

文章编号: 1001-0920(2011)04-0601-05

## 基于新冲突度量的属性信息相关算法

张 镔<sup>a</sup>, 张昌芳<sup>b</sup>, 李 杰<sup>a</sup>

(国防科技大学 a. 机电工程与自动化学院, b. 继续教育学院, 长沙 410073)

**摘 要:** 在传感器识别性能不理想的情况下, 其给出的属性信息质量较低, 传统的冲突度量难以客观地对它们之间的相异程度进行定量描述. 为此, 定义了一种新的冲突度量, 该度量可以很好地对来自同类和异类目标的属性信息进行区分. 在新冲突度量的基础上, 采用多维分配算法实现了属性信息相关. 理论分析和仿真实验均表明了所提出的基于新冲突度量的属性信息相关算法的有效性.

**关键词:** 属性信息; 相关; 证据理论; 冲突度量; 多维分配算法

中图分类号: TP18

文献标识码: A

### Attribute information correlation algorithm based on new conflict measure

ZHANG Kun<sup>a</sup>, ZHANG Chang-fang<sup>b</sup>, LI Jie<sup>a</sup>

(a. College of Mechatronics Engineering and Automation, b. College of Continuing Education, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China. Correspondent: ZHANG Kun, E-mail: zhangkun@maglev.cn)

**Abstract:** The traditional conflict measure between attribute information can't objectively give a quantitative description about their dissimilarity when the information quality is relatively low resulting from sensors' poor identification performance. So a new conflict measure is defined, which can nicely distinguish between the attribute information from targets of the same type and that from targets of different type. Taking the new conflict measure as its basis, the correlation decision for attribute information is implemented with multi-dimensional assignment algorithm. Theoretical analysis and simulation experiment results show the effectiveness of the proposed attribute information correlation algorithm based on the new conflict measure.

**Key words:** attribute information; correlation; evidence theory; conflict measure; multi-dimensional assignment algorithm

## 1 引 言

单传感器的检测概率、覆盖范围和识别性能均较为有限, 实际应用中往往通过多传感器信息融合来实现对目标类型的识别和对目标个数的估计. 面向目标识别的信息融合可以在3个层次上进行, 即数据层属性融合、特征层属性融合和决策层属性融合<sup>[1-2]</sup>. 其中: 数据层属性融合直接在原始属性观测上进行, 要求所采用的传感器必须是同种类型的(如均为图像侦察传感器或均为电子侦察传感器); 特征层属性融合的对象是从不同传感器原始观测中提取出的目标特征, 对传感器类型没有要求; 决策层属性融合则是对多个传感器的识别结果进行融合, 它对传感器类型也

没有要求. 本文研究的是决策层属性融合. 首先分别根据各种传感器给出的观测信息对目标进行识别, 得到多个识别结果; 然后通过对这些识别结果进行融合得到一个综合的识别结果. 当传感器对目标的识别结果(称为属性信息或证据)以基本信度矢量的形式给出时, 通常在DS证据理论<sup>[3]</sup>框架或可转移信度模型(TBM)<sup>[4]</sup>框架中解决问题, 因为这两种框架为同时具有不确定性和不明确性信息的融合提供了良好的理论基础.

多传感器属性信息融合的前提和关键是属性信息之间相关关系的确定, 简称属性信息相关. 它包含两个环节: 冲突度量的计算和相关关系的判决. 其中

收稿日期: 2010-02-03; 修回日期: 2010-05-13.

基金项目: 国家科技攀登计划基金项目(2006BAG02B05-14).

作者简介: 张镔(1976—), 男, 讲师, 博士, 从事智能控制、磁悬浮控制等研究; 李杰(1971—), 男, 教授, 博士生导师, 从事磁悬浮控制、机器人学等研究.

冲突度量是对属性信息之间相异程度的一种定量描述. 在计算属性信息之间的冲突度量时, 文献 [5-6] 中采用了传统冲突度量<sup>[3-4]</sup>. 然而, 传统冲突度量对证据之间冲突的估计不够客观, 因为在其计算过程中认为所有交集不为空的焦元对之间都不存在冲突. 而实际上, 只要两个焦元不等于同一单元集, 则它们之间就有可能存在冲突. 为此, 本文定义了一种新的冲突度量, 该度量在计算过程中充分考虑了属性信息之间所有可能的冲突, 从而更加客观地描述了它们之间的相异程度. 计算出属性信息之间的冲突度量之后, 需要进行相关关系的判决, 本文采用多维分配算法<sup>[7]</sup>来实现属性信息的相关判决.

## 2 属性信息建模

假设监视区域内共有  $N$  个目标, 采用  $M$  个传感器  $S_1 \sim S_M$  对这些目标的类型进行识别, 得到  $M$  个属性信息集合  $A_1 \sim A_M$ . 其中:  $A_i = \{\mathbf{a}_{ij}\}_{j=1}^{n_i}$  来源于传感器  $S_i (i = 1, 2, \dots, M)$ ,  $n_i$  为  $A_i$  中属性信息的个数,  $\mathbf{a}_{ij}$  为  $A_i$  中的第  $j (j = 1, 2, \dots, n_i)$  个属性信息矢量. 将来自传感器  $S_1 \sim S_M$  的属性信息集合  $A_1 \sim A_M$  的并集记为

$$A = \{\mathbf{a}_{11}, \mathbf{a}_{12}, \dots, \mathbf{a}_{1n_1}, \dots, \mathbf{a}_{M1}, \mathbf{a}_{M2}, \dots, \mathbf{a}_{Mn_M}\}. \quad (1)$$

采用单下标对  $A$  中的元素重新进行标注, 有

$$A = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_{n_\Sigma}\}, \quad (2)$$

其中

$$n_\Sigma = \sum_{i=1}^M n_i. \quad (3)$$

用基本信度矢量将  $\mathbf{a}_i (i = 1, 2, \dots, n_\Sigma)$  表示为

$$\mathbf{a}_i = [m_i(F_{i1}) \ m_i(F_{i2}) \ \dots \ m_i(F_{ik_i})]^T. \quad (4)$$

其中:  $m_i$  为与  $\mathbf{a}_i$  对应的基本信度函数,  $F_{iu} (u = 1, 2, \dots, k_i)$  为  $m_i$  的第  $u$  个焦元,  $k_i$  为  $m_i$  的焦元数.

有些目标具有一些相似的特征(如辐射源配置、大小、形状等), 使得有时传感器不能很好地对它们进行区分, 导致焦元中出现一些包含真实目标类型在内的集合, 称为该真实目标类型的混淆集. 另外, 在原始测量数据质量较差或识别算法性能不高的情况下, 还有可能出现识别错误, 这使得焦元中有可能出现一些根本不含真实目标类型在内的集合.

为简便起见, 假设上述  $N$  个目标的类型互不相同, 并将各传感器的辨识框架表示为  $\Theta = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\}$ . 根据各个目标的联合特征对所有目标类型进行排序, 使容易发生混淆的目标类型相邻, 从而得到一个序列  $\omega_{\pi(1)}, \omega_{\pi(2)}, \dots, \omega_{\pi(N)}$ , 其中  $\pi(\cdot)$  表示自然数列  $1, 2, \dots, N$  的一种排列. 不妨将第  $\omega_{\pi(k)}$  类目

标的混淆集定义为

$$C_{\omega_{\pi(k)}} = \begin{cases} \{\omega_{\pi(k)}, \omega_{\pi(k+1)}\}, & k = 1; \\ \{\omega_{\pi(k-1)}, \omega_{\pi(k)}, \omega_{\pi(k+1)}\}, & k = 2, \dots, N-1; \\ \{\omega_{\pi(k-1)}, \omega_{\pi(k)}\}, & k = N. \end{cases} \quad (5)$$

对于  $A$  中的第  $i (i = 1, 2, \dots, n_\Sigma)$  个属性信息矢量  $\mathbf{a}_i$ , 将其对应的目标类型记为  $\omega_{\varphi(i)}$ , 则有

$$\varphi(i) = \arg \max_k P_{\text{Bet}}^{m_i}(k). \quad (6)$$

其中:  $\varphi(\cdot)$  为从属性信息下标到目标类型下标的映射函数,  $P_{\text{Bet}}^{m_i}$  为与基本信度函数  $m_i$  对应的 pignist 概率矢量<sup>[4]</sup>.  $m_i$  的焦元至少包括  $\omega_{\varphi(i)}$ , 随着识别性能的下降, 还可能包含  $C_{\omega_{\varphi(i)}}$  和  $C_{\omega_{\varphi(i)}}$  中除  $\{\omega_{\varphi(i)}\}$  以外的其余子集, 甚至包括  $\bar{C}_{\omega_{\varphi(i)}}$  及其子集. 其中:  $\bar{C}_{\omega_{\varphi(i)}} = \Theta \setminus C_{\omega_{\varphi(i)}}$  表示集合  $\Theta$  中除  $C_{\omega_{\varphi(i)}}$  以外的元素组成的集合, 称为混淆集  $C_{\omega_{\varphi(i)}}$  的补集; “ $\setminus$ ”表示求集合差的操作符(下同).

## 3 基于新冲突度量的属性信息相关

在对属性信息进行相关的过程中, 用于描述属性信息之间相异程度的冲突度量起着非常重要的作用. 为此, 本文将重点给出一种有效的冲突度量.

对于属性信息  $m_i$  和  $m_j (i, j = 1, 2, \dots, n_\Sigma)$  而言, 根据 DS 组合规则, 它们之间的传统冲突度量为

$$K_{ij} = \sum_{F_{iu} \cap F_{jv} = \emptyset} m_i(F_{iu}) \cdot m_j(F_{jv}), \quad (7)$$

其中  $F_{iu}$  和  $F_{jv}$  分别为基本信度函数  $m_i$  和  $m_j$  的焦元. 从式 (7) 可以看出,  $K_{ij}$  为所有交集为空的焦元对  $F_{iu}$  和  $F_{jv}$  的质量积之和. 其隐含的规则为: 只要两个焦元的交集为空, 它们之间就存在冲突; 反之, 只要两个焦元的交集不为空, 它们之间就不存在冲突.

事实上, 从下面的例子中可以发现, 当两个焦元不全是单元集时, 即使它们的交集不为空, 也可能存在冲突.

**例 1** 假设辨识框架  $\Theta = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5, \omega_6\}$ , 有两个完全相同的基本信度函数

$$m_1(F_{11}) = 0.3, m_1(F_{12}) = 0.3, m_1(F_{13}) = 0.4,$$

$$m_2(F_{21}) = 0.3, m_2(F_{22}) = 0.3, m_2(F_{23}) = 0.4.$$

其中:  $F_{11} = \{\omega_1\}$ ,  $F_{12} = \{\omega_1, \omega_2\}$ ,  $F_{13} = \Theta$ ,  $F_{21} = \{\omega_1\}$ ,  $F_{22} = \{\omega_1, \omega_2\}$ ,  $F_{23} = \Theta$ . 根据式 (7) 可得  $K_{12} = 0$ . 但从直观上看,  $m_1$  与  $m_2$  之间仍可能存在冲突, 主要表现为: 如果来自不同信度函数的两个焦元不全是单元集(如  $F_{11}$  与  $F_{22}$ ,  $F_{11}$  与  $F_{23}$ ,  $F_{12}$  与  $F_{21}$ ,  $F_{12}$  与  $F_{22}$ ,  $F_{12}$  与  $F_{23}$ ,  $F_{13}$  与  $F_{21}$ ,  $F_{13}$  与  $F_{22}$ ,  $F_{13}$  与  $F_{23}$ ), 则它们有可能存在冲突. 例如, 对于  $F_{11}$  和  $F_{22}$  而言,  $m_1(F_{11}) = 0.3$  表示正确假设为  $\omega_1$  的可能性为 0.3,

$m_2(F_{22}) = 0.3$  则意味着正确假设为  $\omega_1$  或  $\omega_2$  的可能性为 0.3,  $F_{11}$  和  $F_{22}$  冲突与否完全取决于正确假设是  $\omega_1$  还是  $\omega_2$ . 如果正确假设是  $\omega_1$ , 则  $F_{11}$  和  $F_{22}$  不存在冲突; 若正确假设为  $\omega_2$ , 则  $F_{11}$  和  $F_{22}$  将存在冲突.

由于根据焦点  $F_{22}$  无法确定正确假设是  $\omega_1$  还是  $\omega_2$ , 为此, 假定正确假设是  $\omega_1$  和  $\omega_2$  的可能性相同, 均为  $m_2(F_{22})$  的二分之一, 将根据这种方式得到的  $\omega_1$  和  $\omega_2$  是正确假设的可能性记为  $P_{22}(\omega_1)$  和  $P_{22}(\omega_2)$ , 并且  $P_{22}(\omega_1) = P_{22}(\omega_2) = m_2(F_{22})/2$ .

相应地, 对于基本信度函数  $m_i$  的第  $u$  个焦点  $F_{iu}$  和基本信度函数  $m_j$  的第  $v$  个焦点  $F_{jv}$ , 可得

$$P_{iu}(\omega_p) = m_i(F_{iu})/|F_{iu}|, \forall \omega_p \in F_{iu}; \quad (8)$$

$$P_{jv}(\omega_q) = m_j(F_{jv})/|F_{jv}|, \forall \omega_q \in F_{jv}. \quad (9)$$

其中:  $|\cdot|$  表示求集合势的操作符;  $\omega_p$  和  $\omega_q$  分别表示辨识框架中的第  $p$ , 第  $q$  个假设.

在上述分析的基础上, 定义一种新的冲突度量

$$K_{ij}^n = \sum_{F_{iu} \cap F_{jv} = \emptyset} m_i(F_{iu}) \cdot m_j(F_{jv}) + \sum_{\omega_p \in F_{is}, \omega_q \in F_{jt}, p \neq q, F_{iu} \cap F_{jv} \neq \emptyset} P_{is}(\omega_p) P_{jt}(\omega_q). \quad (10)$$

与传统冲突度量  $K_{ij}$  相比,  $K_{ij}^n$  对冲突的估计更加充分, 它不仅包括了传统的冲突部分, 而且包含了两个基本信度矢量之间所有可能的冲突, 因此它更加客观地描述了属性信息之间的相异程度.

根据式 (10) 计算  $A$  中属性信息  $a_i$  和  $a_j$  之间的冲突度量  $K_{ij}^n$ , 所有冲突度量  $K_{ij}^n (i, j = 1, 2, \dots, n_\Sigma)$  构成矩阵

$$K^n = [K_{ij}^n]_{n_\Sigma \times n_\Sigma}. \quad (11)$$

将来自同类目标的属性信息称为同类属性信息, 来自异类目标的属性信息称为异类属性信息. 下面通过两个定理, 从对同类和异类属性信息区分能力的角度, 对所有目标类型的混淆集均为单元素集时, 新冲突度量相对于传统冲突度量的优势进行阐述.

**定理 1** 如果所有目标类型的混淆集均为单元素集, 则同类属性信息之间的传统冲突度量不是总小于异类属性信息之间的传统冲突度量.

**证明** 将辨识框架记为  $\Theta = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\}$ . 分别以  $a_1$  和  $a_2$  表示来源于第  $i$  类目标两条属性信息, 以  $a_3$  表示来源于第  $j$  类目标的一条属性信息, 其中  $i, j = 1, 2, \dots, N$  且  $i \neq j$ . 分别以  $m_1 \sim m_3$  表示与属性信息  $a_1 \sim a_3$  对应的基本信度函数, 并记

$$a_1 = m_1(\{\omega_i\}), b_1 = m_1(\Theta \setminus \{\omega_i\}), c_1 = m_1(\Theta);$$

$$a_2 = m_2(\{\omega_i\}), b_2 = m_2(\Theta \setminus \{\omega_i\}), c_2 = m_2(\Theta);$$

$$d_3 = m_3(\{\omega_j\}), e_3 = m_3(\Theta \setminus \{\omega_j\}), f_3 = m_3(\Theta).$$

则

$$0 \leq b_1 < (N-1)a_1 \leq 1, 0 \leq c_1 < 1, a_1 + b_1 + c_1 = 1;$$

$$0 \leq b_2 < (N-1)a_2 \leq 1, 0 \leq c_2 < 1, a_2 + b_2 + c_2 = 1;$$

$$0 \leq e_3 < (N-1)d_3 \leq 1, 0 \leq f_3 < 1, d_3 + e_3 + f_3 = 1.$$

根据式 (7) 得  $K_{12} = a_1b_2 + b_1a_2, K_{13} = a_1d_3$ , 则  $K_{12} - K_{13} = a_1(b_2 - d_3) + b_1a_2$ . 显然, 当  $b_2 > d_3$  时,  $K_{12} - K_{13} > 0$ , 即  $K_{12} > K_{13}$ . 因此结论成立.  $\square$

**定理 2** 如果所有目标类型的混淆集均为单元素集, 则同类属性信息之间的新冲突度量总小于异类属性信息之间的新冲突度量.

**证明**  $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2, d_3, e_3, f_3$  的含义与定理 1 证明中相同. 根据式 (10), 可得

$$K_{12}^n = a_1b_2 + \frac{N-1}{N}a_1c_2 + \frac{N-2}{N-1}b_1b_2 + \frac{N-1}{N}(b_1c_2 + c_1a_2 + c_1b_2 + c_1c_2),$$

$$K_{13}^n = a_1d_3 + \frac{N-2}{N-1}a_1e_3 + \frac{N-1}{N}a_1f_3 + \frac{N-2}{N-1}b_1d_3 + \frac{N^2-3N+3}{(N-1)^2}b_1e_3 + \frac{N-1}{N}(b_1f_3 + c_1d_3 + c_1e_3 + c_1f_3).$$

将  $c_1 = 1 - a_1 - b_1, c_2 = 1 - a_2 - b_2$  代入  $K_{12}^n$ , 合并同类项, 可得

$$K_{12}^n = \frac{1}{N(N-1)}[(N-1)^2 - (N-1)^2a_1a_2 + (N-1)a_1b_2 + (N-1)b_1a_2 - b_1b_2].$$

同理可得

$$K_{13}^n = \frac{1}{N(N-1)^2}[(N-1)^3 + (N-1)^2a_1d_3 - (N-1)a_1e_3 - (N-1)b_1d_3 + b_1e_3].$$

则

$$K_{12}^n - K_{13}^n = -\frac{1}{N(N-1)^2}\{(N-1)[(N-1)a_1 - b_1][(N-1)a_2 - b_2] + [(N-1)a_1 - b_1][(N-1)d_3 - e_3]\}.$$

显然

$$(N-1)[(N-1)a_1 - b_1][(N-1)a_2 - b_2] + [(N-1)a_1 - b_1][(N-1)d_3 - e_3] > 0,$$

因此  $K_{12}^n - K_{13}^n < 0$ , 即  $K_{12}^n < K_{13}^n$ .  $\square$

综合定理 1 和定理 2 可以看出, 当所有目标类型的混淆集均为单元素集时, 新冲突度量对同类和异类属性信息的区分能力优于传统冲突度量.

在新冲突度量矩阵  $K^n$  的基础上, 采用文献 [7] 中给出的多维分配算法可实现属性信息相关判决. 具体过程详见文献 [7], 这里不再赘述.

#### 4 仿真实验与分析

本文以正确区分率  $P_{dis}$  作为衡量冲突度量对同类和异类属性信息区分能力的指标, 以正确相关率  $P_c$  和虚假相关率  $P_f$  作为衡量相关性能的指标. 其中: 正确区分率指同类属性信息的冲突度量小于异类属性信息的冲突度量的次数占所有比较次数的比例; 正确相关率是指正确相关的组数与相关组数真实值的比值; 虚假相关率则为错误相关的组数占算法得到的所有相关组数的比例. 为了降低仿真数据的随机性对算法性能的影响, 仿真结果均由  $10^4$  次蒙特卡罗仿真平均得到. 仿真条件设定如下:

假设监视区域内共有 6 个目标  $T_1 \sim T_6$ , 它们的类型各不相同. 采用 2 个传感器对  $T_1 \sim T_6$  进行观测, 假设各传感器的检测概率相同并记作  $P_d$ . 仿真实验中, 来自各传感器的属性信息矢量中各成分的初始值均为 0, 它们均以等概率的形式产生于两种随机方式中的一种: 1) 随机产生 3 个  $0 \sim 1$  之间的均匀随机数, 将它们归一化后依次添加到代表当前目标类型的单元元素集、当前目标类型的混淆集和整个辨识框架的基本信度上; 2) 随机产生 4 个  $0 \sim 1$  之间的均匀随机数, 将它们归一化后最小值赋给当前目标类型混淆集的补集, 其余 3 个依次添加到表示当前目标类型的单元元素集、当前目标类型的混淆集和整个辨识框架的基本信度上. 下面通过两个仿真实验来验证本文算法的有效性.

**实验 1** 新旧冲突度量对同类和异类属性信息的区分能力对比.

在所有目标类型的混淆集均为单元元素集和不为单元元素集两种情况下, 从对同类和异类属性信息区分能力的角度, 对新冲突度量相对于传统冲突度量的优势进行验证. 表 1 和表 2 分别给出了上述两种情况下, 传统冲突度量和新冲突度量的正确区分率. 从表 1 和表 2 可以看出, 在上述两种情况下, 对于表中目标类型序号  $i$  和  $j$  的各种取值组合, 新冲突度量的正确区分率均高于传统冲突度量; 当所有目标类型的混淆集不全为单元元素集时, 新冲突度量在属性信息区分能力方面的优势更加明显.

表 1 所有目标类型的混淆集均为单元元素集  
时两类冲突度量的正确区分率  $P_{dis}$

	$i = 1, j = 2$	$i = 1, j = 3$	$i = 2, j = 3$	$i = 2, j = 4$
$K_{ij}$	0.9951	0.9962	0.9957	0.9969
$K_{ij}^n$	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

表 2 所有目标类型的混淆集不全为单元元素集时两类冲突度量的正确区分率  $P_{dis}$

	$i = 1, j = 2$	$i = 1, j = 3$	$i = 2, j = 3$	$i = 2, j = 4$
$K_{ij}$	0.7964	0.9679	0.6600	0.9674
$K_{ij}^n$	0.9966	1.0000	0.9979	1.0000

**实验 2** 基于新旧冲突度量的属性信息相关性能对比.

对传统冲突度量和新冲突度量在不同检测概率情况下的相关性能进行对比. 传感器个数  $M = 2$ , 相关判决方式相同, 均采用多维分配算法. 图 1 和图 2 分别给出了采用两类冲突度量时的正确相关率  $P_c$  与虚假相关率  $P_f$  随检测概率的变化曲线. 其中“K”和“NK”分别表示“传统冲突度量”和“新冲突度量”(下同). 可以看出, 在各种检测概率情况下, 采用新冲突度量的相关算法的正确(虚假)相关率均明显高于(低于)采用传统冲突度量的相关算法的正确(虚假)相关率; 同时, 随着检测概率的增大, 两者的相关性能均逐渐上升.

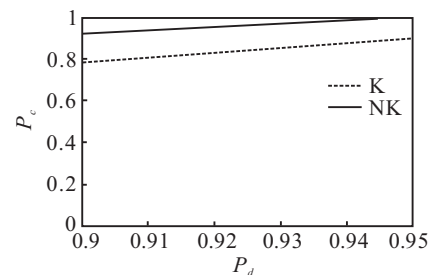


图 1 正确相关率  $P_c$  随检测概率的变化曲线

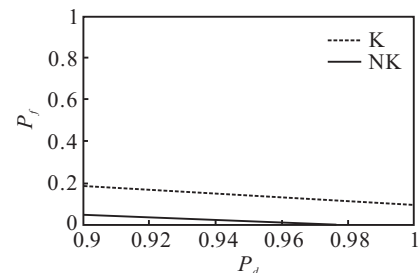


图 2 虚假相关率  $P_f$  随检测概率的变化曲线

#### 5 结论

当传感器的识别性能不理想时, 识别结果中可能有一部分信度分配给了目标的混淆集(或其子集), 甚至可能有一部分信度分配给目标混淆集的补集(或其子集), 这时传统的冲突度量难以对来自同类和异类目标的属性信息进行正确区分. 对此, 本文定义了一种新的冲突度量, 该度量对属性信息之间冲突的估计更加充分, 因而能更加客观地描述它们之间的相异程度. 在新冲突度量的基础上, 采用多维分配算法实现了属性信息相关.

理论分析和仿真实验表明,与传统冲突度量相比,新冲突度量对来自同类和异类目标的属性信息具有更强的区分能力;结合多维分配算法,基于新冲突度量的相关算法的性能明显优于基于传统冲突度量的相关算法。

#### 参考文献(References)

- [1] Hall D L, McMullen S A H. Mathematical techniques in multisensor data fusion[M]. London: Artech House Press, 2004.
- [2] 何友, 王国宏, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.  
(He Y, Wang G H, et al. Multisensor information fusion with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007.)
- [3] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [4] Smets P. Data fusion in the transferable belief model[C]. Proc of the 3rd IEEE In Conf on Information Fusion, 2000: PS21-PS33.
- [5] Ristic B, Smets P. The TBM global distance measure for the association of uncertain combat ID declarations[J]. Information Fusion, 2006, 7(3): 276-264.
- [6] Ristic B, Smets P. Global cost of assignment in the TBM framework for association of uncertain ID reports[J]. Aerospace Science and Technology, 2007, 11(4): 303-309.
- [7] Gilbertand K G, Hofstra R B. Multidimensional assignment problems[J]. Decision Sciences, 1988, 19(2): 306-321.
- (上接第576页)
- [2] Walsh G C, Ye H, Bushnell L G. Stability analysis of networked control systems[J]. IEEE Trans on Control Systems Thchnology, 2002, 10(3): 438-446.
- [3] Zhang W, Branicky M S, Phillips S M. Stability of networked control systems[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2001, 21(1): 84-99.
- [4] Zhang L Q, Shi Y, Chen T, et al. A new method for stabilization of networked control systems with random delays[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(8): 1177-1181.
- [5] Shi Y, Yu B. Output feedback stabilization of networked control systems with random delays modeled by Markov chains[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(7): 1668-1674.
- [6] Xiao L, Hassibi A, How J P. Control with random communication delays via a discrete-time jump system approach[C]. Proc of the American Control Conf. Chicago, 2000: 2199-2204.
- [7] Seiler P J. Coordinated control of unmanned aerial vehicles[D]. Berkeley: School of Mechanical Engineering, University of California Berkeley, 2001.
- [8] 于之训, 陈辉堂, 王月娟. 基于Markov延迟特性的闭环网络控制系统研究[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(2): 263-267.  
(Yu Z X, Chen H T, Wang Y J. Research on Markov delay characteristic-based closed loop network control system[J]. Control Theory & Applications, 2002, 19(2): 263-267.)
- [9] Azimi-Sadjadi B. Stability of networked control systems in the presence of packet losses[C]. Proc of the 42nd IEEE Conf on Decision and Control. Maui, 2003: 676-681.
- [10] Li S B, Wang Y Q, Xia F, et al. Guaranteed cost control of networked control systems with time-delays and packet losses[J]. Int J of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2006, 4(4): 691-706.
- [11] 马为国, 邵诚. 网络控制系统随机稳定性研究[J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 878-882.  
(Ma W G, Shao C. Stochastic stability for networked control systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(8): 878-882.)
- [12] 刘磊明, 童朝南. 网络控制系统的一种统一的Markov跳变模型[J]. 北京科技大学学报, 2007, 29(11): 1163-1170.  
(Liu L M, Tong C N. Uniform Markovian jump model of networked control systems[J]. J of University of Science and Technology Beijing, 2007, 29(11): 1163-1170.)
- [13] Li S B, Sun Y X. Networked guaranteed cost control for uncertain discrete time Markovian jump linear systems[J]. Dynamics of Continuous, Discrete and Impulsive Systems Series B, 2008, 15(1): 129-146.
- [14] Wang Y F, Wang C H, Huang X. Guaranteed cost control with random communication delays via jump linear syatem appeoach[C]. The 8th Int Conf on Control, Automation, Robotics and Vision. Kunming, 2004: 298-303.