第 28 卷 第 8 期
Vol. 28 No. 8

控 制 与 决 策
Control and Decision

2013 年 8 月
Aug. 2013

文章编号: 1001-0920 (2013) 08-1214-05

基于不确定度的基本概率赋值概率转换方法

王万请, 赵拥军, 黄 洁, 赖 涛

(信息工程大学 导航与空天目标工程学院，郑州 450002)

摘 要: 基本概率赋值概率转换是合成证据用于辅助决策的主要方法之一. 针对现有转换方法中存在的缺少合理转换依据, 灵活性和客观性不能兼顾的问题, 提出一种基于不确定度加权的概率转换方法. 该方法将概率转换视为一种决策过程, 选择原 BPA 与最特异 BPA 间的 Jousselme 距离作为不确定性量度, 通过"假设-校验"的方法联合求解最特异 BPA 与转换概率. 实验算例表明, 所提出方法的处理过程与人们的决策过程一致, 概率转换结果合理有效.

关键词: D-S 理论；基本概率赋值；最特异 BPA；概率转换；不确定度

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Transformation of basic probability assignment to probability based on uncertainty degree

WANG Wan-qing, *ZHAO Yong-jun*, *HUANG Jie*, *LAI Tao*

(Institute of Navigation and Aerospace Objects Engineering，Information Engineering University，Zhengzhou 450002, China. Correspondent：WANG Wan-qing，E-mail: wwqing3232@163.com)

Abstract: The transformation of basic probability assignment to probability is one of the main methods for combinational evidence to decision-making assistant. However, the existing methods are lack of rational criterion, and can not get flexibility and objectivity simultaneously. Therefore, a transformation is presented based on uncertainty degree weighting. The method takes the process as a decision-making problem, chooses the Jousselme distance between the original BPA and the most special BPA as the uncertainty measure. The most special BPA and transformation probability are got through united solving method called "assumption-verification". The experimental examples show that the proposed method is agreed with our decision-making custom, and the transformation result is reasonable and effective.

Key words: Dempster-Shafer theory；basic probability assignment；the most special BPA；probability transformation; uncertainty degree

0 引 言

证据理论由 Dempster 于 1967 年提出, 后经他的学生 Shafer 进一步发展完善, 所以被称为 D-S 证据理论, 目前已成为不确定信息处理的重要工具之一[1]. 在基于 D-S 证据理论的辅助决策系统中, Smets[2-3]提出的可传递信任模型 (TBM) 应用较为广泛. 如在目标融合识别系统中, TBM 模型在信任层将雷达、红外、格式报等提供的多源信息用基本概率赋值 (BPA) 进行描述并合成, 然后将得到的合成证据在投注层进行概率转换, 最终借助概率论中的决策模型做出决策. 随着 D-S 证据理论在故障诊断[4]、医疗诊断[5]、系统安全[6]等领域的推广应用, 如何合理地将 BPA 进行概率转换已成为人们普遍关注的问题[7-12].

在对 BPA 进行概率转换时, 有些学者认为应该追求熵的最小化[8], 但 Han 等在文献[13]中证明了该观点的不合理性; 许培达等[9]追求证据关联系数的最大化, 旨在重现证据的原始信息, 但是并未明确信息量度与关联系数间的关系. 由于客观依据难以建立, 更多的转换方法依赖于主观认识, 如 Smets[2]、Cuzzolin 等[14]将多元素集合上的 BPA 均分到单元素子集上, 但该类方法的转换结果不利于最终决策. Sudano[15]给出了系列转换公式, 决策者可根据不同的上下文环境选择合适的方式; Dezert 等[7]提出了一种通过参数调整满足不同态度的 DSmP 方法. Sudano 方法和 DSmP 方法的灵活性好, 适用范围广, 但是转换

收稿日期: 2012-04-23；**修回日期:** 2012-07-04.

基金项目: 国家863计划项目(2011AA7031015)；军队重点项目(AA11002003).

作者简介: 王万请(1983−), 男, 博士生, 从事多源信息融合与态势分析的研究；赵拥军(1964−), 男, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号处理与信息处理等研究.

过程不够客观.

综上所述, 现有BPA概率转换方法普遍缺少合理的转换依据. 既然概率转换环节位于TBM模型的投注层, 作为决策过程的一部分, 其同样受到事件不确定程度的影响, 所以在进行转换时应考虑事件的不确定程度的影响. 当不确定程度较小时, 概率转换相对乐观, 否则概率转换要适当保守. 基于上述考虑, 本文提出一种基于不确定度加权的概率转换方法, 该方法将概率转换视为一种决策过程, 选择原BPA与最特异BPA间的Jousselme距离作为不确定性量度, 并针对最特异BPA构造与概率转换流程上存在矛盾的问题, 设计了一种“假设-校验”方法来提高转换概率的可靠性. 最后通过算例验证了本文方法的合理性.

1　证据理论基础

证据理论的基本概念在相关文献中有详细论述, 本节重点介绍常用BPA概率转换方法. 在众多BPA概率转换方法中, Smets[2-3]提出的Pignistic方法应用较为广泛, 它遵循理由不充足原则, 其转换公式为

$$\mathrm{BetP}(X)=\sum_{Y\in 2^{\Theta}}\frac{|X\bigcap Y|}{|Y|}m(Y). \tag{1}$$

Pignistic方法将多元素焦元BPA平均分配到单元素子集焦元上, 转换过程较为保守. Daniel在文献[16]中提出了一种比例转换方法, 其转换公式为

$$\mathrm{PropP}(X)=\sum_{Y\in 2^{\Theta}}\frac{\sum\limits_{Z\subseteq X\bigcap Y,|Z|=1}m(Z)}{\sum\limits_{Z\subseteq Y,|Z|=1}m(Z)}m(Y). \tag{2}$$

PropP方法按照单元素焦元的mass函数分布比例将多元素焦元BPA进行划分, 转换过程较为乐观. 文献[7]在DSmT理论框架下提出了一种DSmP方法, 转换公式为

$$\mathrm{DSmP}_{\varepsilon}(X)=\sum_{Y\in 2^{\Theta}}\frac{\sum\limits_{Z\subseteq X\bigcap Y,|Z|=1}m(Z)+\varepsilon|X\bigcap Y|}{\sum\limits_{Z\subseteq Y,|Z|=1}m(Z)+\varepsilon|Y|}m(Y). \tag{3}$$

从式(3)可以看出, DSmP方法是Pignistic方法和PropP方法的非线性组合, 具有一些优良的特性[7]. 但是, DSmP方法中参数ε的选择缺少客观依据, 并且由于转换概率是参数ε的非线性函数, ε的调整比较困难, 从而降低了DSmP方法的可信性和实用性.

2　基于不确定度的概率转换方法

在智能决策中, 人的决策倾向受对事件认知程度的影响, 所以在将BPA进行概率转换时应考虑事件的不确定程度. 当不确定程度较小时, 概率转换相对乐观, 否则概率转换需适当保守. 本文在已有方法基础上, 针对DSmP存在的问题, 提出一种线性加权概率转换方法, 转换公式如下:

$$\mathrm{LWP}_u(X)=\sum_{Y\in 2^{\Theta}}\Big[u\frac{|X\bigcap Y|}{|Y|}+(1-u)\times \frac{\sum\limits_{Z\subseteq X\bigcap Y,|Z|=1}m(Z)}{\sum\limits_{Z\subseteq Y,|Z|=1}m(Z)}\Big]m(Y). \tag{4}$$

D-S证据理论中由BPA所体现出的对事件的不确定度与对其认知程度呈反比, 所以可选择不确定度作为式(4)中的权重系数u. 当u较小时, 对事件的认识程度较高, LWP_u方法的转换态度较为乐观; 当u较大时, 对事件的认识程度较低, LWP_u方法的转换态度较为保守, 从而实现了BPA概率转换随着对事件认知水平而自适应调整.

Daniel在文献[17]中给出了BPA概率转换函数的定义, 下面对LWP_u定义的合理性进行说明. 设

$$\frac{|X\bigcap Y|}{|Y|}=f(X),\ \frac{\sum\limits_{Z\subseteq X\bigcap Y,|Z|=1}m(Z)}{\sum\limits_{Z\subseteq Y,|Z|=1}m(Z)}=g(X),$$

则式(4)可简化为

$$\mathrm{LWP}_u(X)=\sum_{Y\in 2^{\Theta}}[uf(X)+(1-u)g(X)]m(Y). \tag{5}$$

定理 1　LWP_u满足上下边界一致性, 即

$$\mathrm{Bel}(X)\leqslant \mathrm{LWP}_u(X)\leqslant \mathrm{Pl}(X). \tag{6}$$

证明　设$P_1(X)=\sum\limits_{Y\in 2^{\Theta}}f(X)m(Y)$, $P_2(X)=\sum\limits_{Y\in 2^{\Theta}}g(X)m(Y)$, 则

$$\mathrm{LWP}_u(X)=uP_1(X)+(1-u)P_2(X).$$

因为X是辨识框架的单元素子集, 所以

$$P_1(X)=m(X)+\sum_{Y\in 2^{\Theta},Y\neq X}f(X)m(Y)\geqslant m(X)=\mathrm{Bel}(X),$$

$$P_1(X)=\sum_{Y\in 2^{\Theta},|X\bigcap Y|\neq 0}f(X)m(Y)\leqslant \sum_{X\bigcap Y\neq\varnothing}m(Y)=\mathrm{Pl}(X),$$

从而有$\mathrm{Bel}(X)\leqslant P_1(X)\leqslant \mathrm{Pl}(X)$.

同理可证

$$\mathrm{Bel}(X)\leqslant P_2(X)\leqslant \mathrm{Pl}(X).$$

又因为$\mathrm{LWP}_u(X)$是$P_1(X)$和$P_2(X)$的线性组合, 故

$$\mathrm{Bel}(X)\leqslant \mathrm{LWP}_u(X)\leqslant \mathrm{Pl}(X).\qquad\square$$

推论 1　针对贝叶斯BPA, LWP_u满足概率一致性, 即

$$\mathrm{LWP}_u(m_{\mathrm{bayes}}(X)) = m_{\mathrm{bayes}}(X). \tag{7}$$

证明 因为 $m(X)$ 是贝叶斯BPA, 所以

$$\mathrm{Bel}(X) \equiv \mathrm{Pl}(X).$$

由定理1即可得证. □

推论 2 对于不可能事件 X, $\mathrm{LWP}_u(X) \equiv 0$.

证明 对于不可能事件 X, $\mathrm{Bel}(X) = \mathrm{Pl}(X) = 0$, 由定理1可得 $\mathrm{LWP}_u(X) \equiv 0$. □

定理 2 LWP_u 满足匿名特性, 即对于识别框架 Θ 上的排序函数 $R(\cdot)$, $R(\Theta) \to \Theta$, LWP_u 满足

$$\mathrm{LWP}_u^*(R(X)) = \mathrm{LWP}_u(R(X)). \tag{8}$$

证明 因为 $R(\cdot)$ 为排序函数, $R(\Theta) \to \Theta$, 所以

$$R(X) = X,\ m^*(R(X)) = m(X),$$

可得

$$\mathrm{LWP}_u^*(R(X)) =$$
$$m^*(R(X)) + \sum_{Y \in 2^\Theta, Y \neq R(X)} [uf(X)+$$
$$(1-u)g(X)]m(Y) =$$
$$m(X) + \sum_{Y \in 2^\Theta, Y \neq X} [uf(X)+$$
$$(1-u)g(X)]m(Y) = \mathrm{LWP}_u(X). \qquad \square$$

综上, 由推论1、推论2和定理2可知, LWP_u 方法满足Daniel给出的BPA概率转换函数定义.

3 最特异BPA与转换概率的联合求解方法

目前, D-S证据理论中还没有完善的不确定度量方法. Smarandache等[18]将原BPA与对应最特异BPA之间的Jousselme距离作为一种不确定度度量, 并具备良好的性质. 但是, Smarandache方法中最特异BPA的构造在计算流程上与BPA概率转换过程矛盾, 导致最特异BPA的构造与BPA概率转换无法顺序完成. 本文在文献[18]方法基础上, 提出一种基于“假设-校验”的最特异BPA与转换概率的联合求解方法, 保证最特异BPA构造和转换概率求解的正确性.

根据原BPA的分布情况, 定义幂集 2^Θ 的精简集合为

$$2^{\Theta\downarrow} = \{\{\theta_1\}, \cdots, \{\theta_M\}, \{\theta\textstyle\bigcup^1\}, \cdots, \{\theta\textstyle\bigcup^N\}\}. \tag{9}$$

其中: $\{\theta_i\}$ 为辨识框架 Θ 的单元素子集, M 等于 Θ 的元素个数, $\{\theta\bigcup^j\}$ 为原BPA中非0多元素焦元, N 为其个数. 假设“θ_i 为真”对应的最特异BPA m_{si} 的构造规则为

$$m_{si}(X) = \begin{cases} 1,\ X = \theta_i; \\ 0,\ \text{else}. \end{cases} \tag{10}$$

例如“θ_1 为真”的 $M \times (M+N)$ 最特异向量为 $[1, 0, 0, \cdots, 0]$. 根据全部假设可构造 $M \times (M+N)$ 阶最特异矩阵为

$$m_s = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \ldots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}. \tag{11}$$

定义原BPA的 $M \times (M+N)$ 阶扩展矩阵为

$$m_g = \begin{bmatrix} m_{\theta 1} & m_{\theta 2} & \cdots & m_{\theta M} & m_{\theta\bigcup^1} & \cdots & m_{\theta\bigcup^N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{\theta 1} & m_{\theta 2} & \cdots & m_{\theta M} & m_{\theta\bigcup^1} & \cdots & m_{\theta\bigcup^N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ m_{\theta 1} & m_{\theta 2} & \cdots & m_{\theta M} & m_{\theta\bigcup^1} & \cdots & m_{\theta\bigcup^N} \end{bmatrix}. \tag{12}$$

则Jousselme距离矩阵为

$$\boldsymbol{d}(\boldsymbol{m_g}, \boldsymbol{m_s}) = \sqrt{\frac{1}{2}(\boldsymbol{m_g} - \boldsymbol{m_s})\underline{\boldsymbol{D}}(\boldsymbol{m_g} - \boldsymbol{m_s})^{\mathrm{T}}}, \tag{13}$$

其中 $\boldsymbol{D}$ 为 $(M+N) \times (M+N)$ 阶方阵, 其元素值为

$$D(A,B) = \begin{cases} 1,\ A = B = \phi; \\ \dfrac{|A\bigcap B|}{|A\bigcup B|},\ \forall A, B \in 2^{\Theta\downarrow}. \end{cases} \tag{14}$$

距离矩阵 $\boldsymbol{d}$ 是一个 $M \times M$ 阶方阵, 取其对角线元素构成不确定度向量

$$\boldsymbol{u} = [u_1, u_2, \cdots, u_M]. \tag{15}$$

将 $\boldsymbol{u}$ 中元素代入式(4)中可得出 M 个转换概率. 假设由 u_i 得到的转换概率为 LWP_{ui}, 则可根据 LWP_{ui} 对假设“θ_i 为真”进行一致性校验, 即

$$\mathrm{veri}(\theta_i = \mathrm{true}) = \begin{cases} 1,\ \arg\max(\mathrm{LWP}_i) = \theta_i; \\ 0,\ \text{else}. \end{cases} \tag{16}$$

当校验结果为“1”时表示该假设正确, 否则该假设错误. 从而可以得出正确的最特异BPA及对应的概率转换结果.

4 算例分析

例 1 对于二维目标识别问题, 假设识别框架为 $\{A, B\}$, 两个合成后的BPA m_1 和 m_2 如下:

$$\begin{cases} m_1(A) = 0.3, \\ m_1(B) = 0.1, \\ m_1(A\bigcup B) = 0.6; \end{cases} \quad \begin{cases} m_2(A) = 0.9, \\ m_2(B) = 0.05, \\ m_2(A\bigcup B) = 0.05. \end{cases}$$

按照本文的联合求解方法, 对于两个BPA分别假设“A 为真”和“B 为真”, 构造出每个假设对应的最特异BPA, 并构成最特异矩阵 $\boldsymbol{m_s} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$. 两个BPA的扩展矩阵分别为

$$\boldsymbol{m_{g1}} = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.1 & 0.6 \\ 0.3 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{m_{g2}} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.9 & 0.05 & 0.05 \end{bmatrix}.$$

通过式(13)可计算出原BPA与对应最特异BPA之间的Jousselme距离, 并作为不确定度 u. 根据式(4), 给

定一个不确定度 u 便得到一个转换概率, 如果转换概率支持最初假设, 则一致性校验结果为 "1", 此时认为该假设正确. 计算结果如表 1 所示.

表 1 例 1 的联合求解结果

BPA	假设	不确定度 u	转换后概率 $P(A)$	转换后概率 $P(B)$	一致性	分配比
m_1	$\boldsymbol{A = \mathrm{true}}$	**0.5000**	**0.675**	**0.325**	**1**	1.67
	$B = \mathrm{true}$	0.6708	0.6494	0.3506	0	
m_2	$\boldsymbol{A = \mathrm{true}}$	**0.0791**	**0.9365**	**0.0635**	**1**	2.70
	$B = \mathrm{true}$	0.9253	0.9259	0.0741	0	

从表 1 可以看出, 对于 m_1, 假设"A 为真"时计算得出的不确定度为 0.5000, 转换后概率为 $P_{m_1}(A) = 0.675$, $P_{m_1}(B) = 0.325$. 根据最小错误概率准则, 由 P_{m_1} 可作出"A 为真"的决策, 与最初假设一致, 一致性校验结果为 "1", 此时得出的转换概率正确. 当假设"B 为真"时, 求解过程与上相同, 一致性校验结果为 "0", 说明"B 为真"的假设错误. m_2 的转换过程与 m_1 相同, 两个 BPA 不同之处在于正确假设对应的不确定度 $u(m_1) = 0.5000 > u(m_2) = 0.0791$. 从表 1 最后一列可以看出 $m(A \bigcup B)$ 在 $m(A)$ 和 $m(B)$ 上的分配比 $\delta(m_1) = (0.675 - 0.3)/(0.325 - 0.1) = 1.67 < \delta(m_2) = (0.9365 - 0.9)/(0.0635 - 0.05) = 2.70$. 可见, 当 BPA 的不确定度较大时, 转换过程较为保守; 不确定度较小时, 转换较为乐观, 该过程与人们进行决策时的处理过程相一致.

例 2 对于四维目标识别问题, 假设识别框架为 $\{A, B, C, D\}$, 合成后的 BPA 为

$$\begin{cases} m(A) = 0.5, \\ m(B) = m(C) = m(D) = 0, \\ m(A \bigcup B \bigcup C \bigcup D) = 0.5. \end{cases}$$

按照本文的联合求解方法, 计算结果如表 2 所示.

表 2 例 2 的联合求解结果

假设	不确定度 u	转换后概率 $P(A)$	转换后概率 $P(B)$	转换后概率 $P(C)$	转换后概率 $P(D)$	一致性
$\boldsymbol{A = \mathrm{true}}$	**0.4330**	**0.8376**	**0.0541**	**0.0541**	**0.0541**	**1**
$B = \mathrm{true}$	0.8292	0.6890	0.1037	0.1037	0.1037	0
$C = \mathrm{true}$	0.8292	0.6890	0.1037	0.1037	0.1037	0
$D = \mathrm{true}$	0.8292	0.6890	0.1037	0.1037	0.1037	0

从表 2 可以看出, 4 个假设中"A 为真"为正确假设, 对应转换概率为正确结果. 与第 1 节介绍的常用 BPA 概率转换方法相比, 本文方法在提高转换概率可靠性的同时引入了一些额外计算量, 增加量取决于"假设-校验"过程使用的次数. 理想情况下, 通过一次假设便可得出一致结果, 此时本文方法的计算量与常用 BPA 概率转换方法相当; 其他情况时, 需进行 k 次假设 $(1 < k \leqslant |\Theta|)$, 此时计算量为其他方法的 k 倍, 假设次数 k 可通过合理的假设排序方法减少. 另外, 本文算法易于并行化实现, 在并行环境下其计算效率与其他概率转换方法相当. 本算例中将 LWP_u 方法与常用的 BetP、PropP 和 DSmP 概率转换方法进行了对比, 由于 DSmP 方法中参数 ε 的选取取决于概率转换时的态度, 本文选择中间值 $\varepsilon = 0.5$, 转换结果如表 3 所示.

表 3 常用转换方法的比较

BPA概率转换方法	转换后概率 $P(A)$	转换后概率 $P(B)$	转换后概率 $P(C)$	转换后概率 $P(D)$
BetP	0.625	0.125	0.125	0.125
$\mathrm{DSmP}_{\varepsilon=0.5}$	0.7	0.1	0.1	0.1
本文方法	**0.8376**	**0.0541**	**0.0541**	**0.0541**
PropP	1	0	0	0

从表 3 可以看出, BetP 方法的转换结果不利于最终决策. PropP 方法得到的转换概率有利于作出决策, 但根据 BPA 的物理意义合集上的 BPA 应该分配一些到 $P(B)$、$P(C)$ 和 $P(D)$ 上, 所以该转换方法不可取. 本文方法在转换时考虑了事件的不确定程度, 转换结果中 $P(A) = 0.8376$, 远大于 $P(B)$、$P(C)$ 和 $P(D)$, 在最小错误概率准则下更利于作出决策.

5 结 论

本文提出的概率转换方法选择不确定度作为线性加权权重, 可以消除概率转换中主观因素的影响, 转换过程与人们进行决策时的处理过程一致, 并且概率转换结果合理有效, 可广泛应用于基于 D-S 证据理论的辅助决策系统中. 然而, 不确定性度量方法多种多样, 如何选择合适的度量方法本文并未深入探讨. 由于辅助决策系统对可靠性要求较高, 本文通过"假设-校验"的方法提高转换概率可靠性的同时引入了部分额外的计算量, 如何在不增加计算量的情况下实现最特异 BPA 的正确构造仍需进一步研究.

参考文献(References)

[1] Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.

[2] Smets P, Kennes R. The transferable belief model[J]. Artificial Intelligence, 1994, 66(4): 191-234.

[3] Smets P. Decision making in the TBM: The necessity of the pignistic transformation[J]. Int J of Approximate Reasoning, 2005, 38(2): 133-147.

[4] 岑健, 胥布工, 张清华, 等. 免疫检测器证据理论集成的机组复合故障诊断[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1248-1252.
(Cen J, Xu B G, Zhang Q H, et al. Complex fault diagnosis of machine unit based on evidence theory and immune detector integrated[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1248-1252.)

[5] 李艳娜, 齐秀全, 李晓峰. 基于证据理论的上下文本体建模以及不确定性推理方法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(8): 1806-1811.
(Li Y N, Qi X Q, Li X F. An uncertain context ontology modeling and reasoning approach based on D-S theory[J]. J of Electronics & Information Technology, 2010, 32(8): 1806-1811.)

[6] Siaterlis C, Genge B. Theory of evidence-based automated decision making in cyber-physical systems[C]. Int Conf on Smart Measurements for Future Grids(SMFG). Bologna, 2011: 107-112.

[7] Dezert J, Smarandache F. A new probabilistic transformation of belief mass assignment[C]. Int Conf on Information Fusion. Cologne, 2008: 1-8.

[8] Hu L F, He Y, Guan X, et al. A new probabilistic transformation in generalized power space[J]. Chinese J of Aeronautics, 2011, 24(4): 449-460.

[9] 许培达, 韩德强, 邓勇. 一种基本概率赋值转换为概率的最优化方法[J]. 电子学报, 2011, 39(3A): 121-125.
(Xu P D, Han D Q, Deng Y. An optimal transformation of basic probability assignment to probability[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 121-125.)

[10] Pan W, Yang H J. New methods of transforming belief functions to pignistic probability functions in evidence theory[C]. Int Workshop on Intelligent Systems and Applications. Wuhan, 2009: 1-5.

[11] Hu L F, He Y, Guan X, et al. New probabilistic transformation of imprecise belief structure[J]. J of Systems Engineering and Electronics, 2011, 22(5): 721-729.

[12] Hu L F, He Y, Deng Y, et al. A new probabilitic transformation in evidence theory[J]. J of Computational Information Systems, 2010, 6(5): 1685-1692.

[13] Han D Q, Dezert J, Han C Z, et al. Is entropy enough to evaluate the probability transformation approach of belief function?[C]. Int Conf on Information Fusion. Edinburgh, 2010: 1-7.

[14] Cuzzolin F. On the properties of the intersection probability[EB/OL]. (2012-04-01). http://perception.inrialpes.fr/people/Cuzzolin, 2007.

[15] Sudano J. Yet another paradigm illustrating evidence fusion(YAPIEF)[C]. Proc of Fusion 06. Florence, 2006.

[16] Daniel M. Consistency of probabilistic transformations of belief functions[C]. Proc of the 10th Int Conf IPMU. Perugia, 2004: 1135-1142.

[17] Daniel M. Probabilistic transformations of belief functions[C]. Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty. Perugia, 2005, 3571: 539-551.

[18] Smarandache F, Martin A, Osswald C. Contradiction measures and specificity degrees of basic belief assignments[C]. Int Conf on Information Fusion. Chicago, 2011: 475-482.

(上接第1213页)

[9] Gertler J J. Fault detection and isolation using parity relations[J]. Control Engineering Practice, 1997, 5(5): 653-661.

[10] Isermann R. Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing－Tutorial[J]. Automatica, 1993, 29(4): 815-835.

[11] Chen B, Nagarajaiah S. Linear-matrix-inequality-based robust fault detection and isolation using the eigenstructure assignment method[J]. J of Guidance, Control, and Dynamics, 2007, 30(6): 1831-1835.

[12] Zhong M Y, Ding S X, Lam J, et al. An LMI approach to design robust fault detection filter for uncertain LTI systems[J]. Automatica, 2003, 39(3): 543-550.

[13] Wang H B, Wang J L, Lam J. Robust fault detection observer design: Iterative LMI approaches[J]. J of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2007, 129(1): 77-82.

[14] Casavola A, Famularo D, Franzè G. A robust deconvolution scheme for fault detection and isolation of uncertain linear systems: An LMI approach[J]. Automatica, 2005, 41(8): 1463-1472.

[15] Gao H, Chen T, Wang L. Robust fault detection with missing measurements[J]. Int J of Control, 2008, 81(5): 804-819.

[16] Yang G H, Wang J L, Soh Y C. Reliable H_∞ controller design for linear systems[J]. Automatica, 2001, 37(5): 717-725.

[17] Liao F, Wang J L, Yang G H. Reliable robust flight tracking control: An LMI approach[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2002, 10(1): 76-89.

[18] Iwasaki T, Hara S. Generalized KYP lemma: Unified frequency domain inequalities with design applications[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(1): 41-59.

[19] de Oliveira M C, Bernussou J, Geromel J C. A new discrete-time robust stability condition[J]. System and Control Letters, 1999, 37(4): 261-265.

[20] Park T G, Lee K S. Process fault isolation for linear systems with unknown inputs[J]. IEE Proc Control Theory and Applications, 2004, 151(6): 720-726.