

小规模传感器网络远程目标探测系统的建模与性能分析

闫永胜* 王海燕 申晓红

(西北工业大学航海学院 西安 710072)

摘要: 该文针对传感器网络目标探测的实际问题, 构建了远程目标探测模型。在 Neyman-Pearson 准则下, 提出一种小规模传感器网络对远程目标探测的融合规则(FRSS), 旨在通过数据融合方式提高目标的探测距离。推导出远程目标探测融合统计量——Counting 统计量; 通过随机化检测方法构建了门限求解模型, 推导出系统检测性能的闭式表达式。最后, 采用解析方法分析了理想信道、非理想信道下 FRSS 的检测性能, 并采用 Monte-Carlo 方法对比分析了 FRSS 规则, Chair-Varshney 融合规则, Bayes 融合规则的探测性能。仿真结果表明: 在远程目标探测模型下, FRSS 规则探测性能略有下降, 但是该规则在融合过程中需要较少的先验信息, 大大减少了数据传输量; 相比单节点探测系统, 基于 FRSS 规则的融合系统探测性能显著提高。

关键词: 目标探测; 传感器网络; 融合规则; 非理想信道

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)07-1625-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01089

System Modeling and Performance Analysis for Remote Target Detection of Small-scale Sensor Networks

Yan Yong-sheng Wang Hai-yan Shen Xiao-hong

(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In view of practical application of the target detection based on sensor networks, the remote target detection model is established. This paper addresses a novel Fusion Rule for Small-scale Sensor networks (FRSS) under the Neyman-Pearson criteria. The detection range or detection performance is improved by the way of data fusion. The fusion statistic (Counting statistic) is derived. Besides, the threshold of fusion center solving model is constructed through the randomized test and the closed-form expression of the detection performance is given. The performance of the target detection system under the ideal channel between local sensor nodes and fusion center and non-ideal channel using BPSK modulation is evaluated by numerical approach. Moreover, the Monte-Carlo approach is used to analyze comparatively the detection performance of FRSS rule and the previous Chair-Varshney rule, Bayes rule. The simulation results show that the proposed FRSS rule exhibits slight decline considering the detection performance compared with the other two rules. However, the FRSS rule requires less prior information and greatly reduces the amount of data transmission. The detection performance of FRSS is extremely improved compared with the single sensor node.

Key words: Target detection; Sensor Networks (SN); Fusion rule; Non-ideal channel

1 引言

随着微机电系统、无线通信和嵌入式技术的发展, 孕育出了新型的信息获取模式——传感器网络(Sensor Networks, SN)。SN是由分布在监测区域的局部传感器节点(Local Sensor Nodes, LSN)和融合中心(Fusion Center, FC)通过无线通信方式形成的自组织网络^[1]。SN常用来监测某区域内环境参数的变化, 如放射性物质的检测^[2], 温度、湿度参数的实时监测^[3]等, 也用来对监测区域内出现的目标进行探

测、参数估计^[4]。一般地, SN工作模式是 LSNs 采集监测数据, 做出局部判决, 并将判决信息传输至 FC, FC 做出最终的决策。研究表明: 将 SN 各传感器之间的数据进行有效地融合, 可以显著提高系统的处理增益^[5]。

为了提高传感器网络的目标探测性能, 科学工作者进行了诸多的尝试, 并取得了长足的进展。文献[6]固定 LSNs 判决规则, 推导了 FC 最优的似然比融合规则; 文献[7]得出在 Bayes 准则和 Neyman-Pearson (N-P)准则下, LSNs 的最优判决规则和 FC 最优融合规则均是似然比检测这一结论。然而, 似然比检测融合统计量需要预先获取 LSNs

2013-07-23 收到, 2014-01-27 改回

*通信作者: 闫永胜 ysyang@mail.nwpu.edu.cn

的探测性能等参数,而 LSNs 传输这些信息到 FC 需要额外利用无线信道有限的带宽和能量资源。因此,文献[8,9]直观地构建了一种 Counting 融合统计量,其利用 FC 接收判决后将数据求和得到融合统计量,但是,该统计量采用逼近方法确定 FC 融合门限,不适用于小规模 SN 目标探测。此外,有学者致力于将决策融合与衰落信道^[10]、编解码^[11]、多址接入信道^[12]等通信理论相结合,构建出更加切合实际的目标探测模型。本文则重点研究小规模 SN 对远程目标探测系统的建模与性能仿真。

2 目标探测的3层模型

依据目标与探测系统的位置关系,可将目标探测分类为常规目标探测和远程目标探测两类。常规目标探测是指目标位于传感器节点物理覆盖区域的内部,如图 1(a)所示;远程目标探测是指目标位于传感器节点物理覆盖区域的外部,如图 1(b)所示。实际应用中,运动目标总是由远及近地接近 SN 探测系统,起始状态即为远程目标探测。

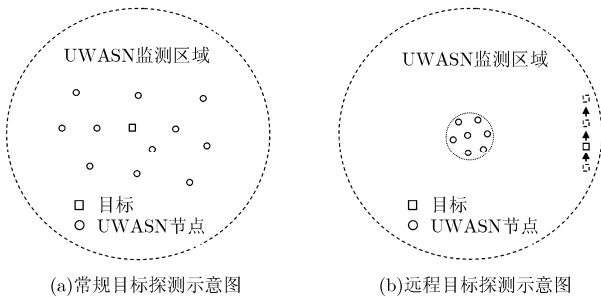


图1 目标探测示意图

考虑由 N 个 LSNs 和 1 个 FC 组成的 SN 目标探测系统。LSNs 采集监测区域信息 \mathbf{x}_i , 并依据判决规则 $u_i = \gamma_i(\mathbf{x}_i)$ 输出二进制判决结果 $u_i \in \{0,1\}$, 这些判决结果调制后经无线信道传输至 FC, FC 依据接收到的数据 $\mathbf{y} = [y_1 y_2 \cdots y_N]$, 采用融合规则 $u_0 = \gamma_0(\mathbf{y})$ 确定最终的输出 $u_0 \in \{H_1, H_0\}$, 其中, H_1 表示判决有目标, H_0 表示判决无目标。整个数据传输过程可以分为 3 层: 局部判决层、信道传输层、数据融合层。

2.1 局部判决层: 局部判决规则

假设各个传感器接收到的信号为 $\begin{cases} H_0: x[i] = w[i] \\ H_1: x[i] = s[i] + w[i] \end{cases}, i = 0, 1, \dots, M-1$, 其中 $w[i] \sim N(0, \sigma^2)$, 目标辐射噪声 $s[i] \sim N(0, \sigma_s^2)$, 且目标各向同性地以球面扩展方式向外辐射能量, 能量衰减模型为^[13]

$$E(s^2[i]) = (\sigma_s^2)_i = \frac{E(P_0^2)}{1 + d_i^2} \quad (1)$$

其中, $E(P_0^2)$ 是 0 m 处目标辐射能量, d_i 是 2 维坐标系下第 i 个 LSN 距目标距离, 定义 LSN 被动接收到目标辐射信号的信噪比为 $\text{SNR}_i = 10 \lg[(\sigma_s^2)_i / \sigma^2]$ 。

对于具有随机特性的目标探测而言, 最优的检测统计量是似然比检测, 简化为能量检测器^[14]

$$T(\mathbf{x}) = \sum_{m=0}^{M-1} x^2[m] \stackrel{u_i=1}{\geq} \stackrel{u_i=0}{<} t \quad (2)$$

其中, M 是采集信号长度, t 为检测门限。 H_0 假设下, $\frac{T(\mathbf{x})}{\sigma^2} \sim \chi^2(M)$, H_1 假设下, $\frac{T(\mathbf{x})}{\sigma^2 + \sigma_s^2} \sim \chi^2(M)$,

第 i 个 LSN 的虚警概率和检测概率为

$$\begin{aligned} P_{\text{fa}_i} &= \Pr(T(\mathbf{x}) \geq t | H_0) = Q_{\chi^2(M)} \left(\frac{t}{\sigma_i^2} \right) \\ P_{d_i} &= \Pr(T(\mathbf{x}) \geq t | H_1) = Q_{\chi^2(M)} \left(\frac{t}{(\sigma_s^2)_i + \sigma_i^2} \right) \\ &= Q_{\chi^2(M)} \left(\frac{Q_{\chi^2(M)}^{-1}}{(\sigma_s^2 / \sigma^2)_i + 1} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $Q_{\chi^2(M)}(t) = \int_t^{+\infty} p(x) dx$, $p(x)$ 为 $\chi^2(v)$ 分布的概率密度函数。

2.2 数据传输层: 无线信道

当 FC 与 LSNs 之间的信道是理想信道时, LSNs 的检测性能为 $P_{d_i} = P(u_i = 1 | H_1)$ 和 $P_{f_i} = P(u_i = 1 | H_0)$; 当通信信道是非理想信道时, LSNs 的检测性能为 $P'_{d_i} = P(y_i = 1 | H_1)$ 和 $P'_{\text{fa}_i} = P(y_i = 1 | H_0)$ 。假设传输 0 接收为 1 和传输 1 接收为 0 的概率分别是 $P_{10} = p(y_i = 1 | u_i = 0)$ 和 $P_{01} = p(y_i = 0 | u_i = 1)$, 并假设平均比特错误率 $P_{10} = P_{01} = P_e$, 则 FC 的虚警概率为

$$\begin{aligned} P'_{\text{fa}_i} &= P(y_i = 1 | H_0) \\ &= \sum_{u_i} P(y_i = 1 | u_i) P(u_i | H_0) \\ &= (1 - P_{01}) P_{\text{fa}_i} + P_{10} (1 - P_{\text{fa}_i}) \\ &= P_{\text{fa}_i} + P_e (1 - 2P_{\text{fa}_i}) \end{aligned} \quad (4)$$

检测概率为

$$\begin{aligned} P'_{d_i} &= P(y_i = 1 | H_1) \\ &= \sum_{u_i} P(y_i = 1 | u_i) P(u_i | H_1) \\ &= (1 - P_{01}) P_{d_i} + P_{10} (1 - P_{d_i}) \\ &= P_{d_i} + P_e (1 - 2P_{d_i}) \end{aligned} \quad (5)$$

假设通信信道为加性高斯白噪声信道, 若采用 2FSK 调制方式^[15], 则 $P_e = Q(\sqrt{\gamma_b})$, 若采用 BPSK 调制方式, 则 $P_e = Q(\sqrt{2\gamma_b})$, 其中 γ_b 是通信信道的比特信噪比; 假设通信信道为瑞利衰落信道, 并采用 2FSK 调制方式^[15], 则 $P_e = 1/(2 + 10\lg\bar{\gamma}_b)$, 若采用 BPSK 调制方式, 则 $P_e = \frac{1}{2} \left(1 - \sqrt{\frac{10\lg\bar{\gamma}_b}{1 + 10\lg\bar{\gamma}_b}} \right)$, 其中 $\bar{\gamma}_b$ 是瑞利衰落信道的平均比特信噪比。

2.3 数据融合层: 融合规则

在传感器间观测独立假设下, FC 的最优融合规则为局部传感器判决输出的似然比检测, 经推导得出 Chair-Varshney 规则^[6], 其融合统计量为

$$A_1 = \sum_{i=1}^N \left[u_i \lg \frac{p_{d_i}(x_i, y_i)}{p_{fa_i}} + (1 - u_i) \lg \left(\frac{1 - p_{d_i}(x_i, y_i)}{1 - p_{fa_i}} \right) \right] \quad (6)$$

其中, $p_{d_i}(x_i, y_i)$ 和 p_{fa_i} 分别是第 i 个传感器的检测概率和虚警概率, 由式(3)可知, 检测概率 $p_{d_i}(x_i, y_i)$ 是目标位置 (x_i, y_i) 的函数。文献[16]提出了一种 Bayes 融合统计量, 通过引入目标位置的先验分布, 并且对似然函数积分, 消除统计量中未知的参数, 该统计量表示为

$$A_2 = \lg \frac{\oint p(\mathbf{u} | x_i, y_i; H_1) f(x_i, y_i) dx_i dy_i}{p(\mathbf{u}; H_0)} \\ = \lg \oint \prod_{i=1}^N \left(\frac{p_{d_i}(x_i, y_i)}{p_{fa_i}} \right)^{u_i} \left(\frac{1 - p_{d_i}(x_i, y_i)}{1 - p_{fa_i}} \right)^{1 - u_i} \cdot f(x_i, y_i) dx_i dy_i \quad (7)$$

其中, $f(x_i, y_i) = \begin{cases} 1/A^2, & 0 \leq x_i, y_i \leq A \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$, 式中积分是通过数值积分实现的。

3 远程目标探测融合中心最优融合规则

在基于 SN 的 3 层目标探测模型下, 重点研究远程目标探测应用中数据融合层的融合规则, 本文提出了小规模 SN 最优决策融合规则(Fusion Rule in Small-scale Sensor networks, FRSS), 大大减少 LSNs 向 FC 传输数据量, FRSS 规则是一种似然比检测, 是由融合统计量和融合门限组成。

3.1 融合统计量

引理 1 当 SN 进行远程目标探测时, 即传感器布放区域距目标距离 d 远大于传感器节点之间距离 L ($d \gg L$), LSNs 采取能量检测器如式(2)所示, 在 N-P 准则下, 虚警概率和检测概率有

$$P_{fa_1} = P_{fa_2} = \dots = P_{fa_N}, \quad P_{d_1} \approx P_{d_2} \approx \dots \approx P_{d_N}$$

证明 LSNs 虚警概率为 $P_{fa_i} = Q_{\chi^2(M)}(t/\sigma_i^2)$, N-P 准则下假设 $P_{fa_1} = P_{fa_2} = \dots = P_{fa_N}$ 。不失一般性,

选取任意两个 LSN 与目标形成三角形有, $L^2 = d_1^2 + d_2^2 - 2d_1d_2 \cos \theta$, 其中, L 为两个 LSN 之间距离, d_1, d_2 是距目标距离, 当 $d_1, d_2 \gg L$ 时, $\theta \approx 0$, 则有 $\lim_{d_i \gg L} (L/d_1) = 0 = \lim_{d_i \gg L} (1 - d_2/d_1)$, 因此, $d_1 \approx d_2$, 进而 $d_1 \approx d_2 \approx \dots \approx d_N$ 。

$$\text{由目标信号衰减模型 } E(s^2[i]) = (\sigma_s^2)_i = \frac{E(P_0^2)}{1 + d_i^2}$$

可知, 当 $d_1 \approx d_2 \approx \dots \approx d_N$, 每个 LSN 接收到目标辐射信号的信噪比 $\text{SNR}_i = 10\lg[(\sigma_s^2)_i / \sigma^2]$ 近似相等,

因此 $P_{d_i} = Q_{\chi^2(M)} \left(\frac{Q_{\chi^2(M)}^{-1}}{(\sigma_s^2)_i / \sigma^2 + 1} \right)$ 近似相等。证毕

定理 1 远程目标探测背景下, 当每个 LSN 的检测概率近似相等时, FC 最优融合统计量为

$$\Lambda_3 = \sum_{i=1}^N u_i \quad (8)$$

证明 当 $p_{d_1} \approx p_{d_2} \approx \dots \approx p_{d_N}$ 时, 式(6)的 Chair-Varshney 融合统计量可以表示为

$$A_1 = \lg \frac{p_d(1 - p_{fa})}{p_{fa}(1 - p_d)} \sum_{i=1}^N u_i + N \lg \frac{1 - p_d}{1 - p_{fa}} \geq T', \\ A_1(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^N u_i < \frac{T' - N \lg \frac{1 - p_d}{1 - p_{fa}}}{\lg \frac{p_d(1 - p_{fa})}{p_{fa}(1 - p_d)}} = T \quad (9)$$

$A_3 = \sum_{i=1}^N u_i$ 即为融合统计量, T 即为融合门限。

证毕

FRSS 规则的融合统计量 A_3 表达式与 Counting 融合统计量^[9]一致, 通过计算局部判决数据中 1 的个数来做出最终的判决输出。该融合统计量仅需要 LSNs 数据, 而不需要像 Chair-Varshney 融合统计量那样的 LSNs 检测性能参数, 减少了 LSNs 向 FC 传输的数据量, 大大节约了节点能量, 从而延长了 SN 生存周期。

3.2 门限求解及闭式性能分析

在 N-P 准则下分析探测系统性能时, 需要得到虚警概率和检测概率的闭式表达式, 文献[9], 文献[12]通过中心极限定理(CLT)逼近标准正态分布的方法确定虚警概率和检测概率。但是, 其结论的成立是建立在大规模 SN 基础上, 当 SN 规模较小时, 不满足 CLT 逼近条件, 逼近效果不佳。鉴于此, 本文提出了小规模 SN 条件下离散融合统计量的门限求解方法, 并获得了虚警概率和检测概率的闭式表达式。方法如下:

式(8)的统计量是各个局部传感器节点 0, 1 输出之和, 是一离散统计量, 随机化检测是必要的, 假如没有采用随机化判决规则, 则达不到任意给定的虚警概率, 随机化检测方法^[17]是指

$$\delta(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & \Lambda(\mathbf{u}) > T \\ \lambda, & \Lambda(\mathbf{u}) = T \\ 0, & \Lambda(\mathbf{u}) < T \end{cases} \quad (10)$$

其中, λ 是随机化因子, 且 $0 \leq \lambda < 1$, T 是融合门限。

H_0 条件下, LSN 判决输出之和 $\Lambda_3(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^N u_i$ 服从二项分布 (N, P_{fa}) , 则 FC 虚警概率为

$$P_{FA} = \Pr\left(\sum_{i=1}^N u_i > T \mid H_0\right) = \sum_{i=T}^N C_N^i P_{fa}^i (1 - P_{fa})^{N-i}$$

统计量 Λ_3 可能的取值为 $\Lambda_3(\mathbf{u}) = 0, 1, \dots, N$, 故门限可能取值为 $T \in \{0, 1, \dots, N\}$, 对 T 的每个取值, 非随机化检测中 FC 的虚警概率为

$$P_{FA} = \sum_{i=T}^N C_N^i P_{fa}^i (1 - P_{fa})^{N-i} \quad (11)$$

若对于某个 T^* , 计算得到的 $P_{FA} < \alpha$, 对于 $T^* - 1$, $P_{FA} > \alpha$, 其中, α 是 FC 在 N-P 准则下给定的虚警概率, 选取 T^* 为 FC 检测门限, 则理想信道条件下, 随机化检测中 FC 的虚警概率为

$$\alpha = P_{FA_IC} = \sum_{i=T^*+1}^N C_N^i P_{fa}^i (1 - P_{fa})^{N-i} + \lambda C_N^{T^*} P_{fa}^{T^*} (1 - P_{fa})^{N-T^*} \quad (12)$$

在 N-P 准则下, 求解随机化因子 λ , 则 FC 检测概率为

$$P_{D_IC} = \sum_{i=T^*+1}^N C_N^i P_d^i (1 - P_d)^{N-i} + \frac{\alpha - \sum_{i=T^*+1}^N C_N^i P_{fa}^i (1 - P_{fa})^{N-i}}{C_N^{T^*} P_{fa}^{T^*} (1 - P_{fa})^{N-T^*}} \cdot C_N^{T^*} P_d^{T^*} (1 - P_d)^{N-T^*} \quad (13)$$

当 LSNs 数据传输经过有误差信道时, 将式(4), 式(5)带入式(12), 式(13), 得到虚警概率和检测概率分别为

$$P_{FA_NIC} = \sum_{i=T^*+1}^N C_N^i (P_{fa} + P_e(1 - 2P_{fa}))^i \cdot (1 - (P_{fa} + P_e(1 - 2P_{fa})))^{N-i} + \lambda C_N^{T^*} (P_{fa} + P_e(1 - 2P_{fa}))^{T^*} \cdot (1 - (P_{fa} + P_e(1 - 2P_{fa})))^{N-T^*} \quad (14)$$

$$P_{D_NIC} = \sum_{i=T^*+1}^N C_N^i (P_d + P_e(1 - 2P_d))^i \cdot (1 - (P_d + P_e(1 - 2P_d)))^{N-i} + \lambda C_N^{T^*} (P_d + P_e(1 - 2P_d))^{T^*} \cdot (1 - (P_d + P_e(1 - 2P_d)))^{N-T^*} \quad (15)$$

其中, NIC 表示非理想信道。式(14), 式(15)表明检测性能是 LSNs 输出(决定门限 T^*)和平均比特错误率的函数。

4 性能仿真分析及对比

本文采用解析法对 FRSS 规则的性能进行仿真评估, 并采用 Monte Carlo 仿真法对比分析 FRSS 规则, Chair-Varshney 规则和 Bayes 规则的探测性能。

4.1 FRSS 规则的解析法性能仿真

在 N-P 准则下, 依据推导出的 FRSS 规则, 仿真分析了理想信道(FRSS-IC)和非理想信道(FRSS-NIC)条件下 SN 目标探测系统探测性能。图 2 给出了 ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线。仿真条件: LSNs 的虚警概率 $P_{fa} = 0.1$, 假设远程目标探测应用中 LSNs 的检测概率近似相同, $P_d = 0.5$, $N = 8$, 平均比特信噪比为 $10 \lg \bar{\gamma}_b = 5$ dB, 调制方式为 BPSK。

从图 2 可以看出, 相比于单节点目标探测性能 $P_{fa} = 0.1$, $P_d = 0.5$, FRSS-IC 的目标探测性能提高到 $P_{FA} = 0.1$, $P_D = 0.9$, 即使在非理想信道条件下, FRSS-NIC 的目标探测性能提高到 $P_{FA} = 0.1$, $P_D = 0.8$ 。由此可见, 融合后系统的检测性能远优于单节点系统的探测性能; 由于非理想信道, FRSS-NIC 的探测性能下降, 低于 FRSS-IC, 在低虚警概率条件下, 信道误码会导致融合系统检测概率下降 8%~20%; 非随机化检测的 ROC 曲线是非凸的, 因为当 FC 虚警概率增加较小时, 融合统计量的离散门限保持不变, 检测概率保持不变, 当虚警概率增加较大(如图 2 中虚警概率从 0.02 增加到 0.20)时, 门限值减 1, 检测概率跳变上升。

图 3 给出了被动目标探测中 LSNs 接收目标辐射信噪比 SNR 与融合系统检测概率的关系, 其中 LSNs 采样点数 $M=25$, FC 虚警概率 $P_{FA} = 0.01$ 。随着接收信噪比的增加, 系统检测概率上升; 当平均比特信噪比增大到 10 dB 时, FRSS-IC, FRSS-NIC 性能差异减少, 表明可靠的传输会提高系统的检测概率。

4.2 Monte Carlo 方法性能比较

由于 Chair-Varshney 和 Bayes 统计量是目标位置的函数, 很难获取闭式的检测性能参数, 因此, 本文采用 Monte Carlo 仿真法, 对比分析提出的 FRSS 规则与现有的 Chair-Varshney, Bayes 规则的探测性能。

2 维平面内, 采取式(1)的能量衰减模型, 并假设目标位于(11037,9328)处, 以 $SNR_0 = 82$ dB 向外辐射能量, $N = 8$ 个 LSNs 均匀分布在 $L = 1000$ m

$\times 1000$ m 区域内被动检测目标的有无。其中 LSNs 距目标距离约为 $d = 10000$ 远大于 LSNs 之间的距离 $L = 1000$ ，则该模型即为远程目标探测模型。LSNs 虚警概率为 $P_{fa} = 0.1$ ，采样点数 $M = 10$ ，理想信道 $P_e = 0$ ，Monte Carlo 仿真次数 $K = 10^4$ ，在不同次的 Monte Carlo 仿真试验中，采用不同的 LSNs 位置 (x_i, y_i) ，其中某次试验中，依据式(3)计算得出的 LSNs 检测概率 $P_d = [0.59, 0.58, 0.57, 0.57, 0.55, 0.56, 0.55, 0.59]$ ，ROC 曲线如图 4 所示。可以看出，FRSS 规则与 Bayes, Chair-Varshney 规则性能相当，仅在较低虚警概率情况下，性能略有下降。这是由于假设局部传感器节点检测概率相同，但是实际情况中 LSNs 的检测概率并不完全相同，从而导致性能略有下降。

图 5 描述了非理想信道条件下，FRSS 规则，Bayes 规则以及 Chair-Varshney 规则的检测性能，可以看出，随着平均比特信噪比的增大，系统检测概率增大并逐渐趋向于 1；节点数目 $N=8$ 的融合系统检测性能优于 $N=5$ 的检测性能；当 $N=5$ ，较低信噪比情况下，FRSS 规则检测性能优于 Bayes 规则，Chair-Varshney 规则。针对非理想的通信信道，

最优的似然比融合统计量是 LSNs 性能、通信信道平均比特错误率的函数，此时，Chari-Varshney 规则，Bayes 规则和 FRSS 规则均是次优的规则。

5 结论

本文针对 SN 目标探测的实际问题，构建了远程目标探测模型，提出了一种适合于小规模传感器网络的远程目标探测融合规则，该融合规则包括融合统计量和融合门限。推导得出融合统计量为 Counting 统计量；构建了门限求解模型，推导出了融合中心检测性能的闭式表达式，并通过解析方法、Monte-Carlo 方法对该融合系统的检测性能进行了仿真分析。仿真结果表明：相比于单传感器，该融合系统能够显著提高目标探测性能；本文提出的融合规则相比于 Chair-Varshney 规则和 Bayes 规则，虽然检测性能略有下降，但是推导出的融合统计量不需要局部传感器节点检测性能的先验信息，大大减少了传输数据量；仿真结果还验证了在 BPSK 调制和较低虚警概率条件下，非理想信道会导致检测性能下降 8%~20%。本文提出的 FRSS 融合规则对小规模传感器网络远距离目标探测系统的建立具有较高的理论参考价值。

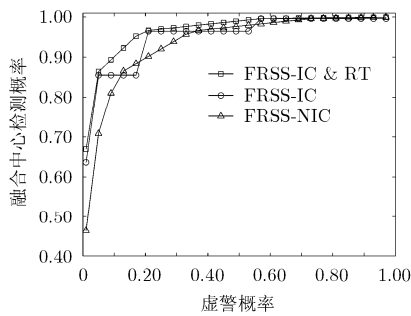


图 2 FRSS 规则在不同条件下的 ROC 曲线

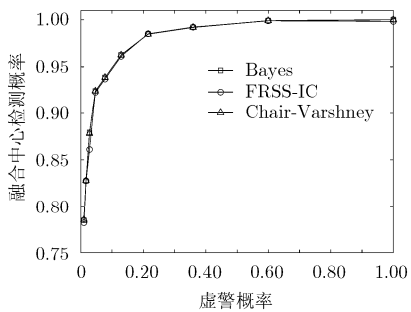


图 4 不同融合规则 Monte Carlo 分析的 ROC 曲线

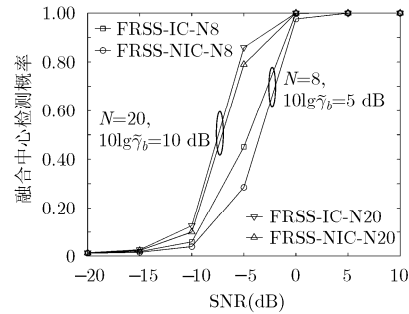


图 3 被动目标探测 LSNs 接收信噪比与 FC 检测性能关系

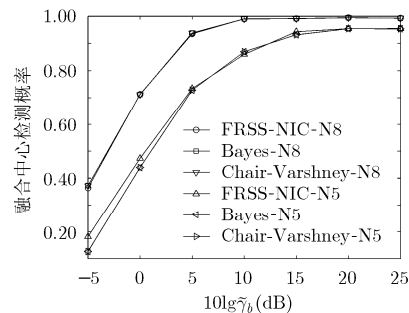


图 5 平均比特信噪比与融合中心检测概率之间关系(Monte Carlo)

参考文献

[1] Akyildiz I F, Su W, Sankarasubramaniam Y, et al. Wireless sensor networks: a survey[J]. *Computer Networks*, 2002, 38(4): 393-422.

[2] Munavalli S C, Pissinou N, Lagos L E, et al. Structural damage detection of nuclear reactor sites using sensor networks[C]. 2013 IEEE Sensors, Baltimore, MD, USA, 2013: 1-4.

- [3] Barroca N, Borges L M, Velez F J, *et al.* Wireless sensor networks for temperature and humidity monitoring within concrete structures[J]. *Construction and Building Materials*, 2013, 40: 1156–1166.
- [4] 徐振华, 黄建国, 张群飞. 基于 EM 算法的极大似然分布式量化估计融合新方法[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(4): 977–981.
Xu Zhen-hua, Huang Jian-guo, and Zhang Qun-fei. New method for distributed and quantitative estimation fusion of multi-sensor based on EM algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(4): 977–981.
- [5] Bal M, Shen W, and Ghenniwa H. Collaborative signal and information processing in wireless sensor networks: a review[C]. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, San Antonio, TX, 2009: 3151–3156.
- [6] Chair Z and Varshney P. Optimal data fusion in multiple sensor detection systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, AES-22(1): 98–101.
- [7] Ahmadi H R and Vosoughi A. Distributed detection with adaptive topology and nonideal communication channels[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(6): 2857–2874.
- [8] 李燕君, 王智, 孙优贤. 资源受限的无线传感器网络基于衰减信道的决策融合[J]. *软件学报*, 2007, 18(5): 1130–1137.
Li Yan-jun, Wang Zhi, and Sun You-xian. Decision fusion under fading channel in resource-constrained wireless sensor networks[J]. *Journal of Software*, 2007, 18(5): 1130–1137.
- [9] Niu R and Varshney K. Performance analysis of distributed detection in a random sensor field[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(1): 339–349.
- [10] Park J, Shevlyakov G, and Kim K. Distributed detection and fusion of weak signals in fading channels with non-gaussian noises[J]. *IEEE Communications Letters*, 2012, 16(2): 220–223.
- [11] Martal M and Ferrari G. Decoding and fusion in distributed detection schemes with unreliable communications[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 16–26.
- [12] Cohen K and Leshem A. Performance analysis of likelihood-based multiple access for detection over fading channels[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2013, 59(4): 2471–2481.
- [13] Niu R, Varshney P K, and Cheng Q. Distributed detection in a large wireless sensor network[J]. *Information Fusion*, 2006, 7(4): 380–394.
- [14] Ahmadi H R and Vosoughi A. Correlated observations in distributed detection systems[C]. 2012 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP), Ann Arbor, MI, 2012: 309–312.
- [15] Proakis J. *Digital Communications*[M]. Fifth Edition, New York: McGraw Hill, 2008: 160–220, 846–850.
- [16] Guerriero M, Svensson L, and Willett P. Bayesian data fusion for distributed target detection in sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6): 3417–3421.
- [17] Xiang Ming and Zhao Junwei. On the performance of distributed Neyman-Pearson detection systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2001, 31(1): 78–83.
- 闫永胜: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为传感器网络目标探测、定位、信息融合.
- 王海燕: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为现代信号检测与现代信息处理、水声信息感知、水下电子对抗与智能电子系统、水声通信与组网等.
- 申晓红: 女, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为水声通信与组网、微弱信号检测与数字信号处理、目标探测、识别与定位等.