

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2013.09.016

基于条件证据更新方法的短时软/硬情报融合^{*}

查良帅^{**}, 杨建波, 刘 鹏

(空军航空大学, 长春 130022)

摘 要:介绍了软/硬情报融合新方法,分析了证据理论(DST)应用于软/硬情报融合的灵活性。在此基础上,以 Fagin-Halpern(FH) DS 条件原理为依据,提出了一种面向情报融合中多源证据的条件更新方法,避免了扩展识别框架,并明确了该方法的参数选取标准。另外,基于时间表对融合过程进行短时划分,以提高融合的精确性。通过融合实例对所提方法进行了分析说明。

关键词:软/硬情报融合;条件证据更新;DST 理论;参数选取

中图分类号:TN911;TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2013)09-1202-05

Short Time Fusion of Soft and Hard Intelligence Based on Conditional Evidence Update Method

ZHA Liang-shuai, YANG Jian-bo, LIU Peng

(Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: A new soft/hard intelligence fusion is introduced, and the flexibility of the Dempster-Shafer Theory (DST) applied to hard/soft intelligence fusion is analyzed. On this basis, a conditional evidence update method of multi-source evidence in intelligence fusion is proposed, which is based on the Fagin-Halpern (FH) DS conditional theory, so as to avoid expanding the frame of discernment, and clearly define the criteria of parameter selection. In addition, a short time area based on the time table is divided for the fusion process to improve the fusion accuracy. Through the instances of fusion, the proposed method is analyzed.

Key words: soft/hard intelligence fusion; conditional evidence update; DST theory; parameter selection

1 引 言

软/硬情报融合是将软情报(人工获取的情报)与硬情报(各类传感器获取的情报)进行融合的一种新方法^[1]。软情报数据在软/硬情报融合进程、指挥决策中起到了重要作用^[2],融合的难点往往在于软情报数据的处理。证据理论又称 Dempster-Shafer 理论(简称 DST),作为一种不确定推理方法,适合于无先验信息的融合,能够利用证据积累以缩小假设集合^[3]。将 DST 应用于软/硬情报融合显示了很大的灵活性。

证据合成往往会扩展其识别框架,从而增加计

算量^[4]。因此,选取一个证据更新方法要优于证据合成方法^[5-6],能够让每个源更新其知识库,并与其他源交换信息以简化知识,而不需要继续扩展其识别框架^[7]。针对软/硬情报融合的特点,本文以 DST 条件证据更新为依据,扩展了多源证据组的条件更新方法,提出了一种基于交互证据更新的融合,并对软/硬情报融合过程进行基于时间表的短时分段处理,以避免扩展识别框架,减少计算量,同时提高融合的精确性。

2 DST 理论

设 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2 \cdots \theta_N\}$ 表示 X 所有可能取值的论

^{*} 收稿日期:2013-03-05;修回日期:2013-05-31 Received date:2013-03-05;Revised date:2013-05-31

^{**} 通讯作者:zhaliangshuai2012@163.com Corresponding author:zhaliangshuai2012@163.com

域集合,且所有在 Θ 内元素互不相容,称 Θ 为 X 的识别框架,证据理论是建立在幂集 $2^\Theta = \{A:A \subseteq \Theta\}$ 上^[8]。

定义 1 设 Θ 是 X 的识别框架,则函数 $2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 称为 2^Θ 上的基本信度分配(BBA)函数,如果满足

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \tag{1}$$

其中, $m(A)$ 表示对 A 的直接支持,通常称为 A 的 mass 值。满足 $m(A) > 0$ 的子集称为焦元,所有焦元的集合 $F = \{A | m(A) > 0\}$ 称为 Θ 的核。称二元组 (F, m) 为定义在 Θ 上的一条证据。

对于 $\varepsilon \equiv (\Theta, \mathfrak{S}_\Theta, m_\Theta(\cdot))$ 和命题 $B \subseteq \Theta, Bl_\Theta: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$, 其中 $Bl_\Theta(B) = \sum_{C \subseteq B} m_\Theta(C)$ 是 B 的信度; $Pl_\Theta: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$, 其中 $Pl_\Theta(B) = 1 - Bl_\Theta(\bar{B})$ 为 B 的似真度。

2.1 证据合成

定义 2 (Dempster's 合成规则,简称 DCR): 对证据组 $\varepsilon_i \equiv \{\Theta_i, \mathfrak{S}_{\Theta_i}, m_{\Theta_i}(\cdot)\}$ 产生的证据 $\varepsilon \equiv \varepsilon_1 \oplus \varepsilon_2 = (\Theta, \mathfrak{S}_\Theta, m_\Theta(\cdot))$ 进行 DCR 合成规则为 $(\Theta \equiv \Theta_i$ 时,有 $i = 1, 2)$:

$$m_\Theta(A) = \sum_{C \cap D = A} m_{\Theta_1}(C) m_{\Theta_2}(D) / (1 - K), \forall A \subseteq \Theta \tag{2}$$

其中, $K = \sum_{C \cap D = \emptyset} m_{\Theta_1}(C) m_{\Theta_2}(D) \neq 1$ 。

2.2 证据更新

2.2.1 条件更新策略

考虑到两个证据组 ε_1 和 ε_2 , 通过 $\varepsilon_i[k] \equiv \{\Theta_i, \mathfrak{S}_{\Theta_i}[k], m_{\Theta_i}(\cdot)[k]\}$ 识别两个证据组, 假设 $k \geq 0$, 其中 $\Theta \equiv \Theta_i, i = 1, 2$ 。通过将 $\varepsilon_1[k]$ 中的证据与 $\varepsilon_2[k]$ 中可获得的证据进行更新, 以舍弃证据组 $\varepsilon_i[k+1] = \{\Theta_i, \mathfrak{S}_{\Theta_i}[k+1], m_{\Theta_i}(\cdot)[k+1]\} \equiv \varepsilon_1[k] \triangleleft \varepsilon_2[k], k \geq 0$, 证据更新策略是

$$Bl_{\Theta_1}(B)[k+1] = \alpha(A)[k] Bl_{\Theta_1}(B)[k] + \beta(A) Bl_{\Theta_2}(B|A)[k] \tag{3}$$

其中, $Bl_{\Theta_2}(A) > 0$ 。参数 $\alpha(A)[\cdot] + \beta(A)[\cdot] = 1$ 。

2.2.2 DST 条件原理

在文献[3-4]中利用了 Fagin-Halpern (FH) DS 条件原理进行条件操作。

定义 3: 当 $\varepsilon \equiv \{\Theta, \mathfrak{S}_\Theta, m_\Theta(\cdot)\}, A, B \subseteq \Theta, Bl_\Theta(A) > 0$ 时, B 赋予 A 的条件信度为: $Bl_\Theta(B|A) = Bl_\Theta(A \cap B) / [Bl_\Theta(A \cap B) + Pl_\Theta(A \cap \bar{B})]$ 。条件似真度 $Pl_\Theta(B|A)$ 由相应公式给出。

3 多源证据的条件更新方法

利用条件更新方法, 不扩展识别框架, 同时通过对多源证据组进行有序更新, 以减少计算量。另外, 界定了证据更新的参数选取, 提高融合精度, 为融合实例分析奠定了理论基础。

3.1 条件证据更新

文献[9-10]提出为了更新不同证据源中的证据, 需要一种能够处理来自证据组接收的新证据的更新策略。公式(3)通常只用于只有命题 A 发生时的证据源更新, 本文则可对多源证据进行条件更新, 满足了融合需求。

定义 4: 当证据组 $\varepsilon_i[k]$ 有 $\Theta \equiv \Theta_1 = \Theta_2$, 条件更新公式将 $\varepsilon_1[k]$ 与 $\varepsilon_2[k]$ 中的证据通过 $\varepsilon_1[k+1] \equiv \varepsilon_1[k] \triangleleft \varepsilon_2[k], \forall k \geq 0$ 进行更新, 其中

$$Bl_{\Theta_1}(B)[k+1] = \alpha(k)[k] Bl_{\Theta_1}(B)[k] + \sum_{A \subseteq \Theta_2} \beta(A) Bl_{\Theta_2}(B|A)[k] \tag{4}$$

条件更新公式参数满足 $\alpha[\cdot] + \sum_{A \subseteq \Theta_2} \beta(A)[\cdot] = 1, \beta(A)[\cdot] = 0, \forall A \notin \mathfrak{S}_{\Theta_2}$ 。注意, $Bl_{\Theta_1}(\emptyset)[\cdot] = 0, Bl_{\Theta_1}(\Theta_1)[\cdot] = 1$ 。相应的最大赋值概率更新公式为 $m_{\Theta_1}(B)[k+1] = \alpha(k) m_{\Theta_1}(B)[k] +$

$$\sum_{A \subseteq \Theta_2} \beta(A)[k] m_{\Theta_2}(B|A)[k] \tag{5}$$

如果 $\bar{A} \cap B \neq \emptyset$ 时有 $m_{\Theta_2}[B|A] = 0, \Theta_1$ 的最大赋值概率更新为

$$m_{\Theta_1}(\Theta_1)[k+1] = \alpha(k) m_{\Theta_1}(\Theta_1)[k] + \beta(\Theta_2)[k] m_{\Theta_2}(\Theta_2)[k] \tag{6}$$

3.2 多源证据组的条件证据更新

定义 5: 多源证据组的证据更新 $\varepsilon_{\Theta_1}[k+1] = \varepsilon_{\Theta_1}[k] \triangleleft (\varepsilon_{\Theta_2}[k] \otimes \cdots \otimes \varepsilon_{\Theta_n}[k])$ 的可信度函数为

$$Bl_{\Theta_1}(B)[k+1] = \alpha_1(k) Bl_{\Theta_1}(B)[k] + \sum_{i=2}^n \sum_{A_i \in \mathfrak{S}_{\Theta_2}[k]} \beta_i(A_i) Bl_{\Theta_1}^{(\Theta_i)}(B|A_i)[k] \tag{7}$$

其中, $Pl_{\Theta_i}(\Theta|\Theta_i)[k] > 0, i = 1, \cdots, n$ 。这里, 其中对于任意 k , 各参数满足 $\alpha_1[k] + \sum_{i=2}^n \sum_{A_i \in \mathfrak{S}_{\Theta_i}[k]} \beta_i(A_i)[k] = 1$ 。

3.3 证据更新的参数选取

选取合适的参数有助于满足各类融合需求,提高融合精度。

融合证据组 Θ 的识别框架选取:证据更新时识别框架的选取是不重要的,但应该考虑到证据结构和其他一些应用背景以选取合适的识别框架。

条件子集的选取:来自证据组 ϵ_{θ_i} 的证据是通过条件事件 $A \in \mathfrak{S}_{\theta_i} (i = 1, \cdots, n)$ 进行条件定义并提纯的。但是一个合适的条件子集元素能够通过设定 $\beta_i(A_i) = 0$ 来满足余下的条件事件。

合成权重 $\beta_i(\cdot)$ 的选取:这些权重能够允许强调或不强调相关命题在每个条件集 A 中。由证据组 ϵ_{θ_i} 提供的一个相关的重要的测量证据也能够与 $\beta_i(\cdot)$ 进行合并。当 $\epsilon_{\theta_i} (i = 1, 2, \cdots, n)$ 时,定义 $K_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 为标准常数。

其他参数同样参照相关标准进行合理选取。

4 短时软/硬情报融合实例分析

4.1 情景

本文对使用一个硬传感器 (S_H) 和软传感器 S_{S_1} 、 S_{S_2} 、 S_{S_3} 以识别某个目标的场景进行融合分析。目标分为 4 类: $S \equiv$ 士兵, $F \equiv$ 战斗机, $T \equiv$ 坦克, $O \equiv$ 其他。除了 O 不能再次分类,每一个目标都能再次分类为 $f =$ 友方目标或者 $e =$ 敌方目标,因此目标的完备子集为: $\Theta_{obj} = \{S_f, S_e, F_f, F_e, T_f, T_e, O\}$ 。

4.2 证据

硬传感器:硬传感器 S_H 能够识别地面目标,但是不能区分是 $f =$ 友方目标还是 $e =$ 敌方目标。相应的证据组 $\epsilon_{\theta_H} = \{\Theta_H, \mathfrak{S}_{\theta_H}, m_{\theta_H}(\cdot)\}$, 其中 $\Theta_H = \{S, T, O\}$ 。

软传感器:软传感器 S_{S_1} 提供一般的威胁等级(TL)在邻近安全区域。软传感器 S_{S_2} 和 S_{S_3} 相应地有两个协同的人工证据。通过使用 S_{S_i} 提纯这些人工目击者提供的证据。 S_{S_i} 相应的证据组为 $\epsilon_{\theta_{S_i}} = \{\Theta_{S_i}, \mathfrak{S}_{\theta_{S_i}}, m_{\theta_{S_i}}(\cdot)\}$, $i = 2, 3$, 其中 $\Theta_{S_i} = \{S, T, F\}$ 。

如图 1 所示,划分时间轴为区域的,以此证据能够在各自不变区间被接收,划分为(a)、(b)、(c)、(d)和(e),使用指数 k 计算 $\{a, b, c, d, e\}$ 的值去识别区域。为了方便,利用指数 $k - 1$ 和 $k + 1$ 识别 k 先前和之后的区域。表 1 显示了 S_H 和 $S_{S_i} (i = 1, 2, 3)$

产生的在各区域的证据和相应的 DST 的 mass 值。

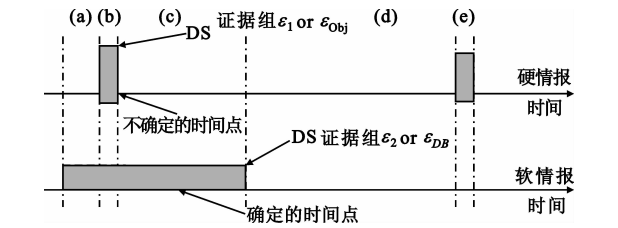


图 1 软/硬情报时间表
Fig.1 Soft/hard intelligence time table

表 1 软/硬传感器证据表

Table 1 Soft/hard sensor dempster

区域	证据源			
	ϵ_{θ_H}	威胁等级	$\epsilon_{\theta_{S_2}}$	$\epsilon_{\theta_{S_3}}$
区域 a	$\{\Theta_H\} = \{1.0\}$	一般	$(S, \Theta_S) = \{0.9, 0.1\}$	$\{\Theta_S\} = \{1.0\}$
区域 b	$\{T, \Theta_H\} = \{0.7, 0.3\}$	地面攻击	$(T, \Theta_S) = \{0.8, 0.2\}$	$(F, \Theta_S) = \{0.7, 0.3\}$
区域 c	$\{T, \Theta_H\} = \{0.7, 0.3\}$	地面攻击	$(T, \Theta_S) = \{0.75, 0.25\}$	$(F, \Theta_S) = \{0.75, 0.25\}$
区域 d	$\{\Theta_H\} = \{1.0\}$	未知	$(T, F) \Theta_S = \{0.9, 0.1\}$	$(T, \Theta_S) = \{0.9, 0.1\}$
区域 e	$\{S, O\} = \{0.8, 0.2\}$	地面/空中攻击	$(S, \Theta_S) = \{0.9, 0.1\}$	$(F, \Theta_S) = \{0.8, 0.2\}$

4.3 证据更新/融合

来自传感器的硬情报数据具有较长的时间间隔,而软情报数据报告的时间则较短,如通信情报的获取与处理常以秒为数量级。因此,融合软/硬情报数据,如图 1 将两者进行细化,形成短时内的融合。

仿真中,融合中心利用 FS1、FS2 和 FS3 去维持知识库。证据组

$$\epsilon_{\theta_*}[k] = \{\Theta_*, \mathfrak{S}_{\theta_*}, m_{\theta_*}(\cdot)[k]\}$$

其中, Θ_* 是知识库中原有的识别框架。为了各个融合组合的一致性,各证据组分区段如表 2 所示。

表 2 FS1 融合结果

Table 2 Fusion result of FS1

融合组	$B \in \mathfrak{S}_{\theta_*}[k] \downarrow$	$m_{\theta_*}(\cdot)[k]$				
		$k = a$	$k = b$	$k = c$	$k = d$	$k = e$
F_{S_1}	Θ_H	1.000	0.300 0	0.700 0	0.700 0	0.120 5
	T	—	0.700 0	0.300 0	0.300 0	0.591 5
	S	—	—	—	—	0.288 0

4.3.1 FS1:硬证据更新

融合证据组由 $\epsilon_{\theta_*}[k + 1] = \epsilon_{\theta_*}[k] \triangleleft \epsilon_{\theta_H}[k + 1]$ 得到,其中 $\Theta_* = \Theta_H, \beta_H(\Theta_H)[k] = 1 - \alpha_H[k]$ 。

仿真情景时,软信息是不可获取的,只有未经过提纯的硬证据能够被融合。

为了区域 b 内的更新,设定 $\alpha_H[b] = 0$ 。为 $k = c$,设定 $\epsilon_{\Theta_*}[k] = \epsilon_{\Theta_*}[k - 1]$,因为由 S_H 提供的证据是没有变化的。在区域 d 内,没有输入证据,设定 $\alpha_H[d] = 1$ 以保持现有知识库。在区域 e 内, $\alpha_H[e] = 0.7$ 。融合结果见表 2。

4.3.2 FS2:软/硬证据融合

相同区域内的软/硬证据进行融合,对来自 S_{S_2} 、 S_{S_3} 的软信息和来自 S_{S_1} 的威胁等级信息进行提纯。来自 S_H 的硬证据直接应用。因此,融合证据组 $\epsilon_{\Theta_*}[k] = \epsilon_{\Theta_H}[k] \triangleleft (\epsilon_{\Theta_{S_2}}[k] \otimes \epsilon_{\Theta_{S_3}}[k])$,其中 $\Theta_* = \Theta_{Obj}$ 。

区域 a 内,软信息被滤掉,因为威胁等级为一般。在区域 b 内,来自 S_3 的证据被滤掉,因为威胁等级定为地面攻击。在 $\alpha_H[b] = \beta_2(S, T)[b] = 0.5$ 的条件下进行融合,这样 ϵ_{Θ_H} 和 $\epsilon_{\Theta_{S_2}}$ 权重相等。在区域 c 内做相似处理,但是由于 $\epsilon_{\Theta_{S_2}}$ 内的证据变化很小,因此不更新知识库。这些观察者能够用以减少计算量。因此,减少此区域内的知识库更新。区域 d 说明了一个场景,其中硬传感器不能获取证据,各领域专家不能评价此情形。在这种情况下,没有深度提纯时,软信息进行融合。利用 $\beta_i(\Theta_*)[d] = 0.5, i = 2, 3$ 平衡 S_{S_2} 和 S_{S_3} 的权重。区域 e 内的融合与区域 b 内的融合相似, $\alpha_H[e] = 0.5, \beta_2(\Theta_S)[e] = \beta_3(\Theta_S)[e] = 0.25$,融合结果见表 3。

表 3 FS2 融合结果						
Table 3 Fusion result of FS2						
融合组	$B \in \mathfrak{S}_{\Theta_*}[k] \downarrow$	$m_{\Theta_*}(\cdot)[k]$				
		$k = a$	$k = b$	$k = c$	$k = d$	$k = e$
F_{S_2}	Θ_{Obj}	1.000	—	—	—	—
	Θ_S	—	—	—	0.100 0	0.075 0
	Θ_H	—	0.150 0	0.150 0	—	—
	S, T	—	0.100 0	0.100 0	—	—
	F, T	—	—	—	0.450 0	—
	T	—	0.750 0	0.750 0	0.450 0	—
	S	—	—	—	—	0.625 0
	F	—	—	—	—	0.200 0
	O	—	—	—	—	0.100 0

4.3.3 FS3:硬证据在软证据下更新

这里,考虑完整融合场景,其中知识库由各个软/硬传感器提供更新。融合证据组为 $\epsilon_{\Theta_*}[k + 1]$

$= \epsilon_{\Theta_*}[k] \triangleleft (\epsilon_{\Theta_H}[k] \otimes \epsilon_{\Theta_{S_2}}[k] \otimes \epsilon_{\Theta_{S_3}}[k])$,其中 $\Theta_* = \Theta_{Obj}$ 。同样,利用威胁等级对软信息和硬证据进行提纯。

区域 a 内依旧是空的,因为威胁等级一般。在区域 b 内,设定 $\alpha_*[b] = 0, \beta_H(\Theta_H)[b] = 0.5, \beta_i(S, T)[b] = 0.25, i = 2, 3$,硬数据权重更高。区域 c 内,由于传感器提供的证据改变是边缘的,则 $\epsilon_{\Theta_H}[c] \otimes \epsilon_{\Theta_{S_2}}[c] \otimes \epsilon_{\Theta_{S_3}}[c] \approx \epsilon_{\Theta_*}[b]$ (具有相同参数)。因此,避免了知识库的更新。但是,在区域 d 内,由于缺少新证据导致知识库维持其原有证据。然后,设定 $\alpha_*[d] = 0.9$,在 $\beta_i(\Theta_*)[d] = 0.05, i = 2, 3$ 前提下软数据进行更新。为了提取更多更可信的信息,证据与知识库进行更新,且可更为灵活。一般地,根据威胁等级对软情报数据进行提纯,设定参数为 $\alpha_*[e] = 0.1, \beta_H(\Theta_H)[e] = 0.4$ 和 $\beta_i(\Theta_S)[e] = 0.25, i = 2, 3$,融合结果见表 4。

表 4 FS3 融合结果						
Table 4 Fusion result of FS3						
融合组	$B \in \mathfrak{S}_{\Theta_*}[k] \downarrow$	$m_{\Theta_*}(\cdot)[k]$				
		$k = a$	$k = b$	$k = c$	$k = d$	$k = e$
F_{S_3}	Θ_{Obj}	1.000	—	—	—	—
	Θ_S	—	0.1250	0.1250	0.1225	0.0872
	Θ_H	—	0.1500	0.1500	0.1350	0.0135
	F, T	—	—	—	0.0450	0.0045
	T	—	0.5500	0.5500	0.5400	0.0540
	S	—	—	—	—	0.5450
	F	—	0.1750	0.1750	0.1575	0.2158
	O	—	—	—	—	0.0800

4.4 分 析

由实例可知,通过合理的参数选取,条件证据更新方法能够用来简单地计算证据源的相关可信度,且可对多源证据组进行融合处理。条件操作能够对获取的证据进行提纯,以减少融合进程中的计算量。例如,在 FS2 的区域 b 内,当威胁等级认定是地面攻击时, S_{S_3} 提供的证据被忽略,而 S_{S_2} 提供的相关证据被利用。另外,实例表明,该方法适用于软/硬情报融合,能够在短时的融合进程中对软情报证据和硬情报证据进行有效融合,得到有用结果,且通过融合进程的深入,融合结果更为详尽、准确,这对于实际应用具有重要意义。

5 结束语

将情报数据分为软/硬两类,更为宽泛地涵盖了

各类情报,可用于探索各类情报融合,是一种全新的情报融合方法。通过将 DST 条件证据更新方法应用于软/硬情报融合,在不扩展识别框架的前提下,研究了对于多源证据组的更新方法,减少了计算量。同时通过基于时间表的短时情报融合,更为灵活地改变和接受 DS 理论的证据更新。实例分析表明,条件证据更新方法使各证据组之间有一个平滑的转变,能够轻易地选择出促进融合结果的一致命题,以此提高融合的精准性,具有实际应用前景。下一步可考虑在融合冲突证据、减少证据处理量、缩短融合时间等方向上进一步研究。

参考文献:

- [1] Premaratne K, Murthi M N, Zhang Jinsong, et al. A Dempster-Shafer theoretic conditional approach to evidence updating for fusion of hard and soft data[C]//Proceedings of 2009 International Conference on Information Fusion. Seattle:IEEE, 2009:2122 – 2129.
- [2] Wickramaratne T L, Premaratne K, Murthi M N. Focal elements generated by the Dempster-Shafer theoretic conditionals: A complete characterization[C]//Proceedings of 2010 International Conference on Information Fusion. Scotland: IEEE, 2010:1 – 8.
- [3] 权文,王晓丹,王坚,等. 一种基于局部冲突分配的 DST 组合规则[J]. 电子学报,2012,40(9):1880 – 1884.
QUAN Wen, WANG Xiao-dan, WANG Jian, et al. New Combination Rule of DST Based on Local Conflict Distribution Strategy[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(9): 1880 – 1884. (in Chinese)
- [4] Wickramaratne T L, Premaratne K, Murthi M N, et al. Belief theoretic methods for soft and hard data fusion[C]//Proceedings of 2011 International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Prague:IEEE, 2011:2388 – 2391.
- [5] Kulasekere E C, Premaratne K, Dewasurendra D A, et al. Conditioning and updating evidence[J]. International Journal

of Approximate Reasoning, 2004, 36(3):75 – 108.

- [6] Premaratne K, Dewasurendra D A, Bauer P H. Evidence combination in an environment with heterogeneous sources[J]. Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(3):298 – 309.
- [7] Wickramaratne T L. An analytical framework for soft and hard fusion: A Dempster-Shafer belief theoretic approach [D]. Miami:University of Miami, 2012:1 – 3.
- [8] Shafer G A. Mathematical Theory of Evidence[M]. Princeton, New Jersey:Princeton University Press, 1976.
- [9] Acharya S, Kam M. Evidence Combination for Hard and Soft Sensor Data Fusion[C]//Proceedings of 2011 International Conference on Information Fusion. Chicago:IEEE, 2011:1 – 8.
- [10] Graham J L, Hall D L, Rimland J. A COIN-inspired synthetic dataset for qualitative evaluation of hard and soft fusion systems[C]// Proceedings of 2011 International Conference on Information Fusion. Chicago:IEEE, 2011:32 – 36.

作者简介:



查良帅(1989—),男,江西上饶人,空军航空大学硕士研究生,主要研究方向为情报融合;

ZHA Liang-shuai was born in Shangrao, Jiangxi Province, in 1989. He is now a graduate student. His research direction is intelligence fusion.

Email:zhaliangshuai2012@163.com

杨建波(1962—),男,吉林九台人,博士,空军航空大学副教授,主要从事通信对抗技术与装备研究;

YANG Jian-bo was born in Jiutai, Jilin Province, in 1962. He is now an associate professor with the Ph.D. degree. His research concerns communication countermeasure technology and equipment.

刘 鹏(1982—),男,辽宁丹东人,硕士,空军航空大学讲师,主要从事通信对抗技术与装备研究。

LIU Peng was born in Dandong, Liaoning Province, in 1982. He is now a lecturer with the M.S. degree. His research concerns communication countermeasure technology and equipment.