

## 基于删除的混合融合准则

刘向阳<sup>①②</sup> 彭应宁<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(清华大学电子工程系 北京 100084)

<sup>②</sup>(西安通信学院一系 西安 710106)

**摘要:** 在融合通过 Nakagami 衰落信道传递到融合中心的局部传感器的决策时, 文献中提出的基于信道统计量和局部传感器性能指数的似然比检验(LRT-CS)需要局部传感器的检测概率且涉及无穷级数的计算。然而, 对于非合作目标而言, 局部传感器的检测概率往往是先验未知的。因此, 该文提出了一种基于删除的混合融合 CMF 准则。它不需要局部传感器的检测概率, 且实现简单。仿真显示, 在局部传感器的检测概率未知时, CMF 具有和 LRT-CS 接近的性能。因而在实际中, CMF 完全可以替代 LRT-CS。

**关键词:** 无线传感器网络; 分布式信号检测; 决策融合; Nakagami 衰落信道

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)01-0159-04

## Censoring Based Mixed Fusion Rule

Liu Xiang-yang<sup>①②</sup> Peng Ying-ning<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

<sup>②</sup>(The First Department, Xi'an Communication College, Xi'an 710106, China)

**Abstract:** When fusing the decisions of local sensors transmitted via Nakagami fading channel, the Likelihood ratio test based on channel statistics (LRT-CS) proposed in the literature requires the detection probability of local sensors and involves an infinity series. However, the detection probability of local sensors generally is a priori unknown for an uncooperative target. Thus, a Censoring based Mixed Fusion (CMF) is proposed, which is simple and does not need the detection probability of local sensors. Monte Carlo simulations show that the CMF has small performance degradation in comparison with the LRT-CS for unknown detection probabilities of local sensors. Therefore, CMF can substitute LRT-CS in practice.

**Key words:** Wireless Sensor Network(WSN); Distributed signal detection; Decision fusion; Nakagami fading channel

### 1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)由于诸多的优点得到了研究者的极大关注<sup>[1]</sup>。一个典型的 WSN 由许多体积小、价格低廉的低功耗传感器组成, 他们被放置在特定的环境中搜集信息。WSN 的研究包括多方面的内容, 其中利用 WSN 构成的分布式检测系统的决策融合问题是本文研究的重点。

对于分布式检测系统而言, 传统的做法是把融合中心的决策融合和局部传感器与融合中心的通信分开考虑<sup>[2]</sup>。同时认为局部传感器和融合中心的通信是可靠的。但是对于 WSN 而言, 由于局部传感器的能量和带宽的限制, 采用提高局部传感器的发射功率或者利用高效的编码技术来保证通信的可靠性等方法并不总是可行。为此, Chen 等深入研究了局部传感器的判决结果通过无线衰落信道进行传输后的决策融合问题<sup>[3-5]</sup>。他们采用的并行融合系统模型如图 1

所示。其中  $u_k$  是第  $k$  个传感器的局部二元判决结果,  $h_k$  是信道增益,  $n_k$  是信道噪声,  $y_k$  是融合中心接收到的来自第  $k$  个传感器的经过信道衰落和噪声污染的观测信号。各个局部传感器独立地搜集和处理原始信息, 进行局部判决并把判决结果  $u_k$  通过衰落信道传送给融合中心。融合中心根据收到的各个传感器的信息  $y_k$  进行融合处理, 做出目标是否存在的最最终判决  $u_0$ 。

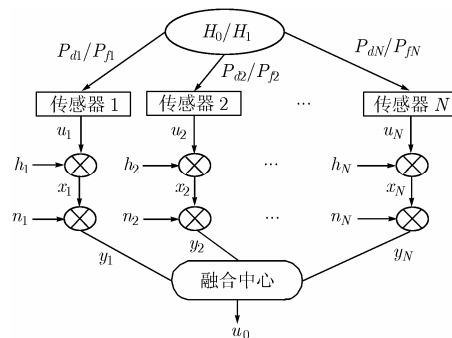


图1 在存在信道衰落和噪声条件下的并行融合模型

基于瞬时的信道状态信息(Channel State Information, CSI)和局部传感器的性能指数(即检测概率和虚警概率),文献[3]给出了最优的基于似然比的融合准则。但是对于资源受限的WSN而言,瞬时CSI的获得代价可能过于高昂。为此,Chen等<sup>[4,5]</sup>提出了基于信道统计量的似然比检验(Likelihood Ratio Test based on Channel Statistics, LRT-CS)。显然,得到无线信道的统计分布比得到信道的瞬时增益代价要小得多。在只有信道统计分布和局部传感器性能指数信息时,LRT-CS是最优的融合方法。

但是在实际的系统中,除非感兴趣的目标是合作目标,否则局部传感器的检测概率是很难事先确定的。要采用LRT-CS必须先假设局部传感器的检测概率,在局部传感器实际的检测概率与系统设计时假设的检测概率存在差异时,LRT-CS的检测性能恶化了。对于Nakagami衰落信道而言,LRT-CS需要计算无穷级数,复杂的计算也限制了它的实际应用。因此,本文提出了一种基于删除的混合融合准则,该方法实现简单,在局部传感器的检测概率未知时具有和LRT-CS类似的性能。

## 2 问题描述

本文研究如图1所示的 $N$ 个局部传感器组成的并行分布式检测系统。假设各个局部传感器的观测是统计独立的。分别用 $P_{fk}$ 和 $P_{dk}$ 代表第 $k$ 个传感器的虚警概率和检测概率。第 $k$ 个传感器独立地搜集信息并做出自己的判决 $u_k$ 。如果 $u_k = 1$ ,即它认为目标存在,则它向融合中心发送信号;若 $u_k = 0$ ,即认为目标不存在,该传感器保持沉默。这种工作机制文献[4]有详细的阐述,本文只是简单采用。融合中心接收到的来自第 $k$ 个传感器的信道输出 $y_k$ 为

$$\left. \begin{aligned} y_k &= n_k, & \text{若 } u_k &= 0 \\ y_k &= h_k e^{j\phi_k} + n_k, & \text{若 } u_k &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中 $n_k$ 是实部和虚部的方差均为 $\sigma_k^2$ 的均值为0的复高斯噪声。因此, $E[|n_k|^2] = 2\sigma_k^2$ ,这里我们假设各个信道的噪声是统计独立的。Nakagami衰落信道模型是常用的平衰落信道模型,其包络服从如下分布:

$$P(h_k) = 2m^m \Omega^{-m} (\Gamma(m))^{-1} h_k^{2m-1} \cdot \exp(-m\Omega^{-1}h_k^2), \quad h_k \geq 0 \quad (2)$$

其中 $\Omega = E(h_k^2)$ , $\Gamma(\cdot)$ 是 $\Gamma$ 函数。 $m$ 是不小于0.5的形状参数,用来建模各种各样的信道状况。当 $m = 1$ 时,Nakagami信道就成了Rayleigh信道。

融合中心利用 $y_k(k = 1, \dots, N)$ 做出目标有无的最终判决。

令 $z_k = |y_k|^2$ ,即接收机采用平方率检波。在Nakagami平衰落信道下,有<sup>[4]</sup>

$$\left. \begin{aligned} p(z_k | u_k = 0) &= \frac{1}{2\sigma_k^2} e^{-\frac{z_k}{2\sigma_k^2}} \\ p(z_k | u_k = 1) &= \frac{1}{\Gamma(m)} \left(\frac{m}{\Omega}\right)^m \frac{\exp\left(-\frac{z_k}{2\sigma_k^2}\right)}{2\sigma_k^2} \\ &\cdot \sum_{i=0}^{\infty} \frac{(i+m-1)! z_k^i (2\sigma_k^2)^{m-i}}{(i!)^2 (1+2\sigma_k^2 m \Omega^{-1})^{i+m}} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

## 3 基于信道统计量的似然比检验

文献[4,5]提出的LRT-CS如下所示:

$$A_{\text{LRT-CS}} = \sum_{k=1}^N \log \left( \frac{P_{dk} p(z_k | u_k = 1) + (1 - P_{dk}) p(z_k | u_k = 0)}{P_{fk} p(z_k | u_k = 1) + (1 - P_{fk}) p(z_k | u_k = 0)} \right) \quad (4)$$

在信道信噪比趋近于0时,文献[4]给出了式(4)的一个近似形式,该文称之为Energy Detector (ED),

$$A_{\text{ED}} = \sum_{k=1}^K z_k \quad (5)$$

其实ED就是一种求和融合方法,有文献中称之为sum融合,因为本文的工作是在文献[4,5]基础上展开的,因此本文就称之为ED。

很显然,ED的一个明显的缺点是,如果部分 $z_k$ 只含有噪声,直接相加的结果就是增加了噪声的功率,从而使总的信噪比降低,导致总的检测概率降低。由于局部传感器给融合中心传送的信号中存在一定的虚警信息,为了在融合中心进行融合处理时保持系统总的虚警概率,在新算法的设计中,还要把以较大概率来自局部传感器的虚警的数据剔除。下一节将详细描述本文提出的新方法。

## 4 基于删除的混合融合(Censoring based Mixed Fusion, CMF)

### 4.1 算法描述

由于融合中心收到的来自各个传感器的信号 $z_1, z_2, \dots, z_N$ 可能来自3个结果,即信道噪声,局部传感器的虚警和局部传感器正确判决出目标存在。前两者都是对融合中心的融合有损害的,因此必须尽可能地减小它们的影响。

首先,利用各个信道的噪声功率对信号 $z_1, \dots, z_N$ 进行归一化,这样纯噪声的信道输出就被变形为标准的指数分布。结果记为

$$x_k = \frac{z_k}{2\sigma_k^2}, \quad k = 1, \dots, N \quad (6)$$

其次,将 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 从小到大排序,结果记为

$$x_{(1)} < x_{(2)} < \dots < x_{(N)} \quad (7)$$

由于本文假设各个信道的噪声是独立高斯噪声,在局部传感器不发送信号条件下,经过平方律检波和归一化后, $x_1, \dots, x_N$ 变为独立同分布的指数分布。由于一般来讲,信号的能量要高于噪声的功率,经过排序后,序值最高的几个有

序统计量是最有可能来自局部传感器的虚警的。为了消除局部传感器虚警的影响, 只需删除若干个序值最大的有序统计量。但是这些有序统计量更有可能是来自局部传感器正确判决的结果, 因此, 必须有一个折衷。如果某一个有序统计量来自局部传感器虚警的概率大于融合中心所容许的虚警概率或者差不多, 则从控制虚警率的角度考虑, 排除这些数据是合理的。设融合中心所容许的虚警概率为  $P_{fa}$ , 则可以把局部传感器的虚警的出现概率大于  $P_{fa}$  的数据丢弃掉。

令  $\alpha_{fk}$  表示在目标不存在的条件下, 至少有  $k$  个传感器做出目标存在的判决的概率。当局部传感器的虚警概率相等且都等于  $P_{flocal}$  时, 有

$$\alpha_{fk} = \sum_{j=k}^N N!((N-j)!j!)^{-1} P_{flocal}^j (1-P_{flocal})^{N-j} \quad (8)$$

则删除的最大有序统计量的个数为  $\sum_{k=1}^N 1(a_{fk} \geq P_{fa})$ 。其中

$$1(x > y) = \begin{cases} 1, & x > y \\ 0, & x \leq y \end{cases}$$

再次, 要消除纯信道噪声数据的影响。在各个信道的噪声独立同分布条件下, 纯噪声数据取最低序值的概率是最高的。因此, 只需找出这些数据即可。为此, 要利用一些关于局部传感器检测概率的先验知识, 尽管局部传感器的检测概率的确切知识是先验未知的。如至少有 60% 的传感器能同时观测到目标, 则此时可以将序值最小的 40% 有序统计量删除。或者假定局部传感器检测概率均为  $P_{dlocal}$ , 计算  $x_{(k)}$  来自局部传感器正确判决的概率  $\beta_{dk}$ , 删除最小的若干个概率较小的有序统计量。当信道信噪比很高时, 有

$$\beta_{dk} = \sum_{i=N+1-k}^N N!(i!(N-i)!)^{-1} P_{dlocal}^i (1-P_{dlocal})^{N-i} \quad (9)$$

最后, 我们就得到了删除了若干个最大和最小有序统计量的数据,

$$x_{(L_1)} < x_{(L_1+1)} < \dots < x_{(L_2)} \quad (10)$$

序值小于  $L_1$  和大于  $L_2$  的有序统计量都被删除了。对于这组数据采用如下混合融合准则:

$$D_1 = \begin{cases} 1, & d_1 = \sum_{k=L_1}^{L_2} x_{(k)} > t_1 \\ 0, & d_1 = \sum_{k=L_1}^{L_2} x_{(k)} \leq t_1 \end{cases}, D_2 = \begin{cases} 1, & d_2 = x_{(L_2)} > t_2 \\ 0, & d_2 = x_{(L_2)} \leq t_2 \end{cases}, \quad (11)$$

$$\begin{cases} D_1 + D_2 \geq 1, & \text{目标存在} \\ D_1 + D_2 < 1, & \text{目标不存在} \end{cases}$$

本文称这种方法为基于删除的混合融合准则(Censoring based Mixed Fusion, CMF)。通过删除以较大的概率来自局部传感器虚警的信道输出和完全来自信道噪声的信道输出, CMF 获得了具有较高质量的数据, 通过对这些数据的混合处理, 增加了它们对局部传感器检测概率变化的适应能力。

#### 4.2 检测门限的确定

式(11)所确定的融合准则, 有两个判决门限  $t_1$  和  $t_2$ 。

CMF 实际上是两种检测器检测结果的逻辑 OR 运算, 只要有一个检测器认为目标存在, 融合中心就认为目标存在。若  $x_{(L_1)}, \dots, x_{(L_2)}$  全部是来自局部传感器正确判决的结果, 则  $D_1$  要好于  $D_2$ ; 若只有  $x_{(L_2)}$  是来自目标的正确判决的结果, 则  $D_2$  要优于  $D_1$ 。其余情况介于二者之间。而实际情况是先验未知的, 因此最稳妥的办法是对他们一视同仁, 令  $D_1$  和  $D_2$  单独检测时的虚警概率相同。

由于难以得到融合中心的虚警概率  $P_{fa}$  与检测门限  $t_1$  和  $t_2$  的解析关系。本文采用仿真的方法来确定合适的检测门限。其中包含两个关键问题, 第 1 个是在给定  $D_1$  和  $D_2$  的虚警概率的条件下如何寻找  $t_1$  和  $t_2$ ; 第 2 个是给定  $t_1$  和  $t_2$  条件下融合中心虚警概率的求解。这两个问题解决后, 就可以采用经典的二分法来寻找合适的门限。第 2 个问题很容易解决, 下面给出本文对第 1 个问题的解决方法。

设  $D_k (k=1, 2)$  的虚警概率为  $P_{fdk}$ , 为寻找满足虚警概率要求的门限, 首先仿真产生  $n$  个与  $d_k$  同分布的独立样本, 将它们从小到大排序, 得

$$d_{k(1)} \leq d_{k(2)} \leq \dots \leq d_{k(n)} \quad (12)$$

若令门限因子  $t_k = d_{k(l)}$  且满足  $(l > n-l)$ , 设此时真实的虚警概率为  $\hat{P}_{fdk}$ , 则有

$$\left. \begin{aligned} E(\hat{P}_{fdk}) &= (n+1-l)(n+1)^{-1} \\ \text{var}(\hat{P}_{fdk}) &= \frac{l(n+1-l)}{(n+1)^2(n+2)} \\ \delta &= \frac{\sqrt{\text{var}(\hat{P}_{fdk})}}{E(\hat{P}_{fdk})} = \left( \frac{l}{(n+1-l)(n+2)} \right)^{1/2} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

根据精度  $\delta$  以及  $(l > n-l)$ , 就可以确定出相应的  $n$  和  $l$ 。在本文的仿真中均设定  $\delta \leq 0.1$ 。

## 5 数值仿真及其结果

为了便于比较本文提出的 CMF 的性能, 在下面的仿真中, 同时给出在同样条件下 LRT-CS, LRT-CS-nominal, ED 的检测性能。其中 LRT-CS-nominal 是指在局部传感器的检测概率假定为 0.5 时的 LRT-CS, 局部传感器实际的检测概率很可能与设定值是不一致的, 通过 LRT-CS-nominal 可以看出 LRT-CS 在实际环境中的性能, 也可以看出 CMF 与 LRT-CS 的差异。ED 给出了现有的简单易行的融合算法的性能, 通过它可以看出 CMF 的性能的改善程度。在下面的分析中, 假设局部传感器的虚警概率为 0.05, 融合中心的虚警概率为 0.01。此时, CMF 中最大的两个有序统计量被删除。假定各个传感器的检测概率为 0.5, 在高信道信噪比下, 各个有序统计量来自局部传感器的正确判决的概率可通过式(9)计算。此假设下,  $x_{(1)}$  来自局部传感器判决结果的概率为 0.0039,  $x_{(2)}$  来自局部传感器判决结果的概率为 0.0325, 而  $x_{(3)}$  为 0.1445, 而  $x_{(4)}$  为 0.3633,  $x_{(5)}$  为 0.637, 而  $x_{(6)}$  为 0.856。由于最小的 3 个有序统计量来自目标的概率太低, 因此 CMF 删除最小的 3 个有序统计量。CMF 实际利用的只有

$x_{(4)}, x_{(5)}, x_{(6)}$  这3个有序统计量。

首先, 我们研究在各个无线信道的噪声功率和信道参数均相同条件下, 当局部传感器的检测概率发生变化时, 上述4种融合算法的检测性能, 仿真结果如图2所示。从中可以看出, 当信道的信噪比  $\lambda = 0$  dB时, ED和LRT-CS-nominal具有几乎相等的性能, 这是因为ED是LRT-CS小信噪比下的近似, CMF虽然比它差, 但检测概率比它们只低了大约0.02。当信道信噪比  $\lambda = 10$  dB, CMF虽然比LRT-CS-nominal的检测性能差, 但检测概率差距小于0.03。而此时CMF比ED的检测概率有了最高达0.25的提高。因此在高信道信噪比时, CMF的检测性能比ED要好得多, 在下面的Monte Carlo仿真中不再考虑ED算法。

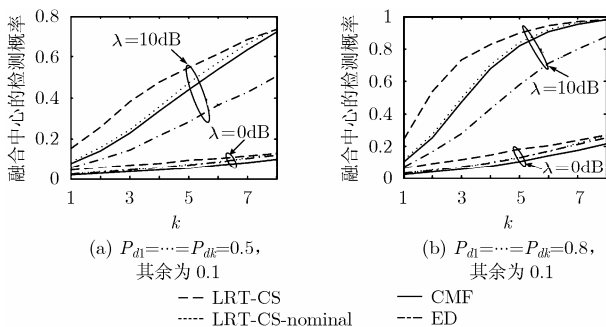


图2 融合算法的检测概率随局部传感器的检测概率的变化

其次, 假设各个信道的信道噪声功率  $[2\sigma_1^2, 2\sigma_2^2, 2\sigma_3^2, 2\sigma_4^2, 2\sigma_5^2, 2\sigma_6^2, 2\sigma_7^2, 2\sigma_8^2] = [2, 2, 8, 8, 18, 18, 32, 32]$ , 此时信道噪声功率的最大值是最小值的16倍, 这代表了各个信道的噪声功率存在很大差异的情况。此时各个融合算法的检测概率随局部传感器检测概率的变化情况如图3所示。由图3可以看出, 当信道信噪比  $\lambda = 10$  dB时, CMF和LRT-CS-nominal具有类似的性能。比较它们的检测概率可知, 差异在0.04以内, 随着信道信噪比的降低, CMF与LRT-CS-nominal的差距变大了。当  $\lambda = 6$  dB时CMF的检测概率最多比LRT-CS-nominal低0.05, 当  $\lambda = 2$  dB时, 这种差距最大达到了0.07。

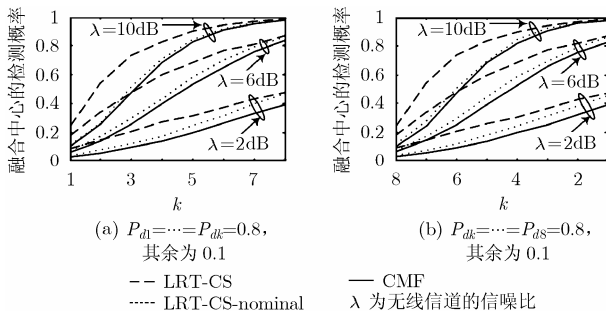


图3 信道噪声功率不相同条件下融合算法的检测性能

比较当LRT-CS-nominal的检测概率大于0.5时CMF与LRT-CS-Nominal的检测概率, 发现它们的差距都在0.05以内。当然, 这些结果是在本文给定的条件下得出的, 但是从这些结果中可以看出, CMF具有与局部传感器的检测概率未知时的LRT-CS可比拟的检测性能, 且信道信噪比越高, 他们的检测概率差异就越小。这在实际中是很重要的, 因为当信道信噪比为2dB时, 即使每个传感器的检测概率都为0.8, 最优的LRT-CS的检测概率也可能不到0.5, 这当然是不可接受的。对于分布式检测而言, 局部传感器的判决被它与融合中心的不可靠通信大打折扣从系统设计的角度讲也是不可接受的。考虑到LRT-CS需要复杂的运算且在局部传感器的检测概率未知时CMF具有和LRT-CS可比拟的性能, 在实际中, 完全可以利用CMF来取代LRT-CS。

## 6 结束语

鉴于局部传感器的检测概率一般来讲是先验未知的, 本文提出了一种基于删除的混合融合准则CMF来融合无线传感器网络中通过Nakagami衰落信道传递到融合中心的关于目标存在与否的信息。仿真显示, 在局部传感器的检测概率未知时, CMF与文献中提出的LRT-CS的检测性能接近, 且不用像LRT-CS那样涉及到无穷级数的计算。因而, CMF是一种简单高效的融合算法, 在局部传感器的检测概率未知时完全可以取代LRT-CS。

## 参考文献

- [1] 孙利民, 李建中, 陈渝, 等. 无线传感器网络. 北京: 清华大学出版社, 2005, 第1章.
- [2] Varshney P K. Distributed Detection and Data Fusion. New York: Springer-Verlag New York, Inc, 1996:1-36.
- [3] Chen B, Jiang R, and Kasetkasem T, et al. Channel aware decision fusion in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2004, 52(12): 3454-3458.
- [4] Jiang R, and Chen B. Fusion of censored decisions in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2005, 4(6): 2668-2673.
- [5] Niu R, Chen B, and Varshney P K. Fusion of decisions transmitted over rayleigh fading channels in wireless sensor networks. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2006, 54(3): 1018-1027.

刘向阳: 男, 1976年生, 博士生, 研究方向为多传感器分布式检测.

彭应宁: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为高速实时信号处理、多传感器数据融合、雷达自动检测和恒虚警处理算法.