

基于 D-S 证据理论的修正融合目标识别模型*

黎 湘 刘永祥 付耀文 庄钊文

(国防科技大学电子工程学院 ATR 国防重点实验室,长沙 410073)

摘要 在分析 D-S 证据理论中证据合成规则的局限性之后,根据合成证据中集合大小、相交程度以及证据间的相关性和互补性,引入一个合成因子 λ ,并给出了 λ 的经验值,这种新规则对于证据之间完全冲突的情况也能给出合乎直观的合成结果.应用于实际的红外/毫米波融合目标识别系统,也取得了满意的正确识别结果.

关键词 证据理论 信息融合 目标识别

决策层信息融合在信息处理方面具有很高的灵活性,系统对数据传输带宽要求不高,能有效地反映环境或目标各个侧面的不同类型信息,而且可以处理异步信息,因此目前信息融合所取得的成果大多是在决策层上的,并构成了信息融合研究的一个热点.决策层融合所采用的方法主要有 Bayes 推理、D-S 证据理论、模糊集理论、专家系统,等等,其中以 D-S 证据理论应用最为广泛.

D-S 证据理论是 Dempster 于 60 年代用概率上下限来表示实际问题中的不确定性而提出的^[1]. Shafer 对之作了进一步的发展,并使之系统化、理论化,形成了一种不精确推理理论,即 D-S 证据理论^[2]. 它是一种同时利用来自相互独立的不同信息源的证据来提高对事件的置信程度的多信源体组合法则. 它提供了一定程度的不确定性,即证据可指定给相互重叠或互不相容的命题,这也是该理论能得到广泛应用的原因. 当然,D-S 证据理论用于证据合成也存在不足,文献[3,4]对理论中所要求的独立性的内涵进行了讨论,文献[4]据此提出了相关证据的合成方法. 文献[5]详细讨论了证据合成的诸多问题,其基本思想是在组合相互冲突的证据时,将一部分概率分配函数传递给未知命题的集合. 这种思想是建立在认为证据完全可靠的前提下,但实际问题中并不一定具备这种前提条件. 文献[6]对证据合成过程中的稳定性做了深入研究. 文献[7]将证据的相关性分“内涵相关”和“外延相关”,内涵相关是同一种数据特征在不同的证据中重复出现,外延相关是分别描述同一对象的不同方面特征. 保持证据的外延相关是必要的,是信息融合的基础. 根据融合系统中证据特点,本文从另一角度针对合成规则中存在的局限性进行讨论,导出修正的 D-S 证据合成规则. 应用于红外/毫米波多传感器识别系统,证据合成的最后决策就是寻找最大联合支持的证据,相对于经典 D-S 证据理论,修正的证据合成规则提高了正确识别率.

1999-11-23 收稿,2000-04-04 收修改稿

*“九五”国防预研基金资助项目(编号:1A6.3.2)

1 D-S 证据理论合成规则的局限性

D-S 证据理论引入置信函数 $Bel(A)$ 和似然函数 $Pls(A)$ 度量事件 A 的不确定性. $Bel(A)$ 表征证据支持事件 A 为真的程度, 是下界确定度; $Pls(A)$ 表征证据信息尚不能否定事件 A 为真的程度, 是上界确定度. 闭区间 $[Bel(A), Pls(A)]$ 作为置信区间来表征事件的不确定性, 而不是用点概率 $P(A)$. 证据信息 $X \in A$ 的可能性往往难以确定, 但 X 的子集 $x_i, x_i \in A$ 的可能性容易理解, Shafer 进一步引入“基本概率分配”概念, 用基本概率分配函数 $m(x_i)$ 来确定事件 A 的置信函数和似然函数. 其中 $Bel(A) = \sum_{x_i \subseteq A} m(x_i), Pls(A) = 1 - \sum_{x_i \subseteq A} m(x_i)$. D-S 证据合成规则目的就是实现 $m = m_1 \oplus m_2$, 即同时利用来自两个或多个相互独立的信源的证据, 提高对事件的置信度.

在实际的信息融合过程中, 证据冲突及证据模糊也是不可忽视的问题, 但是经典 D-S 证据理论合成规则是基于某种无关性的假定, 即用于合成的证据是充分无关的, 其核心思想是对证据中关于同一类目标的置信度“逻辑与”合成, 利用非冲突信息部分对合成各置信度归一化. 从下面两个例子可以看出, 由于 D-S 证据理论自身的不完善, 难以对上述两个问题给出合理的解决.

(1) 难以解决证据完全冲突的情况. 设样本空间 $\Omega = \{a, b, c, d\}$, $A = \{a\}$, $B = \{b\}$, $C = \{a, b\}$, 如果两证据 e_1 和 e_2 分别为 $Bel(A) = Pls(A) = 1.0$ 和 $Bel(B) = Pls(B) = 1.0$, 即两个同等重要的证据有着完全不同的结论, 这是证据冲突的极端情况. 利用 D-S 证据理论合成规则时, 组合公式中分母为零, 无法对证据进行合成, 也就是说 D-S 规则无法处理完全不一致的证据, 而这在智能信息处理系统的证据推理中十分重要. 文献[5]的方法是将置信度传递给非 A 非 B 的未知命题, 这种情况下并不一定与实际情况吻合. 在这种情况下, 最直观的结论应该是: $e_1 \otimes e_2 = e_3$, 即合成证据 e_3 为 $Bel(C) = Pls(C) = 1.0$.

(2) 难以辨识合成证据的模糊程度. 证据理论中所涉及到的证据模糊度主要来自证据中各子集的模糊度, 由信息论观点可知, 子集中元素个数越多, 子集的模糊度越大. 对证据模糊度的处理则归结为能否有效辨识子集中元素个数的多少. 设样本空间 $\Omega = \{a, b, c, d\}$, 存在两组证据 m_1 和 m_2 , Θ 表示证据中未知部分.

(i) 设 $A = \{a\}$, $B = \{ab\}$. $m_1(A) = 0.8$, $m_1(\Theta) = 0.2$; $m_2(B) = 0.6$, $m_2(\Theta) = 0.4$.

组合结果为 $m(A) = 0.8$, $m(B) = 0.12$, $m(\Theta) = 0.08$.

(ii) 设 $A = \{a\}$, $B = \{abcd\}$. $m_1(A) = 0.8$, $m_1(\Theta) = 0.2$; $m_2(B) = 0.6$, $m_2(\Theta) = 0.4$.

组合结果为 $m(A) = 0.8$, $m(B) = 0.12$, $m(\Theta) = 0.08$.

显然, D-S 证据理论合成规则不能辨识子集中元素个数的多少. 按直观理解, (i) 中合成后 $\{a\}$ 的置信度应比由 (ii) 合成的大. 然而利用 D-S 规则, 两者却是相等的. 原因是该规则的使用是有条件的, 即必须假设证据具有某种独立性, 故而忽略了所涉及的集合大小以及集合间的相交程度. 此例表明, D-S 规则无法根据子集的大小决定向下合成的权重.

由以上算例可得, D-S 证据理论有很好的证据合成能力, 证据经它作用后, 概率分配函数向 Ω 中更小的子集移动, 但是无法处理证据冲突的极限情况, 也不能根据证据中子集的大小, 按不同的权重进行证据合成. 基于此, 提出一种修正的合成规则以解决上述问题.

2 修正的 λ 合成模型及规则描述

为解决 D-S 证据理论合成规则对于证据冲突及模糊问题的缺陷,修正的证据合成规则首先应考虑引入参数来表征证据中子集的大小.

定义 1 $u: 2^\Omega \rightarrow [0,1]$ 为识别框架 Ω 上的归一化测度. 由于 u 可以用来描述集合的“大”“小”概念,可称为参考测度. u 可以定义为

$$u(A) = |A| / |\Omega|, \quad (1)$$

其中 $|A|$ 表示集合 A 中元素的个数, Ω 表示识别框架. 这里规定 $u(\Theta) = 1.0$, 其中 Θ 表示未知部分.

定义 2 证据之间的非冲突系统

$$k = \sum_{A_i \cap B_j \neq \Phi} \left(\frac{u(A_i \cap B_j)}{u(A_i)u(B_j)} \right)^\lambda m_1(A_i)m_2(B_j), \quad (2)$$

其中, Φ 为空集, $\lambda \in [0,1]$ 以保证合成后各证据的置信度小于 1.

针对文中所述 D-S 证据理论的不足,提出修正的证据合成规则

(1) $k \neq 0$ 时

$$m(C) = k^{-1} \sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i)m_2(B_j) \left(\frac{u(A_i \cap B_j)}{u(A_j)u(B_j)} \right)^\lambda. \quad (3)$$

(2) $k = 0$ 时,即证据完全冲突

$$m(A \cup B) = m_1(A) \times m_2(B). \quad (4)$$

根据上述规则进行两组证据合成记作 λ 合成, $m = m_1 \langle \lambda \rangle m_2$. 多组证据的合成依此类推.

由修正的 λ 合成规则可看出

(1) 当 $\lambda = 0$ 时, λ 合成导出经典的 D-S 证据合成规则.

(2) 式中 $\left(\frac{u(A_i \cap B_j)}{u(A_j)u(B_j)} \right)$ 反映了合 A_i 和 B_j 大小及相交程度的信息.

(3) 式中 $\left(\frac{u(A_i \cap B_j)}{u(A_j)u(B_j)} \right)$ 可认为是向下合成的系数,它根据所联合的集合的大小决定向下

合成的程度,在证据合成过程中对大的子集(模糊程度大)赋以较小的权重. $\left(\frac{u(A_i \cap B_j)}{u(A_j)u(B_j)} \right)$ 越小, $m_1(A_i)m_2(B_j)$ 需起的作用越大. 这一点反映了如下直观思想,即在一般情况下,要在一个较小的集上产生与较大的集同样的置信度需要更有力的证据.

(4) 对于证据完全冲突的情况(即 $k = 0$ 时), λ 合成模型给出了合乎直观的合成结果,较好的解决了文中提出的 D-S 证据理论的第一个局限.

3 λ 合成实验及结果

将 λ 合成规则应用于红外/毫米波融合识别系统,样本空间(识别框架)为待识别的 F—117(F 类)、幻影 2000(H 类)、无人驾驶(R 类)3 类飞机,即 $\Omega = \{F, H, R\}$. 对横滚 0° , 俯仰 0° , 方位角 $1^\circ \sim 29^\circ$ 范围内的 3 类共 87 个飞机样本,把毫米波和红外的子源识别结果作为两种证据(毫米波数据的 SNR = 30 dB,数据可靠性为 0.746;红外数据的 SNR = 20 dB,数据可靠性为 0.703),即两个基本概率分配函数 m_1 和 m_2 . 然后对这两种证据用修正的 λ 合成规则进行组

合,得到一个新的概率分配函数 $m = m_1 \langle \lambda \rangle m_2$. 最后判定待识别样本属于合成置信度最大的那一类. 对于 λ 的不同取值,分别对两组识别结果进行融合,得到融合后的正确识别率. 在此, λ 在 $[0, 1]$ 区间取值,融合识别结果如图 1 所示.

由图 1 可以看出,修正的证据合成算法用于融合目标识别效果要比经典 D-S 证据理论($\lambda = 0$ 时,正确识别率在 0.70~0.78 之间)好,该结论也从另一侧面反映了前述的 D-S 理论缺陷在实际的融合系统中是不可忽视的.

实验过程中, λ 的取值直接关系到修正算法的效果好坏,经过多次实验发现,达到最佳识别效果时 λ 的取值 λ_{\max} 不是唯一的,但它具有传感器之间相关性的特征. 考虑两传感器 S_i, S_j 报告分别为 $\{M^i(r_1) \cdots M^i(r_k)\}, \{M^j(r_1) \cdots M^j(r_k)\}$. 其中 $M^i(r_k)$ 表示通过考虑两传感器 S_i 得到的关于待识别目标框架 $\{r_1, r_2 \cdots r_c\}$ 中目标 r_k 的可能

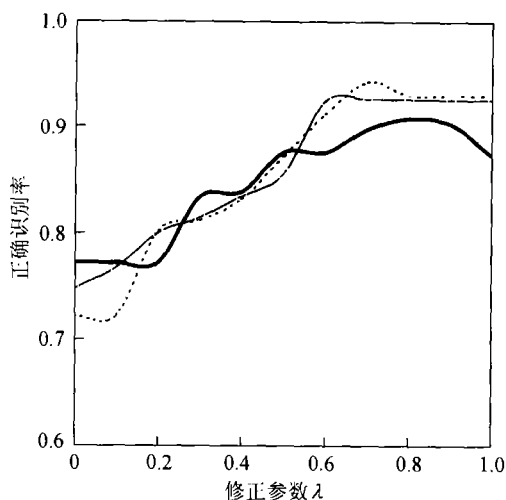


图 1 模型中修正参数 λ 与正确识别率的关系
 ...为 F 类, - - - 为 H 类, — 为 R 类

性, $0 \leq M^i(r_k) \leq 1$ 且 $\sum_{k=1}^c M^i(r_k) = 1$. 两传感器 S_i, S_j 同一时刻 t 的相关性可记为 $R_{ij}^t =$

$$\frac{\sum_{k=1}^c M^i(r_k) M^j(r_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^c M^i(r_k)^2 \sum_{k=1}^c M^j(r_k)^2}}$$

经过 500 次实验近似得到 $\lambda_{\max}^t \in \Pi(R_{ij}^t, 0.08^2)$, 可以用 R_{ij}^t 代替 λ_{\max}^t .

对图 1 的结果可解释如下: 在 $\lambda \in [0, \lambda_{\max}^t]$ 部分,修正合成算法逐步考虑了合成证据之间的相关性,信息利用率提高,较经典 D-S 证据理论($\lambda = 0$ 时,即没有考虑相关性)识别率有明显提高,在 $\lambda \in [\lambda_{\max}^t, 1]$ 部分,修正合成算法过于看重证据之间相关性,忽略其互补性,造成合成结果模糊,降低了正确识别率. 由此可以看出,在引入修正参数 λ 后,融合模型实现了对合成证据模糊度的辨识,解决了文中提出的 D-S 证据理论的第二个局限.

参 考 文 献

- 1 Dempster. Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping. Ann Math Statist, 1967, 38: 325
- 2 Shafer. A Mathematical Theory of Evidence. Princeton: Princeton University Press, 1976
- 3 Voorbraak F. On the justification of D-S rule of combination. Artificial Intelligence, 1991, (48): 171
- 4 肖人彬,王 雪,费 奇,等. 相关证据合成方法的研究. 模式识别与人工智能, 1993, 6(3): 227
- 5 Smets P. The combination of evidence in the transferable belief model. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(5): 447
- 6 曹玉俊, 证据理论中的证据合成方法. 西安交通大学学报, 1997, 31(6): 106
- 7 邹永革,杨静宇. 基于证据理论处理机器人视觉信息的一种方法. 计算机研究与发展, 1994, 31(12): 32