

# 改进的DSmT算法及其在C<sup>4</sup>ISR系统中的应用

覃东升<sup>1,2</sup>, 苗 壮<sup>3</sup>, 王 勇<sup>4</sup>

(1. 西北工业大学航天学院 西安 710072; 2. 中国人民解放军91550部队 辽宁 大连 116023;  
3. 中国人民解放军63928部队 北京 海淀区 100029; 4. 中国西南电子技术研究所 成都 610000)

**【摘要】**提出了一种基于DSmT的快速mass函数收敛算法。在工程应用中,由于矛盾焦元在决策时没有实际意义,所以在证据融合时,只计算由辨识框架元素形成的焦元与未知焦元的基本置信指派,而不需要计算矛盾焦元的基本置信指派。这样能够有效地降低计算复杂度,并提高mass函数的收敛速度。将该算法作为雷达辐射源识别的方法应用到了C<sup>4</sup>ISR系统中,仿真表明,该方法比传统方法在高冲突情况下可以更准确、更快速地识别雷达目标。

**关键词** C<sup>4</sup>ISR系统; DSmT算法; Mass函数; 雷达辐射源识别

中图分类号 TP391

文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.04.021

## Improved Method Based on DSmT and Its Application in C<sup>4</sup>ISR System

QIN Dong-sheng<sup>1,2</sup>, MIAO Zhuang<sup>3</sup>, and WANG Yong<sup>4</sup>

(1. College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University Xi'an 710072; 2. Unit 91550 of PLA Dalian Liaoning 116023;  
3. Unit 63928 of PLA Haidian Beijing 100029; 4. Southwest China Institute of Electronic Technology Chengdu 610000)

**Abstract** Dezert-Smaradache theory (DSmT) can well deal with the fusion of conflicting information, but the number of focal elements will greatly increase with the increment of the number of elements in frame of discernment, which causes the big computation burden. An improved method based on DSmT is proposed in this paper. In engineering applications, the conflicting focal elements are not very useful in the decision-making. Thus, we just calculate the basic belief assignment (bba) of the focal elements included in the frame of discernment, and the bba of conflicting focal elements is ignored. This is able to efficiently reduce the computation complexity, and improve the speed of convergence of mass function. The new proposed method is applied in the C<sup>4</sup>ISR system for identifying the radar radiation source. The simulation results show that new method can more accurately and quickly recognize the radar target with conflicting information than classical method.

**Key words** C<sup>4</sup>ISR system; DSmT algorithm; Mass function; radiating-source recognizing

在C<sup>4</sup>ISR系统中,对信息源推理是基于多级别上。由一些传感器得到的信息转换成对环境的描述是证据理论所要完成的工作,这个过程在C<sup>4</sup>ISR系统中应用特别广泛。获取和处理战场信息已作为影响战争成败的关键因素之一<sup>[1]</sup>,这样的重任决定着C<sup>4</sup>ISR系统要提高与完善快速反应、快速决策、快速处理多目标的能力<sup>[2]</sup>。目标识别技术、定位技术和跟踪技术成为C<sup>4</sup>ISR系统一体化的重要组成部分。

DSmT(dezert-smaradache theory)组合规则能够较好地解决证据强冲突时证据体无法进行组合的问题,DSmT主要的创新是在辨识框架中引入了冲突信息<sup>[3]</sup>。该算法分给矛盾焦元很多置信指派,这样在

多数情况下有关主焦元的基本置信指派函数,即mass函数值相对较小,不易收敛,根本无法进行目标判决。同时由于增加了过多的矛盾焦元,使得参与计算的焦元数量随辨识框架元素的增加而快速增加,导致计算量巨大,难以解决大辨识框架证据组合问题。

为了有效地分派矛盾焦元所占的基本置信指派,本文在对在C<sup>4</sup>ISR系统中DSmT算法对雷达型号识别改进的基础上,提出了一种基于DSmT快速mass函数算法,可有效地分派矛盾焦元所占的基本置信指派,到达主焦元mass函数迅速收敛向决策分类所需的阈值;且由于快速mass函数收敛算法只计算辨

识框架中, 单元素形成的焦元和总未知焦元所占的基本置信指派, 所以计算量大大下降, 不仅对计算机的性能要求大大降低, 而且还可以进行大辨识框架的证据组合。

## 1 DSMT及其雷达辐射源识别

### 1.1 DSMT算法概述

证据推理也是不确定性推理, 在近年来取得比较大的发展。文献[3-5]提出Dezert-Smarandache理论, 然后文献[6]发展该理论, 简称DSMT<sup>[3-6]</sup>。DSMT是对传统DST进行了扩展, 当证据强冲突时传统的DST存在着证据无法组合的情况, DSMT很好地解决了这个问题, 并进一步完善了证据推理理论。

假定辨识框架 $\Theta$ 上存在着两个证据 $A$ 和 $B$ ,  $A$ 、 $B$ 性质不同, 其焦元分别记为 $A_i$ 和 $B_j$ , 基本置信指派函数分别为 $m_1(A_i)$ 和 $m_2(B_j)$ , DSMT组合规则如下:

$$m(X) = \begin{cases} 0 & X = \phi \\ \sum_{\substack{A, B \in D^\Theta \\ A_i - B_j = X}} m_1(A_i) m_2(B_j) & X \neq \phi \end{cases}$$

DSMT理论不需要平均分配它的置信指派, 因为它保留了矛盾焦元, 所以不需要像以往的D-S推理进行归一化,  $m(X)$ 重新确定了基本置信指派。

对于DSMT理论, 任何辨识框架 $\Theta$ 中可能的命题组合称为超平方集 $D^\Theta$ 。它对辨识框架 $\Theta$ 中的元素进行一些运算产生的集合, 要满足3个条件<sup>[4]</sup>。集合中交的运算, 给辨识框架保留矛盾焦元提供了条件。计算量会因为辨识框架的维数增多而增加, 当 $n > 10$ 时, 暂时还是个不可解决的难题<sup>[5-6]</sup>。

### 1.2 基于传统DSMT的雷达辐射源识别

假定有 $N$ 组电子侦察设备分别得到被侦察雷达的 $N$ 组属性信息, 属性信息经过指数法得到组数为 $N$ 组待融合的基本置信指派函数(mass), 送入融合中心, 然后通过DSMT融合规则对置信指派函数进行融合, 用融合后的mass函数判决雷达的型号, 假设不能满足判决规则, 需要做进一步判决融合下一拍数据, 直到输出的mass函数能够满足判决所需的条件。

以下为判决条件要满足的决策准则<sup>[7-9]</sup>:

准则 1 目标类别中mass函数值应为最大值。

准则 2 目标类别中mass函数值和其他类别的差值要大于某一阈值 $T_1$ , 通常取 $T_1=0.5$ 。

准则 3 目标类别的决策函数值必须大于不确定性决策函数值。

准则 4 不确定性决策函数值必须小于某一阈值 $T_2$ , 通常取 $T_2=0.1$ 。

应用DSMT融合规则进行雷达辐射源识别流程如图1所示。

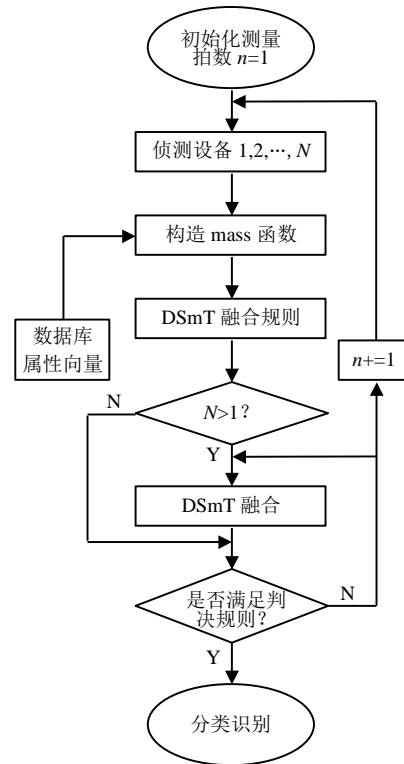


图1 雷达型号识别流程

## 2 基于DSMT的快速mass函数收敛算法识别

由于众多矛盾焦元参与了DSMT规则的融合过程, 使计算量成指数的指数级别增加, 造成了迭代计算不能满足实时性的后果。同时, 由于DSMT融合规则分配了过多的基本置信指派值给未知信息和矛盾信息, 致使主焦元的基本置信指派值在迭代融合的过程中, 不断减小而很难收敛向规定的阈值。本节应用数学期望的思想, 改进了经典的DSMT融合规则, 提出了一种新的融合算法, 通过该算法可以有效地减小迭代融合的次数, 并大大降低每次融合的计算量, 而主焦元的mass函数亦可很快收敛到一个规定的阈值。

图2所示为改进后的融合算法, 称为基于DSMT的快速mass函数收敛算法。本节以3个传感器和多个目标为例对该算法进行描述。

当第 $n$ 拍信息到来时, 3个传感器得到的信息通过一定的数学映射构成相应的基本置信指派为 $m_1^{(n)}(A)$ 、 $m_1^{(n)}(B)$ 、 $m_1^{(n)}(C)$ ...、 $m_2^{(n)}(A)$ 、 $m_2^{(n)}(B)$ 、 $m_2^{(n)}(C)$ ...和 $m_3^{(n)}(A)$ 、 $m_3^{(n)}(B)$ 、 $m_3^{(n)}(C)$ ..., 将该拍信息用上一节的经典DSMT融合规则进行融合, 但

仅计算出单焦元所占的基本置信指派, 得到  $m^{(n,n)}(A)$ 、 $m^{(n,n)}(B)$ 、 $m^{(n,n)}(C)$ ..., 然后融合上一拍的最终结果, 同样也只计算单焦元的基本置信指派, 得到  $M^{(n)}(A)$ 、 $M^{(n)}(B)$ 、 $M^{(n)}(C)$ ...。对这些单焦元mass函数进行归一化, 得到  $M'^{(n)}(A)$ 、 $M'^{(n)}(B)$ 、 $M'^{(n)}(C)$ ...。假设这些mass函数支持的目标矩特征分别为  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ ..., 所得期望数学特征为:

$$X_n = M'^{(n)}(A) \times x_1 + M'^{(n)}(B) \times x_2 + M'^{(n)}(C) \times x_3 + \dots$$

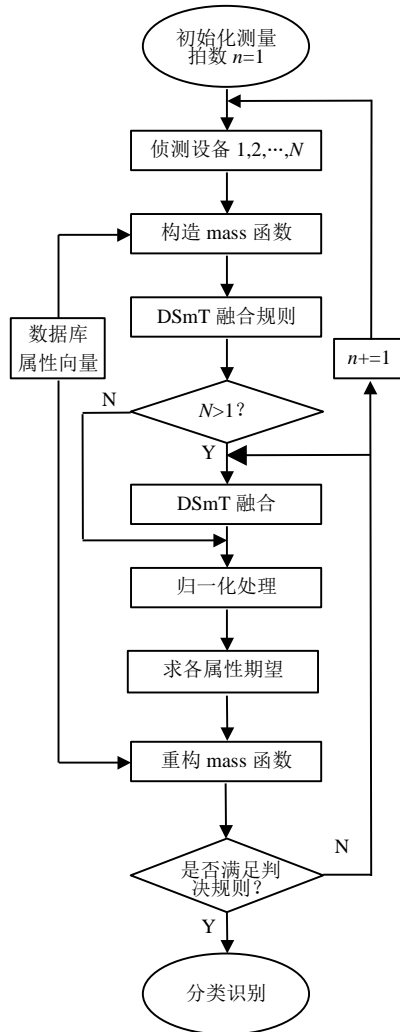


图2 基于DSmT的快速mass函数收敛算法的识别流程

可以根据  $X_n$  与目标的标准矩特征等因素算出欧式距离, 再重新通过数学映射得到基本置信指派为  $M^{(n,n)}(A)$ 、 $M^{(n,n)}(B)$ 、 $M^{(n,n)}(C)$ ..., 利用这些新的基本置信指派进行目标识别及下一拍信息融合。

本文采用一种简化算法, 在融合过程中只计算单焦元形成的基本置信指派, 因为其他的基本置信指派在下一步的融合中不会出现, 而对融合结果没有影响。这样避免了计算数目庞大的矛盾焦元基本置信指派, 从而大大降低了计算量, 而且还可以减少融合计算的出错率。

### 3 试验仿真与结果对比

#### 3.1 雷达辐射源数据库及其基本置信指派构造

本文仿真借助于3部电子侦察设备, 分别在10个等间隔时间点侦查雷达。假设给定雷达体制下对应10部不同型号的雷达(不考虑雷达体制的识别率), 则所有的雷达的型号构成DSmT的辨识框架。假设该10个型号分贝为  $F_1, F_2, \dots, F_{10}$ , 则可表示  $\Theta = \{F_1, F_2, \dots, F_{10}\}$ 。再选出雷达库中来自某种体制下每种型号雷达的特征数据, 特征数据取自  $n(n=10)$ 部型号的雷达。试验选取两种融合规则(经典DSmT融合规则和改进后的融合规则)在处理高冲突数据时的融合效果进行对比。在这次仿真中, 分别在每个侦察时间点添加不同程度的随机噪声, 将最大噪声加在第四拍数据中, 因此, 第四拍信息为高冲突信息。该次仿真的识别对象是第三部雷达。

表1 雷达辐射源的数据库

雷达	数据						
Radar1	9.37	0.8	0.45	40	15	4	0.25
Radar2	8.25	0.75	0.35	45	12	6	1.25
Radar3	11.5	0.75	0.4	45	16	5	0.1
Radar4	9	0.78	0.4	30	14	3	0.5
Radar5	9.6	0.9	0.5	50	18	5	0.5
Radar6	7.25	1	0.8	35	15	4	0.1
Radar7	10	0.85	0.6	35	20	6	0.6
Radar8	12	0.65	0.9	50	12	5	1
Radar9	9.3	0.9	0.68	38	14	4	0.8
Radar10	7.82	0.88	0.72	45	14	8	0.4

根据模式识别中相关知识, 假设两个模式  $x$  与  $y$  存在相似关系, 则  $x$  与  $y$  便有类似的特征。假设  $x$  与  $y$  特征数为  $m$  个, 即  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ ,  $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ , 则可用  $d = \|x - y\| = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_m - y_m)^2}$  定义为  $x$  与  $y$  的欧氏距离。

经数学研究得出, 距离函数  $d$  与基本置信指派mass函数所形成的映射  $R \rightarrow [0,1]$  的过程可称为非线性映射过程。反映的趋势是: 分配给命题的数学指派值随着与某类雷达距离的减少而接近1<sup>[10]</sup>。其中, 距离为0时, 则分配给该类命题的指派值为1; 反之, 则分配给该类命题的指派值接近0。因此, 只要找到一种能够反映这种映射关系的函数, 就可把目标识别问题转化成证据推理问题。指数函数即是一种具有这种关系的函数。也可以用其他满足条件的函数来实现这样一个转化的过程, 设  $y = x^\alpha$ , 则当  $\alpha \in (-\infty, 0)$  (时,  $y \in [0,1]$ )。根据距离函数, 定义证据

$i$ 对目标  $F_j$  的基本置信指派:  $m_i(F_j) = (1-\alpha) \times \exp(-d_{ij})$ , 其中,  $\alpha$  为噪声系数, 如果没有无噪声, 则  $\alpha = 0$ ; 当噪声过大, 完全淹没目标时,  $\alpha = 1$ 。

无噪声时则认为没有不确定性, 可以使  $m(\Theta) = 0$ ; 当噪声完全淹没目标时, 传感器得到的数据便不能确认任何目标, 则称完全不确定,  $m(\Theta) = 1$ 。可以构造如下指派:

$$m_i(\Theta) = \alpha \prod_{j=1}^n (1 - m_i(F_j))$$

式中,  $n$  代表雷达类型的数目。归一化处理上述基本置信指派, 则可以得到满足仿真需要的基本置信指派函数。

### 3.2 经典DSmT融合规则和基于DSmT的快速mass函数收敛算法在雷达辐射源识别中的仿真对比

利用图1和图2所描述的流程, 通过指数法得到待融合的3组基本置信指派函数后, 再利用经典的DSmT融合规则和基于DSmT的快速mass函数收敛算法, 对3组信息进行融合, 把得到的mass函数用来判决雷达的型号。假设主焦元的mass函数不能达到阈值而满足判决规则, 将继续融合下一拍数据再进行判决, 一直到算法输出的主焦元mass函数符合判决所要求的条件。其中, 利用快速mass函数收敛算法进行融合计算时, 不需要计算矛盾焦元所占得基本置信指派。因为在整个算法中, 矛盾焦元的mass函数并不参与计算。两种算法进行数据融合的主焦元mass函数变化曲线如图3和图4所示。

从图3中可以看到, 第一拍数据中所用的3个侦察设备获得的属性信息进行融合, 所能得到的主焦元mass函数尚未达到0.6, 即未能达到雷达型号识别所设定的前提条件, 因此需要对后来的信息进行迭代融合, 以期得到比较稳定的输出融合结果。图4中的主焦元mass函数也未能达到0.6, 不能满足识别的要求, 且对经典的DSmT融合规则没有明显优势, 这是因为第一拍数据是高置信低冲突数据, 而且也没有和更早的数据进行融合。当第二拍数据参与融合时, 图3中的主焦元mass函数尚未达到0.8, 而图4中主焦元的mass函数则已接近0.9, 这说明快速mass函数收敛算法在同样是高置信、低冲突的数据进行融合时, 如还要结合之前的信息, 则对比经典DSmT融合规则具有明显优势。同样, 在第三拍数据到来时, 仍显示了这个特征: 两种算法下的主焦元mass函数都在稳步增长, 图3的主焦元mass函数接近0.9, 图4的主焦元mass函数已基本达到1。随着第四拍高

冲突低置信数据的到来, 两个不同算法下的主焦元mass函数表现迥异: 图3中主焦元mass函数迅速下降, 甚至接近0.2, 已完全不能满足目标识别的需要; 图4中的主焦元mass函数也有相应下降, 但仍保持在0.98左右, 下降不大, 说明改进后的融合算法相比经典的DSmT融合算法具有更好的鲁棒性。当第五拍数据到来时, 图4中的主焦元的mass函数又迅速增长到接近1的数据, 而图3中的主焦元的mass函数却没有相应的增长, 反而呈现不明显的下降趋势, 略低于0.2。第六拍至第十拍数据皆为高置信低冲突数据, 当这些数据不断加入参与融合时, 图4的主焦元mass函数稳步增长直至达到极值1, 次要焦元的mass函数和未知焦元的mass函数已消减为0, 完全达到雷达目标识别的需要。图3中的主焦元mass函数却在不断有高置信低冲突数据加入的前提下, 呈不明显下降的趋势, 直到第十拍数据到达后, 融合后的主焦元mass函数约为0.18, 根本不能满足目标识别的需要, 说明改进后的融合算法通过求取期望的方式, 使得基本置信指派值能有效地向主焦元mass函数集

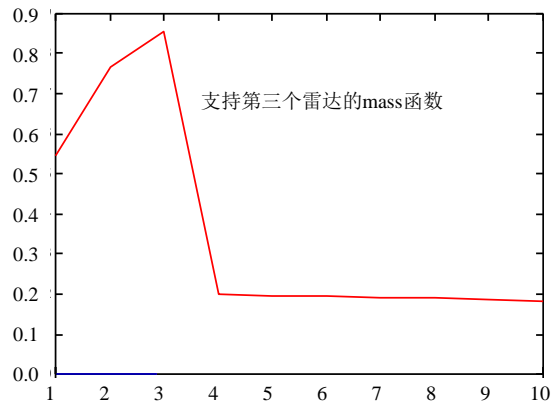


图3 基于DSmT融合规则的焦元mass函数变化曲线

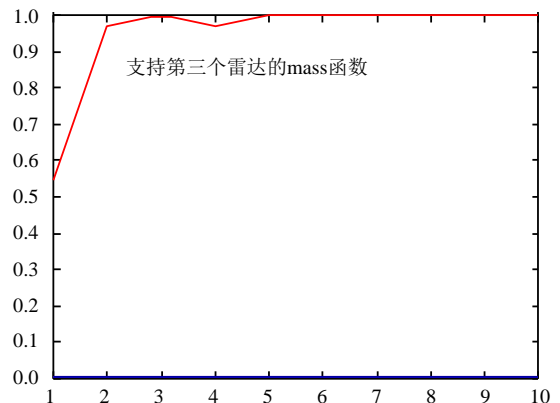


图4 基于DSmT快速mass函数收敛算法的焦元mass函数变化曲线

中, 不仅简化了计算, 也使得融合算法具有更好的收敛性; 同时, 对于高冲突低置信数据具有更强的鲁棒性。利用快速mass函数收敛算法, 可以在第五拍数据到达后, 主焦元mass函数收敛向1, 判断出识别的目标是数据库中所储存的第三部雷达。而在这个仿真中, 利用经典的DSmT融合规则进行计算则是完全失败的。

## 4 结 论

本文探讨传统的DSmT系统中存在的计算量大的问题, DSmT焦元个数会伴随辨识框架元素的增加而增多, 对融合后的mass函数进行重构, 改进了传统的DSmT融合规则的雷达辐射源识别方法, 得到了一种基于DSmT的快速mass函数收敛算法。只需要计算由辨识框架元素形成的焦元与未知焦元的基本置信指派, 不需要计算比较繁琐的矛盾焦元的基本置信指派。这种改进后的融合方法可以减少融合的拍数, 融合拍数的减少使得mass函数较快的收敛到一个阈值。实验仿真结果表明, 基于DSmT的快速mass函数收敛算法与传统DSmT识别方法相比, 可以更准确、更快速地达到雷达目标识别的目的。由于快速mass函数收敛算法组合规则在证据组合过程中, 舍弃了矛盾焦元, 会造成矛盾焦元信息的缺失, 会给决策分类带来一定的风险, 这也是需要注意的问题和进一步工作研究的重点。

## 参 考 文 献

- [1] RIZVI S A, NASRABADI N M. Fusion techniques for automatic target recognition[C]//IEEE Proceedings of the 32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop. Washington D C, USA: IEEE, 2003: 27-32.
- [2] MAO Shao-jie, BAO Guang-yu, JU Zhen-qi. A study of simulation and evaluation experimental method of C4ISR system[C]//7th IEEE International Conference on System Simulation and Scientific Computing. Beijing, China: IEEE, 2008: 793-796.
- [3] DEZERT J, SMARANDACHE F. Partial ordering of hyper-power sets and matrix representation of belief functions within DSmT[C]//Proc of Fusion 2003 Conf Cairns. Australia: International Society of Information Fusion, 2003: 230-238.
- [4] SMARANDACHE F, DEZERT J. Advances and applications of DSmT for information fusion [M]. Rehoboth, Delaware: American Research Press, 2004.
- [5] DEZERT J, SMARANDACHE F. Combination of beliefs on hybrid DSm models[M]. Rehoboth, Delaware: American Research Press, 2004.
- [6] DEZERT J, TACNET J M, BATTON HUBERT M, et al. Multi-criteria decision making based on DSmT-AHP[C]//Int Workshop on Belief Functiom. Brest, France: Brest Nadonal Senior Telecommunication College, 2010: 325-331.
- [7] 陈锡明, 祝正威. 智能化雷达辐射源型号识别及其实现[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(7): 1-3.  
CHEN Xi-ming, ZHU Zheng-wei. A method of recognizing radar radiating-source's model intelligently and its implementation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2001, 23(7): 1-3.
- [8] 苗壮, 程咏梅, 梁彦, 等. 一种改进的DSmT及其目标识别中的应用[J]. 计算机应用, 2005, 25(9): 2044-2047.  
MIAO Zhuang, CHENG Yong-mei, LIANG Yan, et al. Improved Dezert-smarandache theory and its application in target recognition[J]. Computer Applications, 2005, 25(9): 2044-2047.
- [9] 苗壮, 程咏梅, 潘泉, 等. 快速mass函数收敛算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2011, 38(1): 89-92.  
MIAO Zhuang, CHENG Yong-mei, PAN Quan, et al. A fast mass function convergence algorithm[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2011, 38(1): 89-92.
- [10] SMARANDACHE F, DEZERT J. Advances and applications of DSmT for information fusion[M]. Rehoboth: American Research Press, 2006.
- [11] YAN Jin-jiang, WANG Yong, WANG Xian-yu. Improved DSmT and its application in radar type recognition[C]//Business Management and Electronic Information (BM-EI), 2011 International Conference. Zhengzhou, China: IEEE, 2011: 207-211.
- [12] 王新, 马庆林. 一种新型的基本概率分配函数获取方法及其应用[C]//第二十九届中国控制会议论文集. 北京, 中国: IEEE, 2010: 4037-4040.  
WANG Xin, MA Qing-lin. Novel calculating method of mass function and its application[C]//Proceedings of the 29th Chinese Control Conference. Beijing, China: IEEE, 2010: 4037-4040.
- [13] JIANG Si-hou, WANG Han-gong, YANG Neng-jun. The algorithm of mass function based entropy and its application in fault diagnosis of hydraulic pumps[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2007, 35(12): 185-187.

编辑 黄 莘