 对航母 C 的识别信度为 0, 即对驱逐舰 A 的支持度很高, 对两栖攻击舰 B 和航母 C 的支持度较低; 雷达 2、传感器 2 对于驱逐舰 A 的识别信度为 0, 对两栖攻击舰 B 的识别信度为 0.02, 对航母 C 的识别信度为 0.98, 即对航母 C 的支持度很高, 对驱逐舰 A 和两栖攻击舰 B 的支持度较低。2 条证据如下:

证据 1: $m_1(A)=0.97, m_1(B)=0.03, m_1(C)=0$ 。

证据 2: $m_2(A)=0, m_2(B)=0.02, m_2(C)=0.98$ 。

可以直观地看出: 2 条证据 m_1, m_2 之间存在高度冲突, 证据 1 高度支持驱逐舰 A , 证据 2 高度支持航母 C 。根据式(3)计算得到冲突因子 $K=0.9994$, 根据式(4)计算得到融合结果 $m(A)=0, m(B)=1, m(C)=0$ 。2 个拥有高支持度的基元驱逐舰 A 和航母 C 在融合后信任度变为 0, 信任度较低的基元两栖攻击舰 B 在融合后信任度变为 1, 结果与事实相悖。

2 态势信息融合总体思路框架

由于受外界环境和自身性能的影响, 多传感器系统在不同时间区间获取的原始数据会受到各个因素的影响, 使获得信息的信度变低; 所以需对这些原始信息进行处理, 从而做出正确的决策。笔者基于万有引力定律的证据距离提出了一种改进 D-S 证据理论的雷达信息融合模型。

2.1 对雷达信息进行预处理

雷达对于目标船只的识别是通过对目标特征的提取, 并对提取到的目标特征进行汇总来得出目标的信度, 从而用于 BPA 函数的赋值。星载合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 具有观测范围广、不受天气条件限制等优势, 能够实现全天时、

全天候的对地观测，已成为船只目标检测的重要手段。与光学卫星等遥感手段相比，SAR 卫星通过发射电磁波并进行合成孔径处理来实现高分辨率成像，目标回波信息中包含了目标运动所引入的多普勒信息，为运动船只目标检测带来了独特优势。船只目标检测框架如图 2 所示^[8-9]。

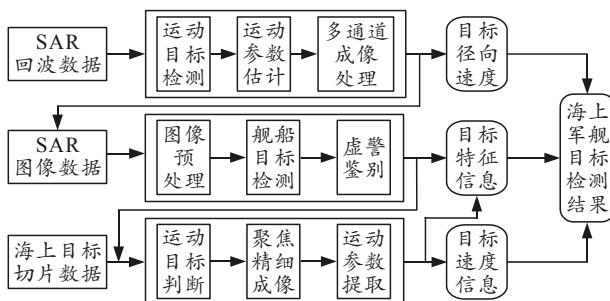


图 2 多通道宽幅 SAR 图像海上目标识别检测技术框架

通过图 2 所示的识别框架，根据船只特征可得出船只目标识别信息，再与船只种类数据库的信息进行比对，即可得出侦测结果的信度，如表 1 所示。

表 1 船只信度识别

船只种类	目标径向速度/(m/s)	目标特征信息(武器种类)	目标航速信息/节	航向/(°)	信度/%
驱逐舰	5	远程防空导弹	30	157	80

2.2 多传感器的信息融合总体框架

如图 2 所示，典型的 OODA 作战过程中，观测到的数据或不确定信息需进行识别判断(orient)，进而提供给决策环节进行指挥发布。识别判断的正确性和稳健性需要融合大量传感信息，形成稳定可信的综合结论，进而将可靠的参考信息提供给决策人员。如何利用多源信息进行战场态势或战场目标属性的融合，形成威胁评估，提供打击决策，成为指挥控制中的重要一环。

通过数据采集平台(如雷达)，对采集到的信息进行预处理，得到目标的特征信息、地理位置信息和运动参数等，通过经典 D-S 证据理论对收集到的信息进行信息融合，得到最后的融合目标。经典信息融合框架如图 3 所示。

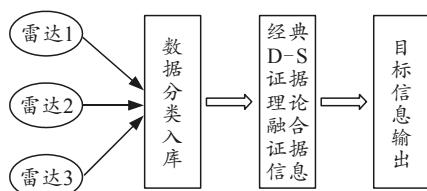


图 3 经典信息融合总框架

数据采集平台采集到的数据过于单一、冗余，

过多信息也会出现大量的干扰信息，不利于得到正确的数据融合结果；因此，需要对收集到的信息进行归一化处理，去除差异太大的数据，将最为合理的结果输入到融合系统中。

笔者提出一种旨在降低证据冲突的改进 D-S 证据理论方法，主要技术是采用基于万有引力定律的证据距离公式来衡量证据之间的冲突程度，将冲突较大的融合结果赋予较小的权重。改进的融合系统总框架如图 4 所示。

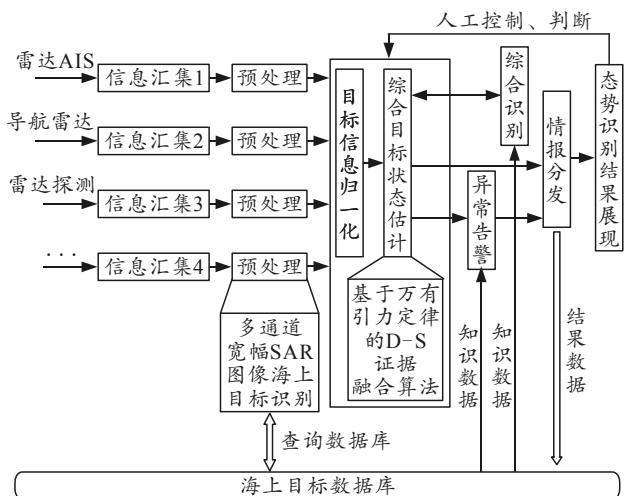


图 4 改进的信息融合总框架

3 面向态势评估的 D-S 证据融合方法改进

近些年的 D-S 证据理论研究主要集中在改进融合规则或建立新的模型来减小冲突程度，但本身的冲突程度却常被忽视。因为经典 D-S 证据理论的 K 值不能很好地表示出证据之间的冲突程度，因此，笔者将每个证据看成一个粒子，类比万有引力定律来计算证据之间的相互作用力，从而得出新的冲突系数，对冲突程度大的证据赋予较小的权值，再使用 D-S 证据理论，得到信息融合规则。

3.1 确定冲突和非冲突证据

假设在识别框架 Θ 下，海上多传感器网络存在有 n 个传感器，由每个独立传感器获得的相互独立的证据 m_i ， m_j 的基本信任分配函数可表示为 $m_i = \{m_i(H_1), m_i(H_2), \dots, m_i(H_k)\}$ 和 $m_j = \{m_j(H_1), m_j(H_2), \dots, m_j(H_k)\}$ 。其中 H_k 为命题。则证据 m_i 和 m_j 之间的相似度距离公式表示为

$$d = \sqrt{(\overrightarrow{m_i} - \overrightarrow{m_j})^T (\overrightarrow{m_i} - \overrightarrow{m_j})} \quad (5)$$

式中， d 越大，说明证据之间的冲突程度越大，证据之间的相关性越小。再计算每个证据的熵^[6]：

$$\begin{aligned} S_i &= -\sum_{k=1}^n m_i(H_k) \log_2 m_i(H_k), \\ S_j &= -\sum_{k=1}^n m_j(H_k) \log_2 m_j(H_k). \end{aligned} \quad (6)$$

$$F_{i,j}(A_k) = S_i \times S_j / d^2 = \left(-\sum_{k=1}^n m_i(H_k) \log_2 m_i(H_k) \right) \times \left(-\sum_{k=1}^n m_j(H_k) \log_2 m_j(H_k) \right) / \sqrt{(\overrightarrow{m_i} - \overrightarrow{m_j})^T (\overrightarrow{m_i} - \overrightarrow{m_j})}. \quad (7)$$

从式(7)可看出, 当 2 个证据之间的距离越大, 证据之间的冲突越小, 当距离趋近于无穷大时, 冲突系数无限接近于 0。反之, 距离越小, 证据之间的冲突越大。

3.2 基于万有引力距离的证据融合理论

对于识别框架中的任意一个命题 A_k , 当存在 n 条证据时, 命题 A_k 的矛盾矩阵定义为:

$$\mathbf{G}_{A_k} = \begin{pmatrix} F_{11} & \cdots & F_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ F_{n1} & \cdots & F_{nn} \end{pmatrix}. \quad (8)$$

式中 \mathbf{G}_{A_k} 表示对于同一个命题 A_k , 不同证据之间的相互冲突程度。每个证据和其他证据之间的相互矛盾程度可用矛盾矩阵来计算, 当证据之间的冲突程度过大时, 它的权重也会相应降低。

每条证据的相互矛盾系数为:

$$G_i(A_k) = \sum_{j=1}^n F_{i,j}(A_k). \quad (9)$$

这个相互矛盾系数可作为对命题 A_k 进行证据合成时 BPA 函数 m_i 所占的权重。当每条证据都与其他证据高度矛盾时, 则证据之间的冲突系数为 1, 该证据的权重 $V_i(A_k)$ 的计算公式为:

$$V_i(A_k) = 1 - \arctan(G_i(A_k)) / (2/\pi). \quad (10)$$

改进后的 D-S 证据理论融合算法为:

$$m(C) = \begin{cases} \sum_{A_k \cap B_k = C} m_i(A_k) V_i(A_k) \cdot m_j(B_k) V_j(B_k) / (1-K), & C \neq \emptyset \\ 0, & C = \emptyset \end{cases}. \quad (11)$$

其中, $1-K = \sum_{A_k \cap B_k = \emptyset} m_i(A_k) V_i(A_k) \cdot m_j(B_k) V_j(B_k)$, 反映了改进后证据之间的冲突程度。

4 算例分析

4.1 海战场融合评估背景

在海战场复杂多变的环境下, 各方信息错综复杂, 指挥员决策时, 需对这些信息进行融合评估; 而在海战场的态势融合中, 较重要的是对舰船上的

冲突系数计算方法:

有一个识别框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, 2 个证据 C_1, C_2 对于命题 A_i 的 BPA 函数分别为 $m_1(A_i), m_2(A_i)$, 则结合式(6), 这 2 条证据新的冲突系数 F 为:

$$F_{i,j}(A_k) = S_i \times S_j / d^2 = \left(-\sum_{k=1}^n m_i(H_k) \log_2 m_i(H_k) \right) \times \left(-\sum_{k=1}^n m_j(H_k) \log_2 m_j(H_k) \right) / \sqrt{(\overrightarrow{m_i} - \overrightarrow{m_j})^T (\overrightarrow{m_i} - \overrightarrow{m_j})}. \quad (7)$$

武器进行识别, 从而判断出该舰船的种类。根据识别出的舰船种类, 指挥员选择合适打击装备及弹种予以火力打击, 从而取得较佳的效能。

4.2 数据的预处理

使用多通道宽幅 SAR 图像海上目标识别检测框架对雷达接收到的信息进行预处理, 为接下来的信息融合算法提供初始的 BPA 函数值。如表 2 所示, 笔者以两栖攻击舰为例, 对雷达接收到的信息进行预处理。

表 2 雷达对两栖攻击舰的信度识别

两栖 攻击舰	目标 径向速/ (m/s)	目标特征 信息(武器 种类)	目标速度 信息/节	航向/(°)	信度/%
雷达 1	6	远程导弹	25	90	42.70
雷达 2	8	近防炮	20	130	55.00
雷达 3	7	防空导弹	22	150	49.00

基于该海战场环境下, 将经典 D-S 证据理论和本文中改进的证据理论进行比较。设识别框架 $\Theta = \{\text{电磁炮, 防空炮, 导弹}\}$, 接受多传感器数据采集平台输出的 2 条证据 S_1, S_2 得到的 BPA 函数赋值。多传感器采集的原始数据较为杂乱, 需要对数据进行归一化处理。归一化结果如表 3 和表 4 所示。归一化公式:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \quad (12)$$

式中: x_{\max} 为样本数据的最大值; x_{\min} 为样本数据的最小值。

表 3 S_1 的数据归一化

信度(S_1)	驱逐舰	两栖登陆舰	航母
测量值 1	0.523 0	0.427 0	0.087 0
测量值 2	0.327 0	0.550 0	0.132 0
测量值 3	0.410 0	0.490 0	0.093 0
归一化值	0.427 0	0.500 0	0.128 2

表 4 S_2 的数据归一化

信度(S_2)	驱逐舰	两栖登陆舰	航母
测量值 1	0.085 0	0.423 0	0.375 0
测量值 3	0.148 0	0.315 0	0.460 0
测量值 4	0.097 0	0.354 0	0.413 0
归一化值	0.175 0	0.384 2	0.440 8

4.3 基于改进 D-S 证据理论方法的应用

从表 5 可以看出, 证据 S_1 在对武器种类进行识别时, 驱逐舰的 M 为 0.427 0, 两栖登陆舰的 M 为 0.500 0, 数据采集平台对这 2 个都给了较高的识别概率, 因此无法判断数据结果的信度。证据 S_2 对武器种类进行识别时, 两栖登陆舰的 M 为 0.384 2, 航母的 M 为 0.440 8, 识别结果也较为模糊, 无法为指挥员提供有效的参考价值。

表 5 S_1 和 S_2 的信度数据

信度数据	M (驱逐舰)	M (两栖登陆舰)	M (航母)
S_1	0.427 0	0.500 0	0.128 2
S_2	0.175 0	0.384 2	0.440 8

4.4 案例结果

分别采用 D-S 证据理论和改进的证据理论对表 5 的信息进行融合, 得到的结果如表 6 所示。

表 6 2 种方法的融合结果

融合结果	驱逐舰	两栖攻击舰	航母
经典 D-S 证据理论	0.234 4	0.571 6	0.194 0
本文改进的 D-S 证据理论	0.045 7	0.789 3	0.165 0

从表 6 可以看出, 根据经典 D-S 证据理论得出的融合结果, M (两栖攻击舰)相较于 M (驱逐舰)较大, 但是差距不是很明显, 准确率没有达到 60%,

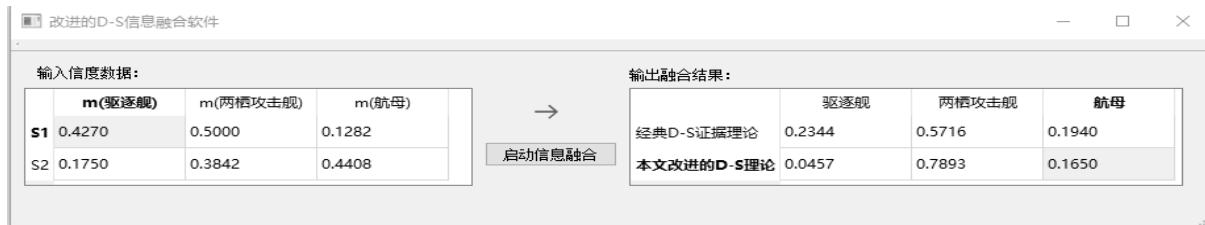


图 6 改进的 D-S 证据理论融合软件

图 7 对比分析了本文中改进方法与经典 D-S 证据理论对两栖攻击舰的识别性能。从仿真结果可以看出, 本文中改进方法的识别结果初始值优于经典 D-S 证据理论的初始值。随着识别周期的增加、融合结果的不断融合迭代, 本文中改进方法的识别结果收敛得更快, 最终的收敛结果也比经典 D-S 证据理论更好。

5 结束语

笔者提出了一种海上态势分析的整体框架图, 通过改进经典 D-S 证据理论方法, 获得了更为精确的海上识别融合结果。通过改进证据之间的冲突系数衡量规则, 并根据证据之间的冲突系数来赋予每个证据合适的权重, 使得融合结果更为合理。由海上武器识别案例结果可知, 该方法得到的结果更为

因此结果并不精确。通过本文中改进的 D-S 证据理论融合得出, M (两栖攻击舰)为 0.789 3, 准确率达到了将近 80%, 但是经典 D-S 证据理论相较于本文中改进的证据理论结果更加模糊。本文中改进算法的融合流程如图 5 所示。

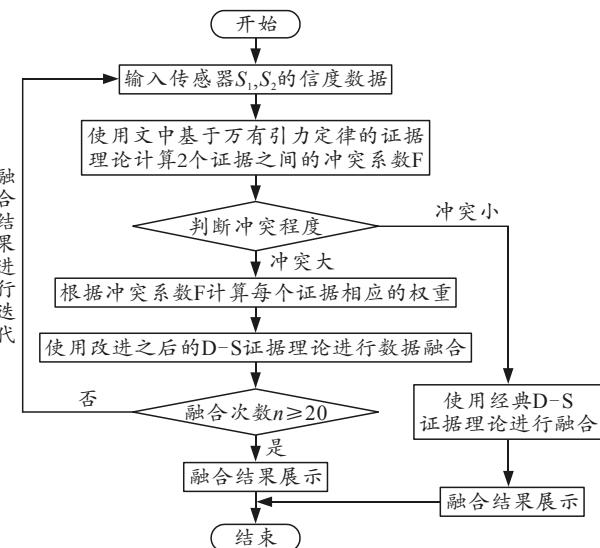


图 5 文中方法的融合流程

如图 6 所示, 从使用 QT 编写的改进 D-S 证据理论软件也可以看出, 本文中改进方法的清晰度比经典 D-S 证据理论更高, 识别精度更高。

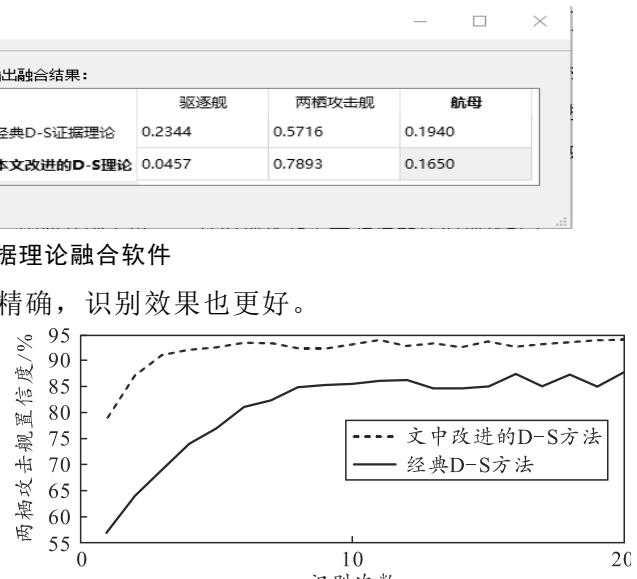


图 7 不同融合方法下对防空炮目标识别对比

参考文献:

- [1] 程浩, 王世贵, 傅勉. 贝叶斯网络与多源信息融合集成的评估方法研究[J]. 商丘师范学院学报, 2019, 35(6): 8–11.
- [2] 张志, 杨清海. 基于 BP 神经网络和改进 D-S 证据理论的目标识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(3):

- 151–156.
- [3] 蒋雯, 张瑜, 谢春禾. 多传感器协同探测证据理论分类融合方法[J]. 导航定位与授时, 2019, 6(5): 32–37.
- [4] 张雅媛, 孙力帆, 郑国强. 基于改进 Jousselme 证据距离的多传感器决策融合方法[J]. 仪表技术与传感器, 2019(7): 82–87.
- [5] 郝润泽, 杨瑞朋. 多传感器数据融合技术研究现状及军事应用[J]. 兵工自动化, 2007, 26(4): 16–17, 23.
- [6] 沈炜. 导航雷达和 AIS 信息融合方法及应用研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2019.

(上接第 29 页)

2 自动化压扁工艺应用

采用 5.8 mm 枪弹发射药, 开展了自动化压扁和老压扁工艺对比实验。实验结果表明: 与老压扁工艺相比, 采用自动化压扁工艺制备的样品, 弧厚散布更小, 弧厚一致性更好。自动化压扁药粒弧厚取值为: 0.274, 0.311, 0.293, 0.288, 0.306, 0.295, 0.318, 0.325, 0.320, 0.272, 0.315, 0.326, 0.318, 0.332, 0.305, 0.285, 0.267, 0.290, 0.305, 0.290, 0.275, 0.329, 0.329, 0.302, 0.319, 0.301, 0.337, 0.300, 0.312, 0.298, 0.345, 0.314, 0.270, 0.315, 0.310, 0.274, 0.267, 0.268, 0.290, 0.271, 0.303, 0.307, 0.309, 0.302, 0.344, 0.302, 0.294, 0.333 mm, 实验结果见表 2。

表 2 自动化压扁药粒弧厚分析结果

弧厚平均值/mm	弧厚最大值/mm	弧厚最小值/mm	弧厚标准偏差
0.300	0.345	0.267	0.021

人工压扁药粒弧厚取值为: 0.27, 0.27, 0.30, 0.30, 0.24, 0.26, 0.34, 0.36, 0.29, 0.29, 0.27, 0.27, 0.30, 0.30, 0.24, 0.27, 0.34, 0.31, 0.28, 0.31, 0.26, 0.27, 0.31, 0.33, 0.24, 0.26, 0.34, 0.28, 0.28, 0.30, 0.26, 0.27, 0.31, 0.32, 0.29, 0.27, 0.29, 0.32, 0.28, 0.31, 0.26, 0.26, 0.31, 0.32, 0.26, 0.27, 0.28, 0.32, 0.28, 0.28 mm, 实验结果见表 3。

表 3 人工压扁药粒弧厚分析结果

弧厚平均值/mm	弧厚最大值/mm	弧厚最小值/mm	弧厚标准偏差
0.290	0.360	0.240	0.028

此外, 为进一步验证 2 种压扁工艺的优劣性, 分别统计了 9 批样品的弧厚标准偏差。统计结果见表 4。

- [7] 由东媛, 曹梦龙, 姜凯. D-S 证据理论中冲突证据的改进方法研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(23): 29–33.
- [8] 邢相薇, 赵俊保, 朱莉珏. SAR 图像运动船只目标检测技术探讨[C]//第五届高分辨率对地观测学术年会论文集. 高分辨率对地观测学术联盟: 中国科学院高分重大专项管理办公室, 2018: 798–807.
- [9] 邢相薇, 赵俊保, 朱莉珏, 等. SAR 图像运动船只目标检测技术探讨[C]//第五届高分辨率对地观测学术年会论文集. 高分辨率对地观测学术联盟: 中国科学院高分重大专项管理办公室, 2018: 10.

表 4 新、老工艺试制样品弧厚标准偏差统计

类别	批次					
	1	2	3	4	5	6
老工艺弧厚偏差	0.014	0.015	0.015	0.015	0.011	0.015
自动工艺弧厚偏差	0.012	0.017	0.011	0.013	0.013	0.011
类别	批次					
	7	8	9	弧厚偏差平均值		
老工艺弧厚偏差	0.019	0.012	0.014	0.014 4		
自动工艺弧厚偏差	0.013	0.012	0.012	0.012 7		

由表 4 可知: 与老压扁工艺相比, 自动化压扁工艺制备样品的弧厚标准偏差相对降低了 11.8%。

3 结论

自动化压扁工艺是基于 PLC 及 DCS 控制系统, 通过采用步进电机调节辊距、位移传感器实时显示辊距、负压在线取样及图像成像自动测量球(扁)形药弧厚等技术, 实现了压扁过程自动化、辊距自动调节及压扁药粒弧厚自动测量等, 提高了球(扁)形药压扁弧厚测量精度, 减小了压扁药粒尺寸散布范围, 做到了自动化压扁, 显著降低了劳动强度, 提高了压扁工序本质安全。

参考文献:

- [1] 孟凡军. 球形药成型和表面钝感“一步法”工艺研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010.
- [2] 潘仁明. 径向变密度球扁药制备工艺和燃烧性能研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2009.
- [3] 任鹏亮, 马忠亮, 刘保顺. 球扁形发射药的研究进展 [J]. 山西化工, 2015(6): 40–43.
- [4] 刘佳, 马忠亮, 代淑兰, 等. 弹药因素对 5.8mm 步枪射击精度影响的因素及试验研究 [J]. 兵工学报, 2015, 36(8): 1569–1573.
- [5] 刘佳, 马忠亮, 程山, 等. 球扁药药型尺寸对内弹道性能的影响 [J]. 中北大学学报, 2015(5): 545–548.
- [6] 李全俊, 张博, 史慧芳, 等. 发射药自动混同设备及工艺技术 [J]. 兵工自动化, 2020, 39(2): 73–77.