

基于 Choquet 模糊积分的决策层信息融合目标识别¹

刘永祥 黎 湘 庄钊文

(国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 国防重点实验室 长沙 410073)

摘 要 引入模糊测度和 Choquet 模糊积分的概念后, 信息融合目标识别可转化为各信源识别结果关于信源重要程度的广义 Lebesgue 积分. 该文给出了 Choquet 模糊积分应用于决策层信息融合目标识别的通用技术路线, 并提供了信源重要程度的度量方法. 算法实用于红外 / 毫米波融合目标识别系统, 融合识别结果与 D-S 证据理论方法作了比较, 证明了基于 Choquet 模糊积分方法的有效性.

关键词 Choquet 模糊积分, 目标识别, 信息融合

中图分类号 TP391.4

1 引 言

决策层信息融合目标识别过程就是每个传感器通过处理自身数据独立地得到关于目标的身份估计, 然后对每个传感器的目标分类判决结果进行融合. 在实际的不同类型多传感器系统中, 融合算法不仅要合成各传感器提供的客观结果, 还应考虑传感器本身在融合过程中的重要程度. 模糊积分通过定义模糊测度可得到信源的重要程度, 积分过程也就转化为各信源所提供的客观结果关于信源重要程度的广义 Lebesgue 积分, 这提供了一种基于信源重要性程度的信息合成方法. Tahani^[1] 首次将模糊积分用于模式识别, 但对信源的重要程度没有给出有效的度量方法, Gader^[2] 将模糊积分作为匹配函数应用于手写字体识别.

本文首先分析了模糊测度和 Choquet 模糊积分的性质以及与信息融合目标识别的联系, 给出了模糊积分应用于决策层信息融合目标识别的技术路线, 并提供了信源重要程度的度量方法. 算法实用于红外 / 毫米波融合目标识别系统, 得到的融合识别结果与 D-S 证据理论方法作了比较.

2 模糊测度和 Choquet 模糊积分理论

该部分主要考察模糊测度和 Choquet 模糊积分的定义、性质以及其应用于信息融合目标识别时可代表的物理含义.

2.1 g_λ -模糊测度

定义 1 设 (X, Ω) 是一可测空间, $g: \Omega \rightarrow [0, 1]$ 是一组函数, 具有以下性质:

(1) $g(\Phi) = 0, g(x) = 1$; (2) $g(A) \leq g(B)$, if $A \subset B \subset \Omega$; (3) $\{A_i\}_{i=1}^\infty$ 是可测集中的递增序列, 则 $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i)$.

函数 g 称为模糊测度, (2) 中的单调性公理决定了 g 不是必然可加的, 即两不相关集合的并集的测度不能通过直接相加各部分的测度来获得, 有鉴于此, Sugeno^[3] 引入 g_λ -模糊测度, 满足:

对于所有的 $A, B \subset X$ 且 $A \cap B = \Phi$, 存在 $\lambda > -1$ 使得

$$g_\lambda(A \cup B) = g_\lambda(A) + g_\lambda(B) + \lambda g_\lambda(A)g_\lambda(B) \quad (1)$$

g_λ -模糊测度也属于模糊测度, 当 $\lambda = 0$ 时, g_λ -模糊测度是概率测度.

¹ 2001-10-26 收到, 2002-07-17 改回

国家自然科学基金 (No.69901005)、九五国防预研基金 (No.1A6.3.2) 资助

2.2 g_λ -模糊测度的性质 设 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 为有限集, 令 $g^i = g_\lambda(\{x_i\})$, 则映射 $g_\lambda: x_i \rightarrow g^i$ 称为模糊密度函数, 如果 $A = \{x_{i_1}, \dots, x_{i_m}\} \subseteq X$, 则

$$g_\lambda(A) = \sum_{j=1}^m g^{i_j} + \lambda \sum_{j=1}^{m-1} \sum_{k=j+1}^m g^{i_j} g^{i_k} + \dots + \lambda^{m-1} g^{i_1} \dots g^{i_m} = \left[\prod_{x_i \in A} (1 + \lambda g^i) - 1 \right] / \lambda \quad (2)$$

其中 $\lambda > -1$ 且 $\lambda \neq 0$.

λ 值可通过 $g(X) = 1$ 求得, 即 $\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i)$. 可以证明, 对于固定集合 $\{g^i\}$, $0 < g^i < 1$, 存在唯一 $\lambda \in (-1, \infty)$ 且 $\lambda \neq 0$ 与之对应. 由此可知, 如果模糊密度 $g^i (i = 1, \dots, n)$ 已知, 就能够唯一确定 g_λ -模糊测度.

应用于信息融合, 模糊密度 g^i 表示信源 x_i 在融合过程中的重要程度, 则信源组 A 在融合过程中的重要程度 $g_\lambda(A)$ 可由 (2) 式得到.

2.3 Choquet 模糊积分 Choquet 积分^[4] 是 Lebesgue 积分严格意义上的推广, 并且当模糊测度具有可加性时, Choquet 积分能够还原成 Lebesgue 积分, 其形式为

$$\int_X h(x) \circ g_\lambda(\cdot) = \int_0^1 g_\lambda(A_\alpha) d\alpha \quad (3)$$

其中 $A_\alpha = \{x | h(x) \geq \alpha\}$.

对于有限离散集 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, $h: X \rightarrow [0, 1]$, 满足 $h(x_1) \leq h(x_2) \leq \dots \leq h(x_n)$ (如果不是, 重新对 X 排序以保证此关系), 则 Choquet 模糊积分:

$$e(h) = \int_X h(x) \circ g_\lambda(\cdot) = \sum_{i=1}^n [h(x_i) - h(x_{i-1})] g_\lambda(A_i) = \sum_{i=1}^n h(x_i) \delta_i(g_\lambda) \quad (4)$$

其中 $h(x_0) = 0$, $A_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_n\}$, $\delta_i = g_\lambda(A_i) - g_\lambda(A_{i+1})$, $g_\lambda(A_{n+1}) = 0$,

$$g_\lambda(A_i) = \begin{cases} g_\lambda(\{x_n\}) = g^n, & i = n; \\ g^i + g_\lambda(A_{i+1}) + \lambda g^i g_\lambda(A_{i+1}), & 1 \leq i < n. \end{cases}$$

由 (4) 式可知, Choquet 模糊积分可看成 $h(x_1), h(x_2), \dots, h(x_n)$ 的加权和, 且权值取决于 $\{x_i\}$ 的排序, 而 $\{x_i\}$ 的排序结果取决于对应函数值 $\{h(x_i)\}$ 的相对大小, 所以积分值是函数 h 的非线性函数. 当 $\lambda = 0$ 时, g_λ -模糊测度是概率测度, $\delta_i(g) = g^i$, 此时 Choquet 积分还原为 Lebesgue 积分, 是函数 h 的线性函数.

应用于信息融合目标识别, $h(x_i) \in [0, 1]$ 可表示信源 $x_i \in X$ 提供的目标判决结果, $g_\lambda(\{x_i\})$ 表示该信源的重要程度, Choquet 模糊积分就是各信源目标判决结果基于信源重要程度的非线性合成.

3 Choquet 模糊积分应用于决策层信息融合目标识别

此部分首先将模糊积分应用于单传感器的识别, 识别结果以信度矢量的形式给出, 作为决策层信息融合目标识别的信源, 再利用模糊积分进行融合处理. 信源重要程度的度量将影响融合效果, 文中将给出单传感器 / 多传感器情况下信源重要性的度量方法.

3.1 Choquet 模糊积分应用于单传感器目标识别 设 $T = \{t_1, \dots, t_m\}$ 为目标识别框架, A 为待识别目标, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为用于识别的特征组. 令映射 $h_k: X \rightarrow [0, 1]$ 作为目标

A 判为 t_k 类的信度, 则 $h_k(x_i)$ 表示运用特征 x_i 能够确定 A 属于 t_k 类的程度. 设每类目标的每个特征 (都是数字特征) 服从正态分布, 则 $h_k(x_i)$ 可定义为

$$h_k(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ki}} \exp\left\{-\frac{(x_i - u_{ki})^2}{2\sigma_{ki}^2}\right\} \quad (5)$$

其中 u_{ki}, σ_{ki} 分别为 t_k 类目标的第 i 个特征分布的样本均值和方差.

在此, 目标的 n 个特征值就是信源组, 下一步就是如何确定各特征对目标识别的重要程度. 从目标识别直观意义上来说, 特征的重要性度量可通过描述品质、决策品质给出, 描述品质用于度量同一类目标的同一组特征所具备的稳定和集中程度, 决策品质用于度量不同类目标特征的可分辨程度^[5].

t_k 类目标第 i 个特征的描述性品质可定义为 $RS_{ki} = \sigma_{ki}/u_{ki}$.

对于第 i 个特征, 每个目标在该特征轴上都有一个分布区间, 以 t_k 类为基准, 如果其他类分布与 t_k 类在第 i 个特征轴上重叠, 则重叠类的标号由 $\{n_{ki}\} = \{q | ns_{ki}(q) = 1, 1 \leq q \leq m, q \neq k\}$ 表示. $ns_{ki}(q) = \begin{cases} 1, & f_{ki}(x) > f_{qi}(x), q \neq k, f_{qi}(x) \neq 0, l_{ki} \leq x \leq u_{ki}, l_{ki} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ 是某一较小固定值, $q = 1, \dots, m$.

t_k 类目标第 i 个特征的决策品质可定义为 $QC_{ki} = \frac{1}{RD_{ki}} \int_{l_{ki}}^{u_{ki}} \frac{f_k(x)}{f_{ki}(x)} dx$, ($0 \leq QC_{ki} \leq 1$).

其中 $RD_{ki} = |u_{ki} - l_{ki}|$, $f_{qki}(x) = \begin{cases} f_{qi}(x), & f_{ki}(x) \geq f_{qi}(x), l_{ki} \leq x \leq u_{ki} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$,

$$f_k(x) = \begin{cases} f_{ki}(x), & f_{\gamma ki}(x) = 0 \\ \text{Max}_{\gamma} f_{\gamma ki}(x), & f_{\gamma ki}(x) \neq 0, \gamma \in \{n_{ki}\} \end{cases}$$

t_k 类目标第 i 个特征与其他类的第 i 个特征无重叠时, $QC_{ki} = 1$, 此时其决策品质最优. 令第 i 个特征 x_i 在识别 t_k 类目标中的重要程度定义为

$$g_k^i = QC_{ki} e^{-RS_{ki}^2/2} \quad (6)$$

由 $[g_k^1, g_k^2, \dots, g_k^n]$ 可唯一确定模糊测度 g_k^λ , 结合 $[h_k(x_1), h_k(x_2), \dots, h_k(x_n)]$, 得到模糊积分 e_k , 作为判决待识别目标属于 t_k 类的确定程度. 单传感器识别结果就以矢量形式 $[e_1, e_2, \dots, e_m]$ 给出.

3.2 Choquet 模糊积分应用于决策层信息融合目标识别 在多传感器系统中, 单传感器 $S_p (1 \leq p \leq L)$ 的识别结果为 $[e_1^p, e_2^p, \dots, e_m^p]$ 就是信源. 确定各信源的重要程度时, 应考虑到以下因素^[6]: 传感器识别结果的不确定性 (模糊自信息熵) 越小, 其重要程度越大; 传感器在不同工作环境下性能不同, 不同类型传感器在相同工作环境下性能也不同, 传感器自身性能越高, 其重要程度越大; 传感器识别结果与系统中其他传感器一致性程度越高, 其重要程度越大. 确定了各信源重要程度 $[\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_L]$ 后, 结合各传感判断待识别目标属于第 k 类的确定程度 $[e_k^1, e_k^2, \dots, e_k^L]$, 得到模糊积分 e_k^0 , 作为多传感器信息融合后判断待识别目标属于 t_k 类的确定程度. 从而可得到决策层信息融合目标识别结果 $[e_1^0, e_2^0, \dots, e_m^0]$, 如果 $e_r^0 = \max_{1 \leq k \leq m} \{e_k^0\}$, 融合系统将待识别目标判为 t_r 类. 基于 Choquet 模糊积分的信息融合目标识别算法流程如图 1.

4 实验结果及结论

算法适用于红外 / 毫米波融合目标识别系统中, 实验中共有吉普、装甲、面包车、运输车、坦克五类目标的 840 个样本, 每类目标有同平台红外、毫米波数据样本各 84 个. 对毫米波数据提取基于一维距离像的结构特征, 对红外数据提取矩特征. 每类目标的一半数据用于训练, 得

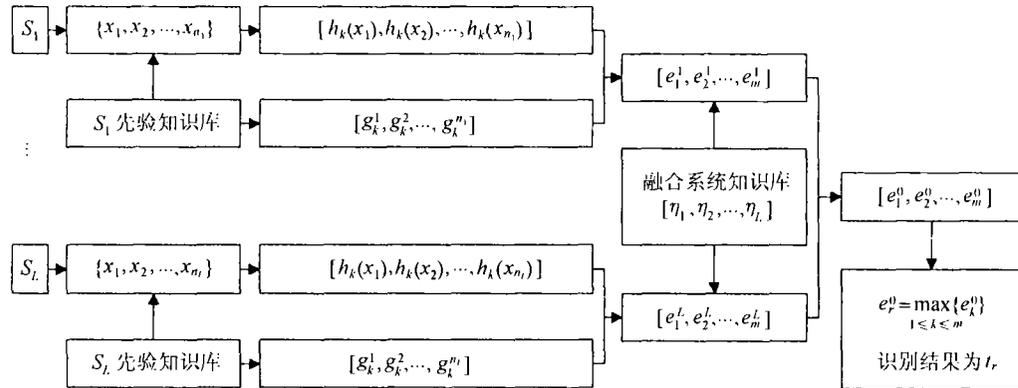


图1 基于 Choquet 模糊积分融合识别算法流程

到 (5) 式中的均值 u_{ki} 和方差 σ_{ki} ，另一半数据采用图 1 所示的算法流程进行融合识别处理。为了比较模糊积分应用于信息融合目标识别的性能，引入了文献 [7] 中基于修正 D-S 证据理论的融合目标识别模型，该模型具有处理完全冲突证据的能力并且考虑了合成证据间相关性和互补性信息，它将红外 / 毫米波传感器提供的识别结果作为两组证据进行合成，单传感器以及决策层信息融合目标识别结果如表 1。

实验过程中初步得到以下结论：(1) 相对于 D-S 证据理论方法，模糊积分中不涉及识别框架的论域问题，有利于增大识别框架，提高融合识别系统的实用性。(2) 不同类型传感器在相同的工作环境下具有不同的识别能力，模糊积分方法考虑了信源的重要程度，反映了客观实际，融合识别效果优于 D-S 证据理论方法。(3) 模糊积分中的信源可以是特征层中的特征向量组，也可是决策层中各传感器的识别结果，具有表述不同层次信息的能力，适合于不同层次的信息融合。(4) 基于 Choquet 模糊积分的信息融合目标识别效果优于任何单一传感器。

表 1 单传感器以及决策层信息融合目标识别结果比较

	识别率 (%)					
	吉普	装甲	面包车	运输车	坦克	平均
毫米波传感器	73.1	72.6	69.7	82.8	69.1	73.5
红外传感器	86.2	74.8	71.5	65.5	86.6	76.9
修正 D-S 证据理论	83.4	76.8	73.7	83.8	79.7	79.5
Choquet 模糊积分	89.2	80.2	78.6	85.4	88.9	84.5

参 考 文 献

- [1] H. Tahani, J. Keller, Information fusion in computer vision using the fuzzy integral, IEEE Trans. on SMC., 1990, SMC-20(3), 733-741.
- [2] P. D. Gader, M. A. Mohanmed, J. M. Keller, Dynamic-programming-based handwritten word recognition using the Choquet fuzzy integral as the match function, Journal of Electronic Imaging, 1996, 5(1), 15-24.
- [3] M. Sugeno, Fuzzy measure and fuzzy integrals, a survey, Fuzzy Automata and Decision Processes, New York, North-Holland, 1997, 89-102.
- [4] T. Murofushi, M. Sugeno, A theory of fuzzy measures, representations, the Choquet integral, and null sets, Journal of Math. Analysis and Applications, 1991, 32(2), 532-549.
- [5] W Runsheng, Quality analysis of information to be fused, Proceedings of the Int. Conf. on multisource-multisensor information fusion, Las Vegas, USA, 1998, 635-641.

- [6] 刘永祥, 黎湘, 庄钊文, 谈判式时空整体决策信息融合方法研究, 电子与信息学报, 2001, 23(11), 1225-1230.
[7] 黎湘, 刘永祥, 庄钊文, 等, 基于 D-S 证据理论的修正融合目标识别模型, 自然科学进展, 2000, 10(11), 1040-1042.

DECISION-LEVEL INFORMATION FUSION FOR TARGET RECOGNITION BASED ON CHOQUET FUZZY INTEGRAL

Liu Yongxiang Li Xiang Zhuang Zhaowen

(ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract After introducing the concept of fuzzy measures and Choquet fuzzy integral, information fusion for target recognition can turn into generalized Lebesgue integral of recognition result with respect to the degree of importance of source. This paper presents a generalized recognition flow in decision-level information fusion based on Choquet fuzzy integral, and provides a method for measuring the degree of importance of source. The algorithm is proved in the real IR/MMW fusion recognition system, the fusion result of recognition which compares with that of D-S evidence theory shows the efficiency of the method based on Choquet fuzzy integral.

Key words Choquet fuzzy integral, Target recognition, Information fusion

刘永祥: 男, 1976 年生, 博士生, 曾获 1998 年国际数学建模竞赛一等奖, 已发表学术论文 5 篇. 感兴趣的领域包括模糊推理、信息融合、雷达目标识别等.

黎 湘: 男, 1967 年生, 博士, 副教授, 已发表学术论文二十余篇, 目前主要从事精确制导、信息融合、非线性信号处理等领域的研究工作.

庄钊文: 男, 1958 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 国防科技大学电子科学与工程学院院长. 近年来一直从事信号处理、自动目标识别、模糊技术等领域的研究工作.