

文章编号: 1001-2486 (2000) 04-0065-04

基于模糊融合的目标检测算法研究*

徐振海, 王雪松, 肖顺平, 庄钊文

(国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 针对经典决策层融合检测过程中本地“硬”判决导致的信息损失问题, 利用模糊子集理论, 提出了一种基于模糊“软”判决的融合检测方法。理论分析与仿真实验表明, 该方法优于传统的“ K 秩”方法, ROC 雷达工作曲线接近理论最优曲线。

关键词: 信息融合; 检测; 模糊; 隶属度

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A

Study on Target Detection Algorithm Based on Fuzzy Fusion

XU Zhen-hai, WANG Xue-song, XIAO Shun-ping, ZHUANG Zhao-wen

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A novel fusion scheme is presented based on fuzzy sets, considering the problem of information loss resulting from local “hard” decision during the traditional decision-layer fusion process. The theoretical analysis and simulation results show that this method works better than traditional “ K -rank” fusion rule, and the ROC curve approaches the optimum.

Key words: information fusion; detection; fuzzy; membership

近年来, 随着基于多传感器系统的军事作战平台的形成和发展, 多传感器信息融合已成为信息处理技术领域的研究热点问题。对于多传感器的分布式检测问题, 人们已经做了大量的研究^[2, 3]。一般而言, 分布式融合检测分为三个层次: 数据层融合、特征层融合和决策层融合。决策层融合检测的核心思想是, 由安置在不同地方的传感器根据各自的观测结果作出本地判决, 非“0”即“1”, 然后将判决结果由通信信道传送到融合中心处理器, 再由融合中心运用组合数学的方法, 作出最终判决。典型的融合规则有“and”、“or”逻辑和“ K 秩”方法。“and”逻辑的意义为: 当所有传感器支持 $H1$ 时, 融合中心才支持 $H1$ 。“or”逻辑的意义为: 只要有一个传感器支持 $H1$ 时, 融合中心就支持 $H1$ 。“ K 秩”方法则是当 N 个传感器中有多于 K 个支持 $H1$ 时, 就判为 $H1$ 。另外还有些方法是用各个传感器的性能对判决结果进行加权处理^[4]等。

不难看出, 以上的方法都是针对融合中心的研究, 前提是各个局部检测结果已知, 但是在决策层融合的各种“最优”准则未必系统“最优”或全局“最优”。由信息论可知, 信息的处理过程也是信息的损失过程。在各个局部传感器的判决过程中, 由观测数据结果“硬”判决得到“0”或“1”, 这时损失了大量的信息。这是因为局部传感器作出判决时, 必将局部检测空间划为 $H0$, $H1$ 两个区域, 观测值超过门限判为 $H1$, 否则判为 $H0$, 而根本不考虑观测值与边界的距离。例如假设门限为0.5, 那么对于观测值0.51和0.99判决均为“1”, 效果相同, 而事实上0.99要比0.51的说服力要强, 更加支持决策 $H1$, 这一点在判决结果中没有反映。另外, 由于各个传感器自身的性能及所处的战场环境不同, 对于它们各自的判决结果的置信程度也应有所不同, 例如对于处在恶劣的工作环境或自身性能较差的传感器应给予较低的置信度。

针对经典决策层融合检测方法中存在的不足, 本文利用模糊子集的理论来解决这一问题, 即将经典融合方法中的本地“硬”判决转化为基于模糊处理的“软”判决。模糊方法更加贴近人脑的思维,

* 收稿日期: 2000-01-15
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (6902010)
作者简介: 徐振海 (1977), 男, 博士生。

对冗余和矛盾信息具有灵活的处理能力。此外，这种基于模糊处理的“软”判决检测方法的融合规则简单，易于实现，并且几乎不增加通信数据量，具有强的实际应用价值。

1 基于模糊“软”判决的融合检测算法

在经典融合检测方法中，各本地传感器的判决域 H_0, H_1 均为明晰集，即某一观测值要么属于 H_0 ，要么属于 H_1 ，两者必居其一。由信息论可知，这种“硬”判决的方法造成很大的信息损失。为了减少这样的信息损失，我们对整个判决域进行模糊划分 H_0 和 H_1 ，即将原来的判决域拓广为模糊集，而模糊检测过程就是，通过提取观测信号的倾向性信息来判断信号的有无。这种倾向性信息是一种模糊信息，它可以完全由隶属度函数 $\mu_{H_0}(x)$ 和 $\mu_{H_1}(x)$ 所表征，因此实现模糊检测的关键就是隶属度的确定问题。这样各局部传感器的输出不再是非“0”即“1”，而是一个 $[0, 1]$ 区间的数，即对本地观测实现了“软”判决。融合中心对所有这些“软”判决的结果进行处理，得到最终判决。这种本地“软”判决可以看作是该传感器的特征，因此这种模糊融合方法也可以看作是一种特征层融合方法。图 1 表示该模糊信息融合检测系统原理框图。

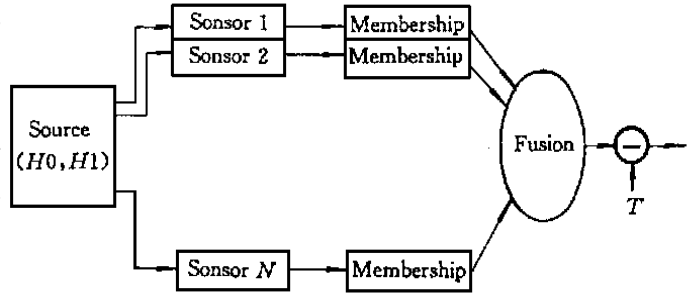


图 1 模糊融合检测原理框图
Fig. 1 Structure of detector based on fuzzy fusion

1.1 问题描述

设有 N 个传感器，观测值为 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ，目标信号假设为 1，传感器置于不同战场环境，且具有不同的检测性能，将这些因素一并归于噪声 $n_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ，因此可将该观测模型表示为：

$$\begin{aligned}
 H_0: x_i &= n_n \\
 H_1: x_i &= 1 + n_i \quad (i = 1, 2, \dots, N)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

为问题分析简单起见，设观测噪声相互独立，且服从零均值正态分布，方差为 $\sigma_i^2 (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

1.2 判决域的模糊划分及隶属度确定

普通集合 H_0, H_1 由门限 Th 确定(这里 Th 为检测门限，由 $N - P$ 准则确定)，即

$$\begin{aligned}
 x \in H_0 &\Leftrightarrow x < Th \Leftrightarrow \mu_{H_0}(x) = 1; \\
 x \in H_1 &\Leftrightarrow x > Th \Leftrightarrow \mu_{H_1}(x) = 1;
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

将明晰集 H_0, H_1 拓广为模糊集 H_0, H_1 。它们分别表示“可能无信号”的集合和“可能有信号”的集合。设论域 $X = R, H_0, H_1 \in F(X)$ 为论域 X 上的模糊集，其特征函数定义为 $\mu_{H_0}(x), \mu_{H_1}(x)$ 。因为 H_0 和 H_1 构成一个模糊划分，故应有

$$\mu_{H_0}(x) + \mu_{H_1}(x) = 1
 \tag{3}$$

尽管隶属度函数的构造具有一定的随意性，但还是应当尽可能使隶属度符合人的主观思维习惯，同时尽可能与客观相符。这里要求隶属度函数满足以下 3 个基本条件：

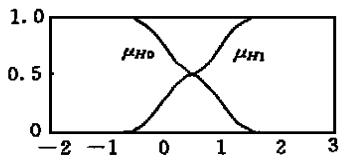
- (1) $\mu_{H_0}(Th) = \mu_{H_1}(Th) = 0.5$ ，即在边界上最难判决。
- (2) $\mu_{H_0}(x)$ 在 R 上单调递减， $\mu_{H_1}(x)$ 在 R 上单调递增，且 $\mu_{H_0}(-\infty) = 1, \mu_{H_0}(+\infty) = 0, \mu_{H_1}(-\infty) = 0, \mu_{H_1}(+\infty) = 1$ ；
- (3) σ^2 越大，过渡越平缓，表明两个判决域越模糊； σ^2 越小，过渡越陡峭，表明两个判决域越明晰。

在本文中，我们利用正态概率积分函数构造了一种满足上述条件的隶属度函数。

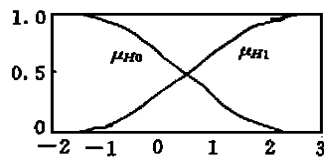
$$\mu_{H_0}(x) = \begin{cases} 1 - \frac{\Phi^2(x)}{2\Phi^2(Th)}, & x < Th \\ \frac{\Phi^2(1-x)}{2\Phi^2(Th)}, & x > Th \end{cases} \quad \mu_{H_1}(x) = \begin{cases} \frac{\Phi^2(x)}{2\Phi^2(Th)}, & x < Th \\ 1 - \frac{\Phi^2(1-x)}{2\Phi^2(Th)}, & x > Th \end{cases}
 \tag{4}$$

其中 $\Phi^2(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] dx$ 。

图2给出了方差 σ^2 分别为 0.1 和 0.5 时所构造的隶属度函数，可以看出它们满足以上三个条件。特别地，当方差较小时，隶属度函数过渡平缓；当方差较大时，隶属度函数过渡陡峭。



(a) 方差 $\sigma^2 = 0.1$



(b) 方差 $\sigma^2 = 0.5$

图2 利用正态概率积分构造的隶属度函数示意图

Fig.2 The membership function constructed by normal probability integral

1.3 融合算法

各个传感器经过“软”判决输出相应的隶属度值，经融合中心对这些隶属度进行处理得到最终的判决。由于 $\mu_{H0}(x)$ 和 $\mu_{H1}(x)$ 信息等价，所以只考虑 $\mu_{H1}(x)$ 。

记 $r_i = \mu_{H1}(x_i) (i = 1, 2, \dots, N)$ ，则融合中心的输入可用模糊向量表示为： $R = [r_1, r_2, \dots, r_N]^T$ ，设信号的标准模板为 $S = [1, 1 \dots]^T_{1 \times N}$ ，噪声的标准模板为 $N = [0, 0 \dots 0]^T_{1 \times N}$ ；

设 $A, B \in F(X^N)$ 这两个模糊向量之间的距离采用汉明距离^[1]，即令 $d(A, B) = \sum_{i=1}^N |a_i - b_i|$ ，则融合判决准则为：

$$d(R, S) \stackrel{H1}{\geq} d(R, N) \tag{5}$$

等价于

$$\sum_{i=1}^N [\mu_{H1}(x_i) - \mu_{H0}(x_i)] \stackrel{H1}{\geq} 0 \tag{6}$$

考虑到雷达检测问题中往往需要采用恒虚警处理，那么只需将“0”用一可调的门限 T 代替，通过调整 T 值，即可以控制检测器性能，实现恒虚警检测。

2 方法分析

对于每一个传感器来讲，其输出为 $\mu_{H0}(x)$ ， $\mu_{H1}(x)$ 。令 $y = f^{\sigma^2}(x) = \mu_{H1}(x) - \mu_{H0}(x)$ ，将式(4)代入得：

$$f^{\sigma^2}(x) = \begin{cases} \frac{\Phi^2(x)}{C} - 1, & x < Th \\ 0, & x = Th \\ 1 - \frac{\Phi^2(1-x)}{C}, & x > Th \end{cases} \tag{7}$$

其中常数 $C = \Phi^2(Th)$ 。该函数 $f^{\sigma^2}: R \rightarrow (-1, 1)$ 为连续、单调函数，因此存在逆函数，这就表明该变换对于信息是无损的。

对于异质传感器，它们在精度、测量范围、输出形式方面存在较大差异，因此多传感器融合前先将不同传感器的信息进行规范化处理，也就是说，在“专家”表决方式中，将不同“资历”的“专家”信息进行归一化，这样更有利于处理矛盾信息。图3给出了不同方差条件下的非线性变换 $f^{\sigma^2}(\cdot)$ 的函数曲线，根据 $f^{\sigma^2}(\cdot)$ 以及 μ_{H0} 、 μ_{H1} 的定义可知，这种非线性变换恰好可以起到信息归一化的作用。

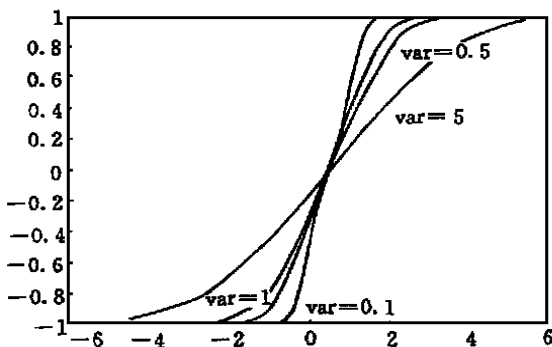


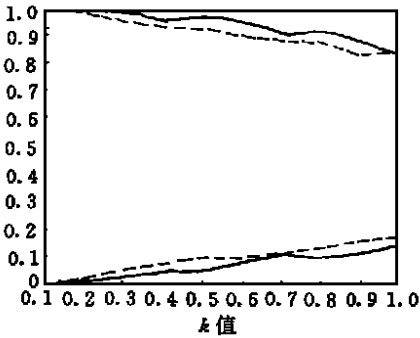
图3 不同方差条件下的非线性变换函数示意图

Fig.3 Nonlinear transfer function with different variation

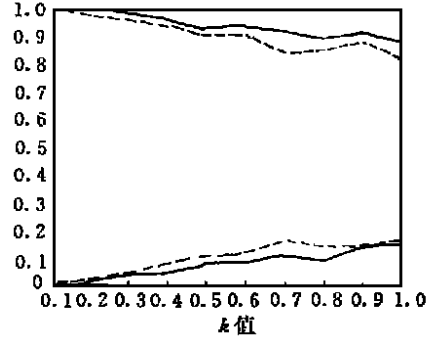
3 仿真实验

3.1 与“K 秩”方法比较研究

由于“and”、“or”方法可以看作是“K 秩”方法的特例，因此只需统一考虑“K 秩”方法。如图4所示，这里 $N = 5$, $K = 3$, 虚线为“K 秩”方法的检测概率、虚警概率曲线，实线为模糊信息融



(a) 方差矢量 $\sigma^2 = K \cdot [1, 1, 1, 1, 1]^T$



(b) 方差矢量 $\sigma^2 = K \cdot [1, 1, 1, 3, 5]^T$

图4 不同方差向量时检测性能

Fig 4 Performance of detection with different variation vector

合检测方法的检测概率、虚警概率曲线。由实验结果可见，在相同信噪比的条件下，该融合检测方法较经典的“K 秩”方法具有更高的检测概率和更低的虚警概率。

3.2 ROC 雷达工作曲线

图5给出了模糊信息融合检测方法的ROC 雷达工作曲线，这里 $N = 3$, 传感器方差向量为 $\sigma^2 = [0.5, 1, 5]^T$, 由图5可见本文提出的模糊融合检测器性能十分接近理论最优性能。

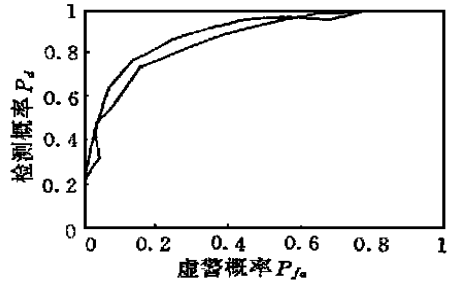


图5 模糊融合检测器性能曲线

Fig 5 Curve of the detection performance based on fuzzy fusion

4 结论

本文针对经典决策层融合中本地“硬”判决导致的信息损失问题，提出了基于模糊“软”判决的融合检测方法。对该融合检测方法进行了计算机仿真研究，结果表明，它比传统的“and”、“or”及“K 秩”表决方法效果有明显改善，ROC 雷达工作曲线逼近理论“最优”。其实，如果将“软”判决的结果看作是该传感器的特征，那么该融合方法即为特征层融合，它比决策层融合信息损失减少，因而融合性能应该比决策层要好。该方法的不足之处主要有：隶属度函数的构造应更具普适性，另外融合规则仍需进一步改进，比如采用信息重要度加权等方法。这些问题有待下一步深入研究。

参考文献:

[1] 郭桂蓉, 庄钊文. 信息处理中的模糊技术 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993.
 [2] 苏惠敏. 多传感器检测系统的分布式数据融合 [J]. 北京: 航空航天大学学报, 1999, 25 (3).
 [3] 刘源, 崔宁周等. 具有模糊信息和自学习权重的分布式检测算法 [J]. 电子学报, 1999, 27 (3).
 [4] 刘隆和, 任献彬. 基于模糊推理的多模导引头数据融合模型研究 [J]. 系统工程与电子技术, 1996, 11.