

文章编号: 1001-0920(2011)06-0883-05

## 基于模型修正的冲突证据组合新方法

熊彦铭, 杨战平, 屈新芬

(中国工程物理研究院 电子工程研究所, 四川 绵阳 621900)

**摘要:** 针对冲突证据的组合问题, 提出了一种新的证据组合方法. 给出了证据之间焦元距离的定义, 在此基础上计算各个证据的支持度. 对所有证据进行支持度加权平均, 获得一个“参考证据”. 利用该参考证据对各个原始证据进行不确定性判定及修正, 并利用 Dempster-Shafer 组合规则进行证据组合. 仿真实验表明, 该方法能够有效地处理冲突证据, 可以得到合理的组合结果.

**关键词:** 冲突证据; 组合方法; 不确定性; 模型修正

**中图分类号:** TP274

**文献标识码:** A

## Novel combination method of conflict evidence based on evidential model modification

XIONG Yan-ming, YANG Zhan-ping, QU Xin-fen

(Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621900, China. Correspondent: XIONG Yan-ming, E-mail: xym\_china@126.com)

**Abstract:** A novel combination method is proposed to handle conflict evidence. A method to obtain evidence's support degree is proposed by calculating the focal element-distance, and then a "referenced evidence" is obtained by averaging all evidences according to support degree. The referenced evidence is used for uncertainty verification and model modification of the original evidences, and Dempster-Shafer rule is applied to evidence combination. Numerical experiments show that the combination result of the proposed method is rational.

**Key words:** conflict evidence; combination rule; uncertainty; model modification

### 1 引言

证据理论是由 Dempster 在研究统计问题时首先提出, 并由 Shafer 进一步完善和发展起来的处理不确定性推理问题的数学方法. 证据理论量化了命题的可信程度和似然率, 比传统的概率论更好地把握了问题的未知性和不确定性, 因而在目标识别、故障诊断和决策分析等领域得到了成功的应用.

证据组合规则是证据理论的核心, 它对组合结果正确与否起着关键作用. DS (Dempster-Shafer) 组合规则适用于低冲突条件下的证据组合问题, 当证据之间存在严重冲突时, 组合结果可能有悖常理. 为了有效处理高度冲突的证据组合问题, 研究人员提出了多种解决方法<sup>[1-12]</sup>, 这些方法各有特点. 本文分析了已有组合方法中存在的问题, 提出了一种新的证据组合方法. 通过仿真实验与现有的几种主要方法进行比较,

结果表明该方法简洁实用, 能有效地处理高度冲突的证据, 得到合理的组合结果.

### 2 对已有组合方法的分析

#### 2.1 组合规则

设  $m_1, m_2$  为辨识框架  $\Theta$  上两个不同证据的质量函数, 则 DS 组合公式为

$$m_1 \oplus m_2(A) = \begin{cases} 0, & A = \emptyset; \\ \frac{1}{1-k} \sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i)m_2(B_j), & A \neq \emptyset. \end{cases} \quad (1)$$

其中  $k = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)$  为冲突因子, 表示两个证据的冲突程度. 依此类推,  $M$  个证据的组合公式为  $m(A) = m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_M(A)$ .

收稿日期: 2010-06-18; 修回日期: 2010-08-29.

基金项目: 十一五行业预先研究项目(426010501); 十一五跨行业预先研究项目(51305060204); 中国工程物理研究院重大预先研究项目(-06-0401).

作者简介: 熊彦铭(1983-), 男, 博士生, 从事自动目标识别、数据融合的研究; 杨战平(1966-), 男, 研究员, 博士生导师, 从事数据融合、决策分析等研究.

当证据冲突度较高时,通过DS组合规则获得的结论往往有悖常理.一个典型的例子是:对于两个证据  $m_1(A) = 0.9, m_1(B) = 0.1$  和  $m_2(B) = 0.1, m_2(C) = 0.9$ ,组合结果为  $m_1 \oplus m_2(B) = 1$ .尽管命题  $B$  在两个证据中的基本概率分配都很小,但是经过组合之后  $B$  变为确定性事件,组合结果有悖常理.

## 2.2 各种改进方法

如何实现高冲突证据的有效融合是证据理论的一个关键问题. Smets<sup>[1]</sup>认为所有证据均是可靠的,产生冲突是由辨识框架的不完备造成的.由于实际情况中各证据源并非完全可靠,该方法并不实用. Yager<sup>[2]</sup>提出辨识框架的封闭世界假设,将冲突看成是对客观世界的未知领域,并将支持证据冲突的概率全部赋给了未知领域.这实际上是将证据间的冲突全部否定,因此过于保守.文献[3]认为即使证据之间存在冲突,也是部分可用的,提出将冲突按一定比例分配给所有焦元.类似的加权分配冲突法还有文献[4-5].概括起来,这些方法均是通过修改DS组合规则来解决冲突证据的组合问题. Lefevre等人<sup>[6]</sup>提出的统一信度函数组合方法是这些方法的一般形式,主要解决如何将冲突进行重新分配的问题.

这类修改规则法的组合结果与组合顺序有关,不满足结合律,无法应用在实际系统中的分布式计算体系中.文献[7]分析指出,许多看起来是DS组合规则出现问题的情况,实际上是证据模型出了问题.认为应该保持DS组合规则不变,通过模型修正,即调整原始证据的基本概率分配来解决冲突证据的组合问题.[8]通过修改证据模型,利用DS规则进行证据组合,但是算法需要设置判定阈值.[9]提出了一种基于模糊集的证据组合法,但需要确定证据间的相容性门限.阈值和门限的选取还没有一个明确的标准,因此这两种方法的可操作性有待提高.[10]提出了一种证据平均组合法,对所有  $n$  个证据进行平均加权求和,再利用DS规则进行  $n-1$  次组合.该方法能够减弱冲突证据对组合结果的影响,但不足之处在于将多源信息进行等权值平均,没有考虑到各个证据之间的关联.[11-12]在[10]的基础上做了改进,对各证据进行可信度加权平均.这类证据平均组合法将各证据的加权平均结果进行反复组合,使得算法快速收敛至某一期待结果,组合结果具有较强的主观倾向性.

本文认为,DS组合规则具有完备的数学性质,便于在实际系统中使用.因此,主张从改进证据模型的角度来解决冲突证据的组合问题.通过定义证据之间的焦元距离,提出一种新的计算各证据支持度的方法.依据支持度的不同对各证据赋予相应的权值,并对所有证据进行加权平均,获得的结果称为“参考证据”.

利用参考证据对各原始证据进行不确定性判定及修正,并利用DS规则完成证据组合.算例仿真结果表明了本文方法的合理性和有效性.

## 3 新的组合方法描述

### 3.1 参考证据的获得

辨识框架  $\theta$  上包含  $N$  个完备的互不相容的命题,  $M$  个证据  $E_i (i = 1, 2, \dots, M)$  的质量函数分别为  $m_i (i = 1, 2, \dots, M)$ . 下面分别提出焦元集合和焦元距离的定义.

**定义 1**  $\Omega_i$  为证据  $E_i$  的焦元组成的集合,  $\Omega$  为所有证据的焦元组成的集合,即

$$\forall A \subseteq \Omega_i, m_i(A) > 0, \quad (2)$$

$$\Omega = \Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \dots \cup \Omega_M \triangleq \{A_1, A_2, \dots, A_J\}, \quad (3)$$

其中  $J$  为集合  $\Omega$  的基数.

**定义 2** 在定义 1 的基础上,定义证据  $E_i$  和  $E_k$  之间的焦元距离为

$$d_{i,k} = \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (m_i(A_j) - m_k(A_j))^2}. \quad (4)$$

由定义易知  $d_{i,k} \in [0, 1]$ .

从定性的角度来看,两证据之间的支持程度与焦元距离是反相关的.  $d_{i,k}$  越小,  $E_i$  和  $E_k$  互相支持的程度就越大,反之亦然.设证据  $E_i$  到各证据的平均焦元距离为  $\bar{d}_i$ ,所有证据之间的平均焦元距离为  $\bar{d}_0$ ,即

$$\bar{d}_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M d_{i,k}, \quad (5)$$

$$\bar{d}_0 = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^M d_{i,k}. \quad (6)$$

若  $d_{i,k} < \bar{d}_0$ ,则认为证据  $E_i$  和  $E_k$  相互支持.定义  $E_k$  对  $E_i$  的支持度为

$$S_k(E_i) = \begin{cases} 1, & d_{i,k} < \bar{d}_0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

则证据  $E_i$  获得的支持度之和为

$$S(E_i) = \sum_{k=1}^M S_k(E_i). \quad (8)$$

将各证据获得的支持度之和进行归一化处理,有

$$w_i = S(E_i) / \sum_{l=1}^M S(E_l). \quad (9)$$

$w_i$  为归一化的支持度,即证据  $E_i$  获得的权值.将所有证据中的相同命题进行支持度加权平均,得到“参考证据”  $E_0$  的质量函数为

$$m_0(A_j) = \sum_{i=1}^M w_i m_i(A_j), \quad j = 1, 2, \dots, J. \quad (10)$$

### 3.2 原始证据的修正

实际应用中,由于噪声、传感器不稳定或其他干

扰等因素的影响, 各个原始证据本身存在着一定的不确定性, 在证据组合过程中, 将原始证据的不确定性考虑在内更加符合客观实际. 在这里, 原始证据  $E_i$  的确定性程度用  $E_i$  与  $E_0$  的相似度  $\lambda_i$  来衡量. 令  $\mathbf{m}_i = [m_i(A_1), m_i(A_2), \dots, m_i(A_J)]$ , 利用大小相似度  $\alpha_i$  和方向相似度  $\beta_i$  两个因素综合表征  $\lambda_i$ , 有

$$\alpha_i = 1 - \frac{|\|\mathbf{m}_i\| - \|\mathbf{m}_0\||}{\|\mathbf{m}_0\|}, \quad (11)$$

$$\beta_i = 1 - \frac{2}{\pi} \arcsin \frac{\langle \mathbf{m}_i, \mathbf{m}_0 \rangle}{\|\mathbf{m}_i\| \|\mathbf{m}_0\|}, \quad (12)$$

其中  $\langle \mathbf{m}_i, \mathbf{m}_0 \rangle = \sum_{j=1}^J m_i(A_j) m_0(A_j)$  表示内积, 范数  $\|\mathbf{m}_i\| = \sqrt{\langle \mathbf{m}_i, \mathbf{m}_i \rangle}$ . 则  $E_i$  的确定性程度为

$$\lambda_i = \alpha_i \beta_i, \quad (13)$$

易知  $\lambda_i \in [0, 1]$ . 修改原始证据  $E_i$  的方法为: 各原有焦元的基本概率分配修正为

$$m'_i(A_j) = \lambda_i m_i(A_j). \quad (14)$$

将不确定度  $1 - \lambda_i$  赋给未知命题, 即辨识框架  $\Theta$ , 有

$$m'_i(\Theta) = 1 - \lambda_i. \quad (15)$$

对修正后的  $n$  个证据按照 DS 规则进行组合. 归纳起来, 本文方法的主要步骤如下:

Step 1: 对于收集到的  $n$  个证据, 利用证据之间的焦元距离计算各个证据的归一化支持度;

Step 2: 进行支持度加权平均, 得到参考证据;

Step 3: 利用参考证据计算各个原始证据的确定性程度, 并对各原始证据进行修正;

Step 4: 利用 DS 规则完成证据组合;

Step 5: 当第  $n + 1$  个证据到来时, 转至 Step 1.

## 4 算例仿真

下面给出 3 个算例, 综合比较各种方法对于冲突证据的处理能力. 对比的方法有 DS 方法、Yager 方法、文献 [3-4] 中的冲突分配法、文献 [10-12] 中的证据平均组合法以及本文的方法.

### 4.1 算例 1

以两证据组合为例. 采用文献 [3] 的算例, 辨识框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 证据  $E_1$  和  $E_2$  的质量函数分别为  $\mathbf{m}_1 = \{0.99, 0.01, 0\}$  和  $\mathbf{m}_2 = \{0, 0.01, 0.99\}$ . 此时  $\bar{d}_1 = \bar{d}_2 = \bar{d}_0$ , 且有  $w_1 = w_2 = 0.5$ , 由此得到  $\mathbf{m}_0 = \{0.495, 0.01, 0.495\}$ . 由式 (11)~(13) 可求得两证据的确定性为  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.2929$ . 修改后的质量函数为  $\mathbf{m}'_i = \{m'_i(A), m'_i(B), m'_i(C), m'_i(\Theta)\}$ . 由式 (14) 和 (15) 有

$$\mathbf{m}'_1 = \{0.29, 0.0029, 0, 0.7071\},$$

$$\mathbf{m}'_2 = \{0, 0.0029, 0.29, 0.7071\}.$$

利用 DS 规则进行组合可得到组合结果. 表 1 给

出了包含本文方法在内的 8 种方法的组合结果, 其中在两证据情况下, 文献 [10-12] 的证据平均组合法的组合结果是相同的.

表 1 算例 1 中几种方法组合结果的比较

组合规则	$m(A)$	$m(B)$	$m(C)$	$m(\Theta)$
DS	0	1	0	0
Yager	0	0.0001	0	0.9999
文献 [3]	0.182	0.004	0.182	0.632
文献 [4]	0.495	0.01	0.495	0
文献 [10-12]	0.4999	0.0002	0.4999	0
本文方法	0.2243	0.0045	0.2243	0.5468

本算例中的两个证据高度冲突, 分析表 1 中的组合结果可以得出: 对于 DS 组合规则, 尽管命题  $B$  在两个证据中的基本概率分配均非常小, 但是组合结果却得到  $m(B) = 1$ . Yager 规则将发生冲突的那部分概率全部赋给了未知命题, 结果过于保守. 文献 [3-4] 的冲突分配法将证据冲突部分分配给各个焦元, 属于修改规则的方法, 本文第 2.2 节中已经指出了修改规则法的不合理性. 从人们的认识规律来讲:

1) 两个证据高度冲突, 则组合后的证据中未知命题应该获得较大的基本概率分配;

2) 两证据均以 0.01 的概率支持命题  $B$ , 则组合后的证据中命题  $B$  的概率应该接近 0;

3) 两证据均以 0.99 的概率分别支持命题  $A$  和  $C$ , 则合成证据中, 命题  $A$  和  $C$  的概率应该相同或相近.

本文方法的组合结果较好地符合了以上认识.

### 4.2 算例 2

采用文献 [11] 中的算例. 辨识框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 5 个证据的质量函数分别为:  $\mathbf{m}_1 = \{0.5, 0.2, 0.3\}$ ;  $\mathbf{m}_2 = \{0, 0.9, 0.1\}$ ;  $\mathbf{m}_3 = \{0.55, 0.1, 0.35\}$ ;  $\mathbf{m}_4 = \{0.55, 0.1, 0.35\}$ ;  $\mathbf{m}_5 = \{0.55, 0.1, 0.35\}$ . 各种方法的组合结果如表 2 所示. 由于 [11] 与 [12] 方法的组合结果基本相当, 这里不再列出 [12] 方法的组合结果.

对表 2 中各种规则的组合结果进行分析可知: 尽管大部分证据均支持命题  $A$ , 但证据 2 中  $A$  的基本概率分配为 0, 使得 DS 规则和 Yager 规则的组合结果均为  $m(A) = 0$ . 在实际系统中, 这会使得因某一个或少数传感器出错而导致整个系统做出错误决策. 文献 [3-4] 冲突分配法的组合结果较 DS 规则和 Yager 规则更为合理, 但是从表 2 可知, 其组合结果相对保守.

以文献 [10-12] 为代表的证据平均组合法有较好的组合结果, 且收敛速度较快. 但是, 注意到将各证据进行加权平均之后, 其结果已经表现出一定的收敛趋势. 因此, 再将其本身进行反复组合, 必然快速收敛至某一期待结果, 其组合结果有较强的主观倾向性. 算

表 2 算例 2 中几种方法组合结果的比较

组合规则	$m_1, m_2$	$m_1, m_2, m_3$	$m_1, m_2, m_3, m_4$	$m_1, m_2, m_3, m_4, m_5$
DS	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$
	$m(B) = 0.8571$	$m(B) = 0.6316$	$m(B) = 0.3288$	$m(B) = 0.1228$
	$m(C) = 0.1429$	$m(C) = 0.3684$	$m(C) = 0.6712$	$m(C) = 0.8772$
Yager	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$	$m(A) = 0$
	$m(B) = 0.18$	$m(B) = 0.018$	$m(B) = 0.0018$	$m(B) = 0.02$
	$m(C) = 0.03$	$m(C) = 0.0105$	$m(C) = 0.0037$	$m(C) = 0.0013$
文献 [3]	$m(A) = 0.09$	$m(A) = 0.16$	$m(A) = 0.194$	$m(A) = 0.211$
	$m(B) = 0.377$	$m(B) = 0.201$	$m(B) = 0.160$	$m(B) = 0.138$
	$m(C) = 0.102$	$m(C) = 0.125$	$m(C) = 0.137$	$m(C) = 0.144$
文献 [4]	$m(A) = 0.1975$	$m(A) = 0.3400$	$m(A) = 0.3978$	$m(A) = 0.4294$
	$m(B) = 0.6145$	$m(B) = 0.4066$	$m(B) = 0.3250$	$m(B) = 0.2798$
	$m(C) = 0.1880$	$m(C) = 0.2534$	$m(C) = 0.2772$	$m(C) = 0.2909$
文献 [10]	$m(A) = 0.1543$	$m(A) = 0.3500$	$m(A) = 0.6027$	$m(A) = 0.7958$
	$m(B) = 0.7469$	$m(B) = 0.5224$	$m(B) = 0.2627$	$m(B) = 0.0932$
	$m(C) = 0.0988$	$m(C) = 0.1276$	$m(C) = 0.1346$	$m(C) = 0.1110$
文献 [11]	$m(A) = 0.1543$	$m(A) = 0.5816$	$m(A) = 0.8060$	$m(A) = 0.8909$
	$m(B) = 0.7469$	$m(B) = 0.2439$	$m(B) = 0.0482$	$m(B) = 0.0086$
	$m(C) = 0.0988$	$m(C) = 0.1745$	$m(C) = 0.1458$	$m(C) = 0.1005$
本文方法	$m(A) = 0.1874$	$m(A) = 0.5018$	$m(A) = 0.6889$	$m(A) = 0.7942$
	$m(B) = 0.3299$	$m(B) = 0.1481$	$m(B) = 0.0622$	$m(B) = 0.0180$
	$m(C) = 0.1433$	$m(C) = 0.2652$	$m(C) = 0.2442$	$m(C) = 0.1870$
	$m(\Theta) = 0.3393$	$m(\Theta) = 0.0849$	$m(\Theta) = 0.0048$	$m(\Theta) = 0.0008$

例 3 将会对此做进一步的比较和分析。

本文提出的方法能很好地处理冲突证据, 组合结果较为合理. 随着证据数目的增多, 组合结果的不确定性变小;  $A$  获得的概率越来越大;  $B$  获得的概率越来越小, 接近于 0;  $C$  获得的概率也在减小, 最终获得 0.187 的概率. 从 5 个原始证据中各命题的基本概率分配来看, 组合结果是合理的, 符合人们的认识规律.

### 4.3 算例 3

下面以文献 [11] 中的 3 证据组合为例, 将本文的方法与证据平均组合法进行进一步比较. 辨识框架  $\Theta = \{A, B, C\}$ , 现有 3 个证据体, 分别为  $m_1 = \{0.7, 0.1, 0.2\}$ ;  $m_2 = \{0.8, 0.1, 0.1\}$ ;  $m_3 = \{0.1, 0, 0.9\}$ . 两种方法的组合结果如表 3 所示.

表 3 与文献 [11] 组合结果的比较

组合规则	$m_1, m_2$	$m_1, m_2, m_3$
文献 [11]	$m(A) = 0.9454$	$m(A) = 0.8963$
	$m(B) = 0.0168$	$m(B) = 0.0019$
	$m(C) = 0.0378$	$m(C) = 0.1017$
本文方法	$m(A) = 0.8835$	$m(A) = 0.7373$
	$m(B) = 0.0385$	$m(B) = 0.0537$
	$m(C) = 0.0639$	$m(C) = 0.1421$
	$m(\Theta) = 0.0141$	$m(\Theta) = 0.0668$

由表 3 可见, 对于前两个证据, 由于冲突较小, 两种方法得到的组合结果基本一致. 到来的第 3 个证据

与前两个证据高度冲突, 文献 [11] 方法的组合结果没有明显改变, 而本文方法的组合结果较好地反映了这一变化. 总体而言, 本算例中的 3 个高冲突证据并没有表现出很明显的倾向性. 而文献 [11] 方法的组合结果收敛速度过快, 主要是由于 3 个证据的加权平均结果已经在一定程度上表现出朝命题  $A$  收敛的趋势. 再将其本身进行 2 次 DS 组合, 组合结果必然朝命题  $A$  快速收敛. 本文方法的收敛速度相对较慢, 但组合结果更加客观合理, 可信度更高.

## 5 结 论

本文提出一种新的冲突证据组合方法. 依据支持度的不同对所有证据进行加权平均, 获得一个参考证据; 再利用参考证据对各原始证据进行不确定性判定及修正, 并将未知命题引入各证据中, 使得修正后的证据更加符合认识规律; 最后利用 DS 规则完成证据组合. 通过与多种方法的仿真实验比较, 结果表明该方法能够有效地处理高度冲突的证据, 提高了证据组合的可靠性和合理性.

### 参考文献(References)

- [1] Smets P. The combination of evidence in the transferable belief model[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447-458.
- [2] Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules[J]. Information Science, 1989, 41(2):

- 93-137.
- [3] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 117-119.  
(Sun Q, Ye X Q, Gu W K. A new combination rule of evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(8): 117-119.)
- [4] 李弼程, 王波, 魏俊, 等. 一种有效的证据理论合成公式[J]. 数据采集与处理, 2002, 17(1): 37-40.  
(Li B C, Wang B, Wei J. An efficient combination rule of evidence theory[J]. J of Data Acquisition & Processing, 2002, 17(1): 37-40.)
- [5] 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): 1389-1390.  
(Xing Q H, Lei J Y, Liu F X. One combination rule of evidence theory based on distributing conflict in proportion[J]. Control and Decision, 2004, 19(12): 1389-1390.)
- [6] Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P. Belief function combination and conflict management[J]. Information Fusion, 2002, 3(3): 149-162.
- [7] Haenni R. Comments on about the belief function combination and the conflict management problem[J]. Information Fusion, 2002, 3(4): 237-239.
- [8] 关欣, 孙晓明, 何友. 一种冲突证据的融合方法[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(1): 32-34.  
(Guan X, Sun X M, He Y. A novel fusion method for conflicting evidences[J]. J of University of Electronic Science and Technology of China, 2007, 36(1): 32-34.)
- [9] 郭惠昕. 基于模糊集的证据组合方法及其应用[J]. 控制与决策, 2008, 23(2): 229-232.  
(Guo H X. Approach to evidence combination based on fuzzy theory and its applications[J]. Control and Decision, 2008, 23(2): 229-232.)
- [10] Murphy C K. Combining belief functions when evidence conflicts[J]. Decision Support System, 2000, 29(1): 1-9.
- [11] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(1): 27-32.  
(Deng Y, Shi W K, Zhu Z F. Efficient combination approach of conflict evidence[J]. J of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(1): 27-32.)
- [12] 张兵, 卢焕章. 多传感器自动目标识别中的冲突证据组合方法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(6): 857-860.  
(Zhang B, Lu H Z. Combination method of conflict evidence in multi-sensor automatic target recognition [J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(6): 857-860.)

(上接第882页)

- [4] Zhao Y C, Song J. GDILC: A grid-based density isoline clustering algorithm[C]. Proc of the Int Conf on Info-Net. Beijing: IEEE Press, 2001: 140-145.
- [5] Ma W M, Chow E, Tommy W S. A new shifting grid clustering algorithm[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(3): 503-514.
- [6] Pilevar A H, Sukumar M. GCHL: A grid-clustering algorithm for high-dimensional very large spatial data bases[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(7): 999-1010.
- [7] Micro N, Pedreschi D. Time-focused clustering of trajectories of moving objects[J]. J of Intelligent Information Systems, 2006, 27(3): 267-289.
- [8] Birant D, Kut A. ST-DBSCAN: An algorithm for clustering spatial-temporal data[J]. Data and Knowledge Engineering, 2007, 60(1): 208-221.
- [9] 周水庚, 周傲英, 金文. FDBSCAN: A fast DBSCAN algorithm[J]. 软件学报, 2000, 11(6): 735-744.  
(Zhou S G, Zhou A Y, Jin W. FDBSCAN: A fast DBSCAN algorithm[J]. J of Software, 2000, 11(6): 735-744.)
- [10] 胡学钢, 王东波, 吴共庆. 一种基于层次树的高效密度聚类算法[J]. 合肥工业大学学报, 2008, 31(2): 187-190.  
(Hu X G, Wang D B, Wu G Q. High efficient clustering algorithm based on hierarchy tree[J]. J of Hefei University of Technology, 2008, 31(2): 187-190.)
- [11] Karypis G, Han E H, Kumar V. CHAMELEON: A hierarchical clustering algorithm using dynamic modeling[J]. Computer, 1999, 32(8): 68-75.
- [12] Modha D S, Spangler W S. Feature weighting in  $k$ -means clustering[J]. Machine Learning, 2003, 52(3): 217-237.
- [13] Thanh N T, Ron W, Kutgarde M C. KNN-kernel density-based clustering for high dimensional multivariate data[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2006, 51(2): 513-525.
- [14] He J, Lan M, Tan C L, et al. Initialization of cluster refinement algorithms: A review and comparative study[C]. Proc of Int Joint Conf on Neural Networks. IEEE Xplore, 2004: 297-302.