DSm Lilun Jiqizai Mubiao
Ronghe Shibie Zhongde Yingyong

DSm理论
及其在目标融合识别中的应用

金宏斌 李鸿飞 李 浩 田康生 著

国防工业出版社
National Defense Industry Press

DSm 理论及其在目标融合识别中的应用

金宏斌　李鸿飞　李　浩　田康生　著



国防工业出版社
·北京·

内容简介

目标融合识别是信息融合重要的研究领域之一，也是军事决策指挥的重要依据。由于信息不确定性、高冲突性等，给目标融合识别带来较大的挑战。基于 Dezert-Smarandache 理论（DSm 理论）的特点，本书理论联系实际，从 DSm 理论的视角介绍如何有效融合处理各类传感器不确定、不完全、不可靠的信息；如何构建信息流程；如何解决应用计算复杂度；如何构建评价指标体系等问题。

图书在版编目（CIP）数据

DSm 理论及其在目标融合识别中的应用/金宏斌等著．
—北京：国防工业出版社，2019.2
ISBN 978-7-118-11777-6

Ⅰ．①D… Ⅱ．①金… Ⅲ．①推理控制-应用-自动识别 Ⅳ．①TP391.4 ②TP273

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2019）第 033090 号

※

国防工业出版社出版发行
（北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048）
三河市天利华印刷装订有限公司
新华书店经售

*

开本 787×1092 1/16 **印张** 10 **字数** 225 千字
2019 年 2 月第 1 版第 1 次印刷 **印数** 1—1500 册 **定价** 48.00 元

（本书如有印装错误，我社负责调换）

国防书店：（010）88540777 发行邮购：（010）88540776
发行传真：（010）88540755 发行业务：（010）88540717

前　言

目标融合识别一直是信息融合中的难点问题，尤其是对准确性要求极高的军事信息系统，目标融合识别结果是指挥员作战指挥决策的重要依据，必须要确保精确性和实时性。但是在实际应用中，由于传感器测量的错误、信息的预处理错误、对不确定信息的不合理建模、欺骗信息等问题，给识别信息的融合处理带来了新的挑战。

Dezert-Smarandache 理论（DSm 理论）是由 Dezert 和 Smarandache 共同提出的一种新的信息融合方法，DSm 理论是经典的 Dempster-Shafer 理论（DS）理论的扩展，并且在数学结构和含义上进行了全新的诠释。在对目标融合识别问题研究中，我们发现 DSm 理论擅长处理高冲突、不精确信息的特性，因此十分适合作为目标融合识别的识别方法使用。本课题组从 2006 年开始对 DSm 理论及其在目标融合识别中应用进行跟踪研究，取得了一些研究成果。

本书对 DSm 理论进行系统介绍，并通过 6 章内容及大量的算例、数据、图表对 DSm 理论在目标融合识别中应用的关键问题进行探讨研究，试图对以下问题从 DSm 理论的角度进行解释：如何有效地融合各种传感器提供的各类信息；如何处理来自不明信号的、不确定的、不完全的、不可靠的信息，并对外部环境的变化做出灵活的自适应反应；如何让复杂的融合识别方法的计算量能满足实际系统的需求；如何对设计的识别方法进行评估、评价，等等。

各章的内容简述如下：

第 1 章主要介绍 DSm 理论提出的原因、目前的发展现状及应用情况，目标融合识别中需要解决的关键问题，以及 DSm 理论在其中的适用性。

第 2 章第一部分对 DSm 理论的模型、DSm 理论的结构组成、DSm 的组合规则进行了比较详细的介绍；第二部分对 DSm 理论信息流程进行了研究。信息流程是使用 DSm 理论进行目标融合识别的完整过程，在对信息流程进行研究的同时，对各分模块的信息表示和信息流程进行了介绍。

第 3 章主要介绍 DSm 理论基本信度分配的确定方法。基本信度分配确定方法是目标融合识别原始数据与 DSm 理论证据的桥梁，在分析现有的支持向量机方法的基础上，提出基于支持向量机的基本信度分配确定方法，仿真分析说明其有效性。

第 4 章主要介绍 DSm 理论的组合规则。组合规则决定了目标融合识别的准确性，对传统的组合规则的不足进行了改进，分别提出 3 种组合规则，这 3 种组合规则针对不同

的应用场景体现了良好的识别结果。

第5章主要介绍DSm理论计算复杂度的优化问题。针对目标融合识别实时性要求很高的实际特点,分别从焦元数据和数据处理过程两个角度对计算复杂度进行优化。

第6章主要介绍DSm理论组合规则的评价。对不同组合规则在证据处理中的效果进行评价,对目标融合识别中组合规则的选择提供理论依据。

由于作者水平有限,书中难免有遗漏或不当之处,恳请各位专家和读者批评指正。

作者

2018年7月

目　录

第 1 章　绪论 …… 1
1.1　DSm 理论的产生和发展 …… 1
1.1.1　多传感器信息融合系统中的冲突问题 …… 1
1.1.2　DSm 理论的产生 …… 4
1.1.3　DSm 理论的发展 …… 5
1.2　目标融合识别 …… 9
1.2.1　目标融合识别概述 …… 9
1.2.2　目标融合识别层次 …… 9
1.2.3　常用的目标融合识别方法 …… 11
1.3　DSm 理论在目标融合识别应用的关键问题 …… 14
1.3.1　目标融合识别需解决的关键问题 …… 14
1.3.2　DSm 理论在目标融合识别应用的适用性 …… 15
参考文献 …… 16
第 2 章　DSm 理论基础及信息流程 …… 21
2.1　DSm 理论的模型基础 …… 21
2.2　DSm 理论的结构基础 …… 22
2.2.1　超幂集 …… 22
2.2.2　信度函数 …… 23
2.2.3　焦元基数 …… 23
2.3　DSm 理论的规则基础 …… 24
2.3.1　经典 DSm 组合规则 …… 24
2.3.2　混合 DSm 组合规则 …… 26
2.3.3　PCR 系列组合规则 …… 26
2.4　DSm 理论信息流程分析 …… 31
2.5　DSm 理论信息流程基本结构 …… 33
2.5.1　DSm 理论信息流程的信息准备部分 …… 33
2.5.2　DSm 理论信息流程的信息表示部分 …… 34
2.5.3　DSm 理论信息流程的信息处理部分 …… 36
2.5.4　目标融合识别应用仿真分析 …… 40
参考文献 …… 44
第 3 章　DSm 理论基本信度分配获取方法 …… 46
3.1　SVM …… 46

3.1.1 线性 SVM …… 46
3.1.2 非线性 SVM …… 48
3.1.3 多类 SVM …… 49
3.1.4 SVM 的特点 …… 49
3.2 基于 SVM 的基本信度分配获取方法 …… 50
3.2.1 SVM 的后验概率模型 …… 50
3.2.2 后验概率向多类的扩展 …… 51
3.2.3 方法步骤 …… 52
3.3 仿真分析 …… 53
3.3.1 基于多类 SVM 与证据理论相结合的融合结构和方法步骤 …… 53
3.3.2 SVM 模型选择 …… 54
3.3.3 性能对比实验 …… 54
3.3.4 目标融合识别应用仿真分析 …… 58
参考文献 …… 61
第 4 章 DSm 理论组合规则 …… 63
4.1 基于信度优势的比例冲突再分配组合规则 …… 63
4.1.1 规则描述 …… 64
4.1.2 目标融合识别应用仿真分析 …… 65
4.2 交互自适应组合规则 …… 72
4.2.1 传统证据间冲突判定方法 …… 73
4.2.2 基于超幂集下角度相似度的判定方法 …… 75
4.2.3 交互自适应组合规则描述 …… 78
4.2.4 目标融合识别应用仿真分析 …… 79
4.3 基于可信度的广义修正组合规则 …… 86
4.3.1 基于 DSm 理论的可信度确定 …… 87
4.3.2 基于 DSm 理论的动态问题 …… 91
4.3.3 基于 DSm 理论的动态组合规则 …… 92
4.3.4 目标融合识别应用仿真分析 …… 95
参考文献 …… 107
第 5 章 DSm 理论计算复杂度优化 …… 109
5.1 DSm 理论计算复杂度优化方法 …… 109
5.1.1 非编码计算复杂度优化方法 …… 109
5.1.2 编码计算复杂度优化方法 …… 110
5.2 基于改进能量函数的 DSm 理论计算复杂度优化方法 …… 112
5.2.1 基于改进能量函数的焦元控制规则 …… 112
5.2.2 基于改进能量函数的 DSm 理论近似计算方法 …… 114
5.2.3 目标融合识别应用仿真分析 …… 116
5.3 基于焦元控制与修正编码的 DSm 理论计算复杂度优化方法 …… 122
5.3.1 DSm 理论计算复杂度度量体系研究 …… 122

5.3.2 计算编码的修正研究 …… 126
5.3.3 基于焦元控制与修正编码的计算复杂度优化方法 …… 130
5.3.4 目标融合识别应用仿真分析 …… 133
参考文献 …… 136
第6章 DSm理论组合规则评价 …… 138
6.1 DSm理论组合规则评价指标体系 …… 138
6.1.1 DSm理论组合规则评价指标体系构建 …… 138
6.1.2 DSm理论组合规则评价指标分析 …… 139
6.2 DSm理论组合规则评价及在目标融合识别中应用的建议 …… 141
6.2.1 DSm理论组合规则定量分析 …… 141
6.2.2 DSm理论组合规则综合评价 …… 147
6.2.3 DSm理论组合规则在目标融合识别中应用的建议 …… 149
参考文献 …… 150

第1章 绪 论

随着信息技术的的快速发展和现代战争形态的变化,军事信息系统在战争中发挥的作用越来越重要,作为“中枢神经”军事信息系统需要融合处理多传感器的信息,得到更精确的结果。由于单一传感器探测距离、性能等的局限性,目标融合识别成为识别目标的有效解决方式。而 DSm 理论作为信息融合创新发展的有力工具,在目标融合识别中得到了高效的应用。

1.1 DSm 理论的产生和发展

信息融合技术是协同利用多源信息以获得对事物或目标的更客观、更本质认识的信息综合处理技术,是提高智能系统智能化程度的关键技术之一。Dempster-Shafer 理论(DS 理论)[1,2]以其在不确定性的表示和组合方面的优势在信息融合领域得到了广泛的应用。但是,DS 理论中 Dempster 组合规则在处理高冲突证据时可能得到与人们直觉推理相悖的结论,同时由于 DS 理论对焦元的互斥要求,使其无法很好完成一些模糊问题的表示。Dezert-Smarandache 理论(DSm 理论)正是用于解决这些问题的一种新的理论方法,它是由法国航空航天实验室的 Dezert 高级研究员于 2002 年[3]提出,并和美国新墨西哥州大学的 Smarandache 教授一起研究,共同发展起来的新的证据推理理论[4]。DSm 理论针对传统 DS 理论的缺陷和不足,提出了有益的改进和推广。DSm 理论加入冲突焦元,重新构建了新的理论体系,对冲突问题、动态融合问题都能较好地处理,但计算复杂度也随之增加[5]。

1.1.1 多传感器信息融合系统中的冲突问题

在多传感器信息融合系统中,由于传感器测量的错误或不精确,会得到不一致甚至是冲突的结果。另外,各种欺骗、干扰,甚至是环境对传感器的影响,也会造成不一致甚至是冲突问题。

综合分析多传感器信息融合系统中传感器及其探测环境,引起冲突的主要原因如下[6]:

(1) 传感器测量的错误。如传感器在信息获取阶段失灵所引起的不可靠、传感器在学习阶段的不完善、错误信号的干扰及受各种环境噪声影响等所导致的错误。

(2) 信息的预处理错误。如数据关联以及时空配准等错误都会引起冲突。

(3) 对不确定信息的不合理建模。现有各种不确定信息的建模大多是依据近邻信息的距离测度、似真测度来赋值的,有时甚至是人为主观赋值。由于各自性能的差异以及受其知识面、认识水平等因素的限制,必然带来一定的冲突。

(4) 欺骗信息的存在。在现代军事领域中,欺骗与反欺骗激烈对抗,对抗双方为了保存自己战胜对方,利用各种欺骗手段麻痹对方,这也是出现冲突信息的重要原因之一。

(5) 其他原因,如不确定信息的增多也会使得信息间的冲突增加等。

正是由于以上原因,在多传感器信息融合系统决策层进行目标融合识别时会产生冲突问题,而利用 DS 理论中 Dempster 组合规则进行高冲突证据等推理时,由于其本身的局限性,会出现组合规则不能使用或得出与人类推理习惯不相符的结果,即会产生悖论[7]。悖论问题直接影响到证据推理结果的正确性和可靠性,所以必须对悖论问题进行研究。

证据冲突悖论是由于证据之间的冲突引起组合结果与直觉相悖或者不合常理。根据证据的冲突程度及特点可以分为 3 种,即全冲突悖论、0 信任悖论、1 信任悖论。除了以上 3 种由于证据之间的冲突问题引起的悖论外,还有一种虽然不是由于冲突问题引起的,但是也是由于 DS 理论中 Dempster 组合规则对焦元基数的大小不能确定而引起的悖论,即焦元基数模糊悖论。

1. 全冲突悖论

如果辨识框架下的任意两条证据的基本信度分配是完全冲突的,即使其他大多数证据的基本信度分配的一致性很好,也不能使用 Dempster 组合规则(式(1-1)),这种情况称为全冲突悖论。例 1.1 给出了一种典型的全冲突悖论形式。

假设辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_n\}$,$2^\Theta$ 为 Θ 的幂集,在其框架下有两个基本信度分配 $m_1,m_2:2^\Theta\to[0,1]$,其中 $\sum\limits_{Y\in 2^\Theta} m_i(Y)=1,i=1,2$,则

$$m(A)=\begin{cases}\dfrac{\sum\limits_{\substack{X,Y\in 2^\Theta\\ X\cap Y=A}} m_1(X)m_2(Y)}{1-k} & (\forall A\subset 2^\Theta \quad A\neq\varnothing)\\ 0 & (A=\varnothing)\end{cases} \tag{1-1}$$

记为 $m_1\oplus m_2$,其中,$\oplus$表示直和运算;$k=\sum\limits_{X\cap Y=\varnothing} m_1(X)m_2(Y)$ 称为冲突因子,它在某种程度上反映了冲突的程度,当 $k=1$ 时证据冲突严重到证据组合规则不再适用。系数 $1/(1-k)$称为归一化因子,它保证了基本信度分配的定义条件得到满足,避免了非 0 的信度赋给空集$\varnothing$。

例 1.1 设辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2\}$,两条证据的基本信度分配分别为

$$m_1(A)=\begin{cases}1 & (A=\{\theta_1\})\\ 0 & (A=\{\theta_2\})\end{cases},\quad m_2(A)=\begin{cases}0 & (A=\{\theta_1\})\\ 1 & (A=\{\theta_2\})\end{cases}$$

这时两条证据很显然完全冲突,即 $k=1$,因此,式(1-1)中分母为 0,故无法合成。

2. 0 信任悖论

如果辨识框架下的多条证据中的某条证据的某一焦元的基本信度分配为 0,且该焦元与同一证据中其他基本信度分配不为 0 的焦元的交集不是其本身,则无论其他证据对该焦元的基本信度分配有多大,组合结果中该焦元的基本信度分配始终为 0,这种情况称为 0 信任悖论。例 1.2 给出了一种典型的 0 信任悖论形式。

例 1.2 设辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3\}$,4 条证据的基本信度分配如下:

$$m_1(A)=\begin{cases}0.5 & (A=\{\theta_1\})\\ 0.2 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.3 & (A=\{\theta_3\})\end{cases}$$

$$m_2(A)=\begin{cases}0 & (A=\{\theta_1\})\\ 0.9 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.1 & (A=\{\theta_3\})\end{cases}$$

$$m_3(A)=\begin{cases}0.55 & (A=\{\theta_1\})\\ 0.1 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.35 & (A=\{\theta_3\})\end{cases}$$

$$m_4(A)=\begin{cases}0.55 & (A=\{\theta_1\})\\ 0.1 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.35 & (A=\{\theta_3\})\end{cases}$$

采用式(1-1)进行组合计算,合成结果为

$$m(A)=\begin{cases}0 & (A=\{\theta_1\})\\ 0.33 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.67 & (A=\{\theta_3\})\end{cases}$$

由于第二条证据对 θ_1 的基本信度分配为0,无论其他证据对 θ_1 的基本信度分配有多大,组合后的结果始终为0,具有"一票否决"的缺点。当然如果第二条证据中的其他焦元与 θ_1 存在交集,且基本信度分配不为0,则组合结果中 θ_1 的基本信度分配不为0,但值很小,说明受第二条证据的影响仍很大。

3. 1信任悖论

假设辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_n\}$ 下有 l 条证据,第 i 条证据的基本信度分配为 $m_i(E_j)$,E_j 为焦元,$i=1,2,\cdots,l$,$j=1,2,\cdots,N$,N 为焦元的个数,$N\leqslant 2^n-1$,如果存在 $m_1(E_{j_1})=m_2(E_{j_2})=\cdots=m_i(E_{j_i})=\cdots=m_l(E_{j_l})=a\neq 0$,其中 $\cap E_{j_i}=A$,且 $k=1-a^l$,即组合后 $m(A)=1$。当 a 值很小时,会出现所有证据的基本信度分配很小,而组合结果却为1的错误推理,这种情况称为1信任悖论。例1.3给出了一种典型的1信任悖论形式。

例1.3 设辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3,\theta_4,\theta_5\}$,3条证据的基本信度分配分别为

$$m_1(A)=\begin{cases}0.9 & (A=\{\theta_1\})\\ 0.1 & (A=\{\theta_2\cup\theta_3\})\end{cases};\quad m_2(A)=\begin{cases}0.1 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.9 & (A=\{\theta_4\})\end{cases},\quad m_3(A)=\begin{cases}0.1 & (A=\{\theta_2\})\\ 0.9 & (A=\{\theta_5\})\end{cases}$$

采用式(1-1)进行组合计算,组合结果为 $m(\theta_2)=1$。

这说明3条证据对 θ_2 的支持度均很小,或者说3条证据都认为最终结果是 θ_2 的可能性不大,但组合结果100%的认为是 θ_2,这显然有悖常理。原因是证据间的冲突较大(例中 $k=0.999$),从而使可能性很小的结果经过证据推理成为必然。

4. 焦元基数模糊悖论

此类证据并不是高冲突的,但结果却是不合理的。原因是Dempster组合规则模糊了焦元基数的大小,无法根据焦元基数的大小来修正证据组合结果,从而造成了悖论。这种情况称为焦元基数模糊悖论。例1.4给出了一种典型的焦元基数模糊悖论形式。

例 1.4 设辨识框架 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3,\theta_4,\theta_5\}$，两条证据的基本信度分配分别为

$$m_1(A)=\begin{cases}0.7 & (A=\{\theta_1\})\\0.3 & (A=\Theta)\end{cases},m_2(A)=\begin{cases}0.8 & (A=\{\theta_1\cup\theta_2\})\\0.2 & (A=\Theta)\end{cases}$$

采用式(1-1)进行组合计算，组合结果为

$$m(A)=\begin{cases}0.7 & (A=\{\theta_1\})\\0.24 & (A=\{\theta_1\cup\theta_2\})\\0.06 & (A=\Theta)\end{cases}$$

若 $m_1(A)=\begin{cases}0.7 & (A=\{\theta_1\})\\0.3 & (A=\Theta)\end{cases},m_2(A)=\begin{cases}0.8 & (A=\{\theta_1\cup\theta_2\cup\theta_3\cup\theta_4\})\\0.2 & (A=\Theta)\end{cases}$，采用式(1-1)进行组合计算，合成结果为

$$m(A)=\begin{cases}0.7 & (A=\{\theta_1\})\\0.24 & (A=\{\theta_1\cup\theta_2\cup\theta_3\cup\theta_4\})\\0.06 & (A=\Theta)\end{cases}$$

这两组结果说明 Dempster 组合规则无法区分焦元基数的大小。

1.1.2 DSm 理论的产生

通过分析可知，DS 理论不能有效地处理冲突问题，基于 DS 理论的各种改进方法都有着不同的侧重点，这些方法虽然解决了部分问题，但同时带来了新的问题，不能彻底解决冲突证据组合问题。因此，还需要发展新的证据推理理论来解决冲突证据的组合问题。DSm 理论也正是在这种背景下产生的。提出 DSm 理论的目的就是要消除 DS 理论的内在局限问题，DSm 理论认为 DS 理论的内在局限主要表现在 3 个方面：①对于 DS 理论框架下的 Shafer 模型，辨识框架包含 n 个穷举且互斥的焦元；②排中原则，即任何属于幂集 2^Θ 元素/命题的补集仍属于幂集 2^Θ；③Dempster 组合规则。Dezert 和 Smarandache 认为这 3 个 DS 理论必须满足的基本条件可以去除，通过一种新的数学方法实现证据的融合。

DSm 理论自从提出后就得到了快速的发展，目前已有许多会议和期刊都将 DSm 理论作为专题进行深入讨论和学术交流。从 2003 年在澳大利亚昆士兰召开的“似是而非、自相矛盾和中智推理在信息融合中的应用”开始，各种研讨会对 DSm 理论的原理、应用尤其是其对冲突信息处理给予了极大的关注。作为信息融合业界极受关注的国际信息融合会议(International Conference on Information Fusion, FUSION)，从 2003 年至今，每年都以论文、专题报告和研讨会的形式报告 DSm 理论。权威期刊如 *Information Fusion*、*IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics*、*Decision Support Systems*、*International Journal of Approximate Reasoning*，以及国内的《中国科学》《电子学报》《电子信息学报》《系统工程与电子技术》等重要期刊都有 DSm 理论研究的文章，可见业界对于 DSm 理论的认可。值得一提的是，DSm 理论在中国的发展受到了两位原创者的高度重视，Dezert 研究员于 2009 年 5 月访问东南大学和华中科技大学，Smarandache 教授于 2010 年访问了西安交通大学，并做了关于 DSm 理论的专题报告，Dezert 研究员于 2017 年在西安举办的国际信息融合会议进行了 DSm 理论进展的报告。其他的很多国外的专家教授也对 DSm 理论进行了深入研究，主要有 Anne-Laure Jousselme 博士对证据间距离做的开创性研究，Milan Daniel

对组合规则的改进和研究，Albena Tchamova 对 DSm 理论在目标跟踪中的研究等。

目前，国内对 DSm 理论的研究主要集中在院校的一些团队。西安交通大学的韩崇昭、韩德强团队在 973 计划等项目支持下持续进行 DSm 理论研究，对不确定性度量、冲突证据处理取得了不少研究成果；上海交通大学的邓勇团队主要对 DSm 理论基本信度获取、组合规则构建问题进行研究；西北工业大学的潘泉团队对冲突度量、近似算法、组合规则在目标识别和图像处理中的应用进行了研究；东南大学的李新德团队主要以机器人为背景，研究 DSm 理论的架构及定性组合规则；杭州电子科技大学的文成林团队主要研究 DSm 理论在故障诊断中应用的各种问题；海军航空工程学院何友团队主要研究证据的冲突表示与度量，以及组合规则的改进；中北大学的杨风暴团队主要对 DSm 理论组合规则的研究；本书作者带领课题组主要对 DSm 理论组合规则、计算量控制方法及其在军事目标识别中的应用进行了持续研究。此外，国防科技大学的辛玉林对 DSm 理论在目标综合识别中应用的研究；南京理工大学的王进将 DSm 理论应用于信任管理。

1.1.3 DSm 理论的发展

DSm 理论的研究者从不同方面对其进行了研究探索，给出 DSm 理论不同方面的分析，并结合一些实际应用给出了一些解决方案，在 DSm 理论的实用化不断尝试并得到不少有益的结果。目前的研究主要在基本信度分配的获取、信息流程、组合规则、决策规则这 4 个理论方向，规则评价、计算复杂度优化这两个应用问题，以及解决实际中与具体应用结合的问题这三大类问题中进行。下面对这三大类中的 7 种具体问题的研究情况进行分析说明。

1. 基本信度分配的获取

DSm 理论进行信息融合即是对多传感器获得的基本信度分配（Basic Belief Assignment，BBA）进行合成。基本信度分配的获取是 DSm 理论应用的重要问题之一。基本信度分配的获取没有通用的方法，主要根据具体应用选择不同的方法。DSm 理论在基本信度分配的定义上对 DS 理论基础进行了扩展。

邓勇在文献[8]中针对辨识框架完整和不完整的情况，分别提出了强约束的广义基本信度分配获取方法和弱约束的广义基本信度分配获取方法，解决不同情况下的基本信度分配获取问题。Denoeux 认为 K 近邻规则是获得基本信度分配的重要方法，他认为待识别样本与证据源的关系可以有效利用，将这两种数据构建函数，再根据其与单元素集合及全集的关系构建基本信度分配[9]。Denoeux 还考虑了基本信度分配的复杂度问题，将神经网络方法用于了基于 K 近邻规则的基本信度分配获取[10]。金宏斌[11]针对某预警监视系统实际，提出了一种基于 Platt 后验概率的多类支持向量机（Support Vector Machine，SVM）SVM 基本信度分配获取方法。这种方法有效减小了传统多类方法的计算量，有利于工程应用实现。文献[12]考虑了专家意见的可利用性，将专家意见与大量可靠信息综合利用，利用有限理性原则构建基本信度分配方法。文献[13-15]针对 DSm 理论特点从不同角度对基本信度分配获取进行了研究。

2. 信息流程

信息流程指完成证据构建到结果显示的全过程，也包括相关节点的输入/输出信息表示、处理问题的集合。如果只是对其中的单个问题进行研究（如组合规则的改进、计算

量的减小等),而不考虑其内在关系,就无法从整体的角度考虑研究的效果。

Dezert 和 Smarandache 首先提出了 3 层 DSm 信息流程,以自由 DSm 模型为基础,约束与融合为第二层,最后在决策层完成处理[16]。有学者从递归的角度对 DSm 理论的信息流程做了简单的描述[17],给出的信息流程只能表达信息的流向,没有信息表示、信息间关系等基本问题的分析。文献[18]提出了 DSm 理论的广义信息流程,将证据推理结构分为 4 个层次,但是没有给出详细的流程。李新德给出了 DSm 理论近似推理融合方法的信息流程架[19]。文献[20,21]针对具体应用提出了两种改进 DSm 理论合成方法并对信息流程进行了描述。

3. 组合规则

组合规则是 DSm 理论的核心,也是 DSm 理论研究成果最多的方向。DSm 理论组合规则研究可以分为四大类,即单值信度组合规则、区间信度组合规则、定性信度组合规则、条件信度组合规则。

(1) 单值信度组合规则。单值信度组合规则输入和输出的证据都是以基本信度值的形式出现。比例冲突再分配组合规则(Proportional Conflict Redistribution Rules, PCR)是应用最广泛和发展最迅速的单值信度组合规则之一。PCR 规则是 Dezert 和 Smarandache 在 DSm 理论的基础上提出的证据组合规则[22]。它是将冲突信度按照某种比例加到组合信度上,从而更有效地利用证据。根据分派比例的不同,PCR 规则分为 PCR1 ~ PCR6。文献[23]提出一种通用组合规则,计算量比 PCR 规则小,精确度略低于 PCR 规则。一般组合规则都是运行在静态辨识框架下,即辨识框架的结构在融合过程中保持不变。但实际中基于辨识框架的元素经常出现动态变化的情况,因此 Smarandache 和 Dezert 提出了 PCR 动态组合规则(Dynamic PCR Rules, DPR)和 DSm 混合动态组合规则(Dynamic Hybrid DSm Rule, DDSmHR)[24]。文献[25]提出了基于冲突度量的交互自适应组合规则,将证据的冲突程度作为权重,将扩展 Dempster 规则的组合结果与 PCR5 规则的初步组合结果加权综合得到最终组合结果。文献[26,27]针对一些具体问题对 PCR 规则进行了进一步的改进。基于 Florea 提出的自适应组合规则(Adaptive Combination Rule, ACR)[28],Arnaud Martin 根据 DSm 理论的特点提出了改进的混合组合规则,将权重由全局冲突确定改进为由元素的基数决定[29]。

(2) 区间信度组合规则。区间信度组合规则将证据表示为由上下限组成的区间信度,一般用于难以获得准确基本信度值的情况。区间信度组合有两个主要的问题:一是区间信度的表示;二是不同区间证据的组合。因此,Dezert 和 Smarandache 等在 DSm 理论框架下提出了区间信度组合规则[30]。区间信度组合规则对单值信度组合规则中的运算进行了重新定义。单值信度是区间信度的一个特例,区间信度可以看作是单值信度的一种扩展。区间信度组合规则在组合公式基本形式不变的前提下,对运算进行了重新定义。

(3) 定性信度组合规则。定性信度组合规则(Qualitative Belief Combination Rule, QBCR)用于处理无法获得数字表示信度的情况,用自然语义表示证据,对单值信度组合规则进行改进和扩展。Dezert 和 Smarandache 基于 DSm 理论提出 QBCR[31]。QBCR 在单值信度组合规则的基础上,直接进行改进和扩展,给出了相应定性信度的加、减、乘运算。文献[32]也初步探讨了定性 PCR5 规则,但这种方法没有一个合理的表达式,因此具有很大的局限性。QBCR 能够对定性信息进行有效融合,但它还存在两个方面的问题:

①QBCR 获得的定性组合结果不具有准归一化特性;②没有定义除算子。

(4) 条件信度组合规则。如果有明确的先验知识构造的先验证据,可以采用条件信度组合规则得到更精确的结果,但一般情况下先验证据难以获得。Dezert 和 Smarandache 基于 Shafer 条件组合规则(Shafer's Conditioning Rule, SCR)和 DSm 理论的特点提出了条件信度组合规则(Quantitative Belief Conditioning Rules, BCR)[33,34]。BCR 基本思想是在先验条件完全正确的前提下,基于先验信息的数值在组合时对信度进行合理的、符合先验信息的分配。提出了系列 BCR 规则(BCR1~BCR31),这些组合规则从不同的角度利用先验信息,以增加识别过程的有效性。

DSm 理论的组合规则比 DS 理论组合规则能更好地处理冲突问题。现有 DSm 理论组合规则虽然解决了高冲突证据的问题,但同时也带来另一个不足,那就是降低了证据低冲突时的置信水平,这也就带来了应用上的限制。另外,DSm 理论组合规则不考虑不同证据的信度,也存在信度评价不够合理的问题,这也是值得研究和改进的方向之一。

4. 决策规则

决策规则是对组合结果进行分析,判断最终结果的方法。决策规则是 DSm 理论中的重要组成部分。在概率论中,最后的决策是具有最大概率的假设(命题)[35]。然而,在 DSm 理论中组合证据之后却在决策问题上遇到了困难。DSm 理论加入冲突焦元,使信度分散,使决策的难度更大。有效的决策规则是 DSm 理论中一个难题。

Pignistic 概率是 DS 理论决策规则中的经典方法,Dezert 和 Smarandache 将其应用在 DSm 理论中,由于 DSm 理论加入了冲突焦元,提出了广义 Pignistic 概率转换(Generalized Pignistic Transformation, GPT)[36]的概念。在 DSm 理论中,随着不同的约束条件的存在,DSm 模型分为自由 DSm 模型、混合 DSm 模型和 Shafer 模型,因此 GPT 在进行计算时需要考虑模型的不同。GPT 虽然考虑了多元素命题的分配问题,但是在分配时没有考虑信度值对分配系数的影响。因此,Dezert 和 Smarandache 又提出了一种新的概率转换方法——基于 DSm 的 Pignistic 概率转换(Dezert-Smarandache Pignistic Transformation, DSmP)[37,38]。DSmP 是以概率信息量为准则,同时考虑了命题的基数以及命题信度值,使概率的转换更加合理。

5. 规则评价

组合规则的评价是改进、应用组合规则的理论依据。因此,对组合规则客观合理的评价对 DSm 理论的应用十分重要。现有对组合规则的评价主要集中在 DS 理论中,在 DSm 理论中还未见这个方向的研究文章。侯俊是最早对组合规则进行系统研究的学者[39],但他的研究集中在 DS 理论组合规则的评价问题,对 DSm 理论不能完全适用。对证据的处理能力是组合规则评价研究的重点,组合规则对冲突证据处理能力的评价问题在文献[40-42]进行了比较系统的研究。文献[43-46]研究了证据顺序对组合规则影响,即对组合规则的交换性和结合性进行了分析。计算复杂度是组合规则研究的又一个重点,文献[47-49]对组合规则计算量方面的性质进行了研究。组合规则的鲁棒性[50]、可靠性[51]等方面也有专家做出了许多有益的研究。

但针对不同的应用,如何选择适合的组合规则还没有公认有效的方法,是一个亟待解决的问题。不同组合规则多是针对某个缺陷改进进行简单算例验证,还没有通用评价体系作为组合规则的分析方法,所以客观性和说服力不强,也需要针对 DSm 理论的内涵

和特性系统研究适合 DSm 理论的评价指标体系。

6. 计算复杂度优化

由于在 DSm 理论下增加了冲突信息表示，使得 DSm 理论的计算复杂度迅速增长。在没有任何约束的自由 DSm 模型情况下，如 5 个目标的识别时，超幂集的命题达到 7580，虽然在混合 DSm 模型和 Shafer 模型下计算复杂度会适度减小，计算复杂度问题仍是影响 DSm 理论广泛应用的主要问题之一。

Tessem 提出了 $k-l-x$ 近似方法[52]，该方法是经典的减小计算量方法，该方法计算量大的原因是大量小信度焦元带来的，排除这部分焦元可以显著减小计算量。Djiknavorian 将 $k-l-x$ 近似方法在 ESM 目标识别中进行了应用[53]，仿真结果表明了该方法的有效性。但是，$k-l-x$ 近似方法在处理焦元数较多的情况时会得到错误信息，稳健性不够。有学者还研究了对基本信度分配和基数分别相等时焦元的处理方法[54]。针对 DSm 理论特点，文献[55]提出了基于改进能量函数的近似方法，通过对传统能量函数增加修正因子，改进了焦元控制规则，提出了符合 DSm 理论特点的近似方法。文献[56]对 DSm 理论下证据的组合规则进行了简化，面对在 DSm 理论中大量出现的焦元交集，作者试图保留元素及其并集而删减交集，以减小计算量。文献[57]利用遗传算法进行近似计算，作者认为计算量和识别精度可以兼顾，这需要在算法设计上进行规划，得到最优方法。李新德一直致力于减小计算量方向的研究，针对机器人感知辨识问题辨识框架简单的实际，提出了减小证据数的近似方法[49]。李新德[58]针对超幂集关系进行了基于树结构的表示和优化，能有效减小计算量。但该方法将所有并集和交集分配到单子集上再进行处理，造成了信度损失。

在 DSm 理论下，焦元中存在很多无效的命题。因此，需要构造能够有效减少无效命题且不影响识别结果的识别方法。DSm 理论在编程时的编码表示、组合方式都会影响 DSm 理论的效率，所以，优化编程时 DSm 理论编码形式及组合方式也是优化计算复杂度的有效途径。

7. 实际应用

DSm 理论不仅是理论上的创新，也解决了很多实际应用中的信息融合问题。作为信息融合工具，DSm 理论在军事信息系统中得到了广泛应用，在目标的分类表示、辅助决策上都有成功的应用案例[59-64]；Pierre Valin 用 DSm 理论解决基于 STANAG 1241 格式电子支援措施(ESM)识别信息的目标融合在实际中的问题，多个专家在目标融合识别应用中证明 DSm 理论在冲突信息处理中取得了理想的效果[65-71]；文献[72-76]研究了 DSm 理论在目标跟踪中应用的可行性，在目标跟踪的多假设辨别过程中使用了 DSm 理论的组合规则，尤其在模型不完善的目标跟踪问题上有很好的应用潜力；DSm 理论在机器人领域主要应用在地图构建问题上，尤其在移动机器人的栅格地图构建上更为有效[77-81]，华中科技大学的学者们成功使用 DSm 理论解决可移动机器人的栅格地图构建时遇到的不确定、不精确、高冲突信息；在故障诊断中，无论传感器的种类和性质如何，它所提供给人们处理的信息通常是不精确、不确定和不完整的，所以故障诊断过程实质上是一个不确定性推理与决策的过程，采取多个传感器可以互相弥补不足，增加信息量，提高输出精度，实际上，故障诊断也是 DSm 理论广泛应用的一大领域[82-85]；其他的应用领域还有指纹识别[86]、图像识别[87-89]等，同时还与其他理论结合“取长补短”扩大了

DSm 理论的应用范围[90,91]。

1.2 目标融合识别

多传感器信息融合作为军事应用领域中的重要技术，一经提出便受到许多国家的重视，几十年来一直是一个活跃的研究课题。对多个不同类型传感器的数据多级别、多方面、多层次处理所得出的信息比单个传感器获得的信息更加有意义，能为各种应用系统提供准确信息和决策依据。其中对观测实体身份的识别与判断是多传感器信息处理系统的一个非常重要的任务，是指挥、控制、通信与情报(Command, Control, Communication and Intelligence, C^3I)系统中的一个关键功能，也是采用多传感器的意图之一。

1.2.1 目标融合识别概述

在多传感器信息融合系统中，融合识别方法是核心，方法的改进对融合识别系统性能的提升有至关重要的作用。随着科技的发展，各种系统的应用环境发生了重大变化：信息空间越来越复杂；信息种类越来越多；人们获取信息的手段和方法也越来越多样化。这都给目标融合识别带了新的挑战：如何有效地融合各种传感器提供的各类信息；如何处理来自不明信号的、不确定的、不完全的、不可靠的信息。并对外部环境的变化做出灵活的自适应反应；如何让复杂的融合识别方法的计算量能满足实际系统的需求；如何对设计的识别方法进行评估、评价。

综上所述，目标融合识别是信息融合中一个重要的研究领域，是目标识别的一个重要方向。在军事领域中，目标融合识别的表述更趋向于作战应用。随着广泛、深入的应用和研究，目标融合识别在实际应用和理论方法上都取得了一系列的成果，为进一步的研究和发展提供了良好的基础和明确的方向。

在通常情况下，目标融合识别被认为是敌我识别，也即是对被发现目标的敌-我-友的辨别。但是，目标融合识别不仅仅是对被发现目标的敌我属性判别，还包括对目标类型、目标任务和目标状态的判别。在信息融合模型中，目标融合识别也被看作目标属性估计，即属性融合[92-94]。

目标融合识别不仅是对战场的一种深层次认识，同时也是改进、研制新武器与节省战争资源的重要途径之一。它是构建战场态势，形成指挥决策的基础。

1.2.2 目标融合识别层次

在多传感器信息融合系统中，不同的应用背景，决定了各传感器所要完成的功能侧重不一样，而且各类传感器的工作体制和目标信息形式往往存在很大差异，因此要对多传感器所获得的不同目标信息进行身份识别，必须将其统一在相同的信息表达层次上来完成融合处理或分为多个相容的信息表达层次分别进行融合。因此，多传感器信息融合系统目标融合识别也相应地分为三层，即数据层(传感器信号层)、特征层(属性信息层)及决策层(身份声明层)目标融合识别。

1. 数据层目标融合识别

在这一层次上，对来自同类信息源原始数据直接进行融合，然后基于融合后的信息