

基于窗口统计量的水下分布式目标检测算法

刘义海 张效民 沈殷隽 于 洋
(西北工业大学航海学院 西安 710072)
(liuyihai@126.com)

A Distributed Underwater Target Detection Algorithm Based on Window Statistics

Liu Yihai, Zhang Xiaomin, Shen Yinjun, and Yu Yang
(College of Marine, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract For an underwater sensor network (USN) with randomly deployed sensors, local sensors' time-varying detection performance and shortage of the intrusion target priori model, a distributed target fusion detection algorithm is proposed based on optimal window statistics. This algorithm focuses on the practical passive underwater target detection that only the sensors surrounding the vessel target in a small zone could provide stable local detection results. Thus the detection process is carried out with a moveable virtual window which fuses the binary decisions reported by local sensors inside its coverage with the counting fusion rule. Finally the detection of this particular subarea with the largest number of fusion sensor report "1" is equivalent to that of the point target. Compared with the point target detection problem, the extended area detection is more robust and reliable. The approximate detection probability of the system level is derived analytically. Simulation methods are also employed to compare the application performance between the proposed algorithm and the existing nonparametric voting or counting fusion rules under practical scenarios. Results illustrate that this fusion rule can perform better in system-level detection compared with the existing one, as long as the scanning window size approximatly matches the target radiation signal region.

Key words underwater sensor network (USN); target detection; information fusion; optimal window statistics; hypothesis test

摘 要 针对水声传感器网络对水下目标检测时面临的节点数目、布放位置随机、检测性能时变、缺乏入侵目标先验模型的问题,将对点目标的假设检测推广到对最优海域窗口的假设检测,提出了一种基于最优窗口统计量的融合检测规则,近似推导出了算法系统级的检测性能,并给出了仿真对比实验.结果表明:在满足滑动窗口同目标辐射信号区域近似匹配的条件下,基于最优窗口统计量的融合检验规则可以获得良好的系统级检测性能,与已有的非参数类投票计数融合规则相比,相同信噪比下,基于最优窗口统计量的融合规则目标检测性能更好.

关键词 水声网络;目标探测;信息融合;最优窗口统计量;假设检验

中图法分类号 TP393; TJ67

近年,水下声学网络作为空中无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)向海洋监视领域的一项扩展得到广大研究者的关注^[1-3]. 相对于传统陆上传感器网络,在深远海实现水下声传感器网络

存在着通信带宽窄、频率低、传播速度慢的特点^[4-5],这就要求在目标融合探测任务上网络的融合中心要能尽量利用少的数据通信而获得高的目标检测概率. 分布式融合检测是其中的一个研究方向和热点,在该方式下各传感器节点通过对接收数据的计算和处理完成本地决策,并仅将决策信息传到融合中心,融合中心按一定的融合算法对决策进行处理并形成最终判决. 分布式检测可以明显减少通讯带宽和能量消耗,增强水声网络可靠性、鲁棒性和生存能力^[6-7].

目前,许多学者给出了基于分布式检测的融合算法. 其中,Chair 和 Varshney^[8]利用本地传感器的检测概率和虚警概率作为权值对本地决策信息进行加权处理,得出了分布式检测的最优判决规则,即似然比检验(LRT). 然而,对于以被动工作方式为主的水下目标检测网络,当观测目标随机移动时,各节点的检测概率和虚警概率是与目标位置有关的时变量,难以估计. 基于此,Niu 和 Varshney 又提出次最优的 GLRT 规则和 CT 规则^[9-11],GLRT 规则通过融合中心实时动态估计目标的位置来弥补系统缺乏目标先验位置信息的缺点,但是在缺乏目标运动模型或模型匹配不准确时,由位置估计误差而引起的虚警和误检概率会明显升高. CT 准则完全忽略最优权值的求解,通过等权值叠加全部本地传感器决策信息并与阈值比较的方式获得融合检测,因其不受限于本地传感器检测概率和目标位置信息的影响,而在陆上 WSN 中广泛应用.

值得注意的是,CT 准则假设的与距离平方成反函数的各本地节点能量模型对于水下目标并不适宜. 受水下目标声辐射指向性和水声传播信道暗影影响^[12],当目标出现时,以被动方式检测的水声网络中仅会出现很小一块目标噪声覆盖区内观测节点检测数据有效的现象,而此区域以外的检测结果则完全是由其他噪声源引起的目标虚警检测. 这样的情况下,利用全局检测信息的 CT 准则必然会受到该区域外其他局部虚警检测的影响而性能下降. 基于此,本文提出了一种基于最优窗口统计量的检测融合规则,算法首先把对点目标的假设检测推广到对最优海域窗口的假设检测,并采用基于 CT 准则融合各窗口内被动节点决策量的窗口评价量获取了目标存在时的最优窗口,给出了基于最优窗口统计量融合检测准则,并给出了算法的系统级性能分析及仿真对比实验.

1 本地决策模型及融合算法

1.1 本地观测节点的决策模型

水下传感器网络的融合检测过程如图 1 所示^[13-14],任意 N 个满足独立同分布条件的水声观测节点以沉底方式随机布防于监视海域 A (A 满足: $-\frac{a}{2} < x < \frac{a}{2}, -\frac{b}{2} < y < \frac{b}{2}$),各观测节点的布防坐标满足均匀分布且观测节点的总个数 N 满足泊松分布,即:

$$\begin{cases} f(x_i, y_i) = \begin{cases} 1/ab, & (x_i, y_i) \in A; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \\ p(N) = \frac{\lambda^N e^{-\lambda}}{N!}. \end{cases} \tag{1}$$

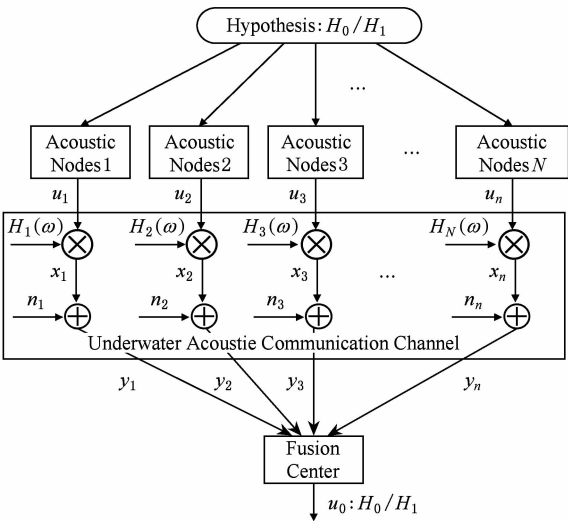


Fig. 1 Schematic diagram of distributed detection.

图 1 分布式检测示意图

同样,对于网络的检测海域而言,目标 T 的入侵位置相对观测节点是独立的,且 (x_i, y_i) 在监视区域 A 内也满足式(1)所示的均匀分布条件. 多传感网络通过包含观测、信息传输和融合决策 3 个处理层的并行分布式检测方式完成对目标的预警功能. 在观测层,每个观测节点根据传感器接收的信号对监测区域进行目标探测,产生本地判决,并把判决结果在统一的时间节拍控制下通过水声信道传给融合中心,融合中心根据预设的融合规则得到全局判决 Z ,从而完成对目标的融合探测,提高目标的检测能力,拓宽海域的监视范围.

1.1.1 本地节点的二元决策模型

完成融合检测的前提是各本地传感器获得对目标存在与否的本地检测. 本地传感器 I 根据观测

数据进行基于二元假设检验的目标检测,设二元假设为:

$$\begin{aligned} H_0: & x(t)=n(t); \\ H_1: & x(t)=s(t)+n(t). \end{aligned} \tag{2}$$

其中, H_0 表示目标不存在的假设, H_1 表示目标存在的假设. $n(t)$ 是均值为零、方差为 σ_n^2 的高斯噪声, $s(t)$ 为舰船目标辐射的原始信号, $x(t)$ 为观测节点处的接收信号. 各本地传感器按照最优匹配滤波理论完成检测任务, 检验统计量为^[15]

$$G=\int_0^T x(t)s(t)dt. \tag{3}$$

引入本地传感器的观测阈值 λ_0 对 G 进行二值化判决处理, 本地判决过程如式(4)所示:

$$U_i(G_i-\lambda_0)=\begin{cases} 1, & G_i\geqslant\lambda_0; \\ 0, & G_i<\lambda_0. \end{cases} \tag{4}$$

由于 G 是对观测信号 $x(t)$ 进行的线性积分, $x(t)$ 是高斯随机过程, 所以统计量 G 的统计特性也符合高斯随机过程. 则 H_0 假设下统计量 G 的概率密度分布函数为^[15]

$$p(G|H_0)=\frac{1}{\sqrt{2E\sigma_n^2}}e^{-\left(\frac{G^2}{2E\sigma_n^2}\right)}, \tag{5}$$

$$E=\int_{-\infty}^{\infty}|s(t)|^2dt.$$

备选假设 H_1 下统计量 G 的概率密度分布函数为

$$p(G|H_1)=\frac{1}{\sqrt{2E\sigma_n^2}}e^{-\left[\frac{(G-E)^2}{2E\sigma_n^2}\right]}. \tag{6}$$

在假设噪声方差 σ_n^2 已知的情况下, 各本地传感器的检测概率和虚警概率为:

$$P_{di}=\int_{\tau}^{\infty}p(G|H_1)dG=1-\phi\left(\bar{\lambda}-\sqrt{\frac{\zeta_i^2}{\sigma_n^2}}\right); \tag{7}$$

$$P_{fi}=\int_{\tau}^{\infty}p(G|H_0)dG=1-\phi(\bar{\lambda}). \tag{8}$$

其中, $\bar{\lambda}=\lambda_0/\sqrt{E\sigma_n^2}$, $\phi(x)=\int_{-\infty}^x\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{t^2}{2}}dt$ 为标准高斯分布函数, ζ_i^2 为观测节点接收信号的能量. 采用恒虚警的 N-P(纽曼皮尔逊)检测规则, 有 $\bar{\lambda}=\phi^{-1}(1-P_{fi})$, 进而可以推到出本地节点对目标的检测概率为

$$\begin{aligned} P_{di} &= 1-\phi(L-\sqrt{\zeta_i^2}), \\ L &= \phi^{-1}(1-P_{fi})\sqrt{\sigma_n^2}. \end{aligned} \tag{9}$$

从式(9)可得, 各观测节点对目标的检测概率 P_{di} 取决于目标辐射到本地观测节点的能量 ζ_i^2 .

1.1.2 节点接收到目标的能量模型

海洋及其边界一起形成了一个对声传播非常复杂的介质, 各观测节点接收到目标的辐射信号能量 ζ_i^2 是目标与传感器之间距离 R 、目标照射角度 θ 以及海水声吸收系数 α 的复合函数, $\zeta_i^2=f(R,\theta,\alpha)$. 图 2 给出了网络内单个观测节点与目标之间的关系.

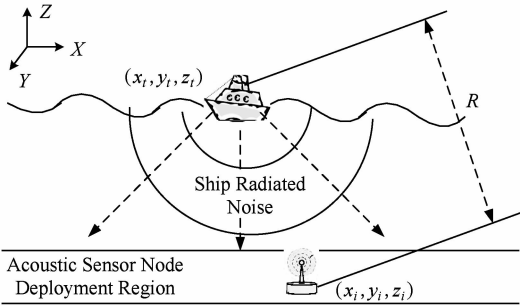


Fig. 2 The energy model of underwater acoustic node.

图 2 水声节点的能量模型

在仅仅考虑扩展损失和海水声吸收损失对 ζ_i^2 造成影响时, 可以推导出各节点的简易能量模型:

$$\zeta_i^2=I_{\text{ref}}10^{\frac{SL_0-DL-(10n\lg R+aR)}{10}}. \tag{10}$$

其中, SL_0 为目标在参考距离 1 m 处的目标辐射声源级, DL 为目标的声辐射指向性指数, 取决于不同的目标形状, 通常 $DL\propto(\angle\theta_r,\angle\theta_i)$, I_{ref} 为参考值, θ_r 为目标辐射指向角, θ_i 为传感器接收指向角, $R=\sqrt{(x_i-x_t)^2+(y_i-y_t)^2+(z_i-z_t)^2}$ 为目标 T 和观测节点 I 之间的横向距离, n 为海水中的声扩展损失系数, a 为声吸收损失系数.

将式(10)带入式(9), 则观测节点 I 对目标的检测概率为:

$$P_{di}(\bar{\omega})=1-\phi\left(L-\sqrt{I_{\text{ref}}10^{\frac{SL_0-DL-(10n\lg R+aR)}{10}}}\right), \tag{11}$$

其中, $\bar{\omega}=\{x_t,y_t,z_t,\theta_r,\theta_i\}$ 为 H_1 假设下的未知因素集. 由式(11)可以看出对于随机入侵的目标, 各观测节点的检测概率是不同的, 取决于多未知因素的合集.

1.2 基于最优窗口统计量的融合检测

1.2.1 最优窗口统计量的生成

对于融合中心(fusion center), $U=\{u_i;i=1,2,\cdots,N\}$ 表示其收集到的各本地传感器的决策信息, 其中 $u_i\in\{0,1\}$, 当 $u_i=1$ 时, 表示传感器 I 正确检测到目标存在, 当 $u_i=0$ 时, 表示传感器 I 判决当前时刻无目标存在. 在 1 个系统工作周期后, 融合中心根据收集到的所有决策数据做出最终的融合判决.

由式(11)可知,受水下目标辐射噪声的特殊性影响,在 H_1 假设下,网络中正确检测到目标的本地节点数并不服从泊松分布,且其位置坐标在警戒海域内也不服从均匀分布,表现为具有区域分布局限性,即:在目标辐射噪声照射窗口内节点的正确检测概率远大于非照射窗口. 对于该种被动方式的分布式检测,学者 Niu 等人提出的 CT 融合规则(或叫做等权值投票统计量,如式(12)^[10-11]) 在实现目标的融合探测时存在以下缺点:1)本地观测节点的检测性能与目标辐射信号的能量 ζ_i^2 有关,而 ζ_i^2 是目标与传感器之间距离 R 、目标照射角度 θ 以及海水对声波吸收系数 α 等的复合函数,算法没有考虑选择性融合目标附近节点报文数据,而是融合所有的传感器信息导致计算量大,且丧失一定性能优势. 2)当 H_0 假设下,本地传感器不满足检测随机均分布同分布时,算法易受到全局虚警节点的影响,性能明显下降^[16-17].

$$\Lambda_2 = \sum_{i=1}^N u_i \begin{cases} u_0=1 \\ u_0=0 \end{cases} \lambda_{\text{CRT}}.$$

(12)

然而,此时通过利用检测最优目标照射窗口的方式来获取对点目标假设的等效检测是可行的. 该种方式下融合节点不再是位置固定的数据处理中心,而是一个可以动态移动的海面中继站. 该中继站通过拖曳一个预先设定的虚拟滑动窗口在监视海域内连续移动,并按一定的工作周期接收覆盖窗口内观测节点的目标检测报文数据,融合报文数据并与一固定阈值进行比较,最后通过在该阈值窗口内获取最优窗口的方式完成对目标的检测. 该方法对于实现水下分布式传感器网络和空中反潜直升机联合探测潜艇目标是一种新的思想. 按照这种思想,反潜直升机不再拖曳易被发现的吊放声纳,而是动态地区域性接收水下被动布防传感器发布的检测信息,然后利用本文检测最优窗口的融合算法达到对目标的检测和粗定位. 由文献[18-19]可知,当滑动窗口与目标照射窗口近似匹配时,基于最优窗口统计量的检测是一种广义似然比检验,是 N-P 准则下的等效最优解.

因为假设噪声满足独立同分布,则 H_0 假设下,由式(8)可知水声网络内虚警观测节点的个数服从泊松分布,泊松分布参数 $\lambda_i = \lambda \cdot P_i$, 且其物理位置服从均匀分布如式(1),这样通过设置阈值门限在无目标环境下并不会出现最优窗口. 然而,当存在目标侵入时(H_1 假设下),则会出现一个正确检测目标的观测节点个数明显增多的区域,即最优窗口. 给予最

优窗口检测的假设可表示为

$$\begin{cases} H_0^s, & \text{不存在最优检测窗口;} \\ H_1^s, & \text{存在最优检测窗口.} \end{cases}$$

(13)

融合系统的目标就是通过动态局部融合离散区域性网络的检测报文数据完成对最优海域窗口的检测. 图 3 给出了滑动检测最优窗口统计量的过程示意,其中,黑色圆圈表示数量服从泊松分布、布防位置随机的各水声网络节点,目标船外围圆圈表示其辐射信号的扩散示意,从里到外信号强度逐渐削弱,警戒海域 SR 按横向被滑动窗口分为 M 个离散区域,每个区域包含 W 个单位长度窗口 I_u ,窗口扫描顺序按照从左到右方式展开. 各窗口内对观测节点的融合采用 CT 或投票准则,令 x_i 表示第 i 个单位长度区域内检测到目标的节点个数,则当滑动到 m 单位长度时窗口 W_m 内总的正确检测目标节点数为

$$W_m(W, m) = \sum_{i=m}^{m+W-1} x_i, \quad 1 < m < B - W + 1,$$

(14)

则最优滑动窗口统计量 $Optimal_W_m$ 可表示为

$$Optimal_W_m(W, B) = \max\{W_m(W, m), 1 < m < B - W + 1\}.$$

(15)

该统计量是滑动窗口宽度 W 和总体监视区域宽度的函数.

对于上述最优窗口统计量,融合中心通过式(16)完成对目标的等效融合检测:

$$u_0 = \begin{cases} 1, & Optimal_W_m(W, B) \geq T_w; \\ 0, & Optimal_W_m(W, B) < T_w. \end{cases}$$

(16)

其中, T_w 为系统级的阈值门限, N-P 检测准则下通过

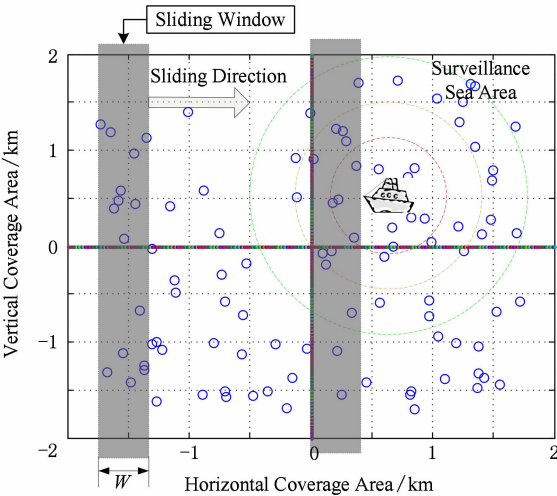


Fig. 3 Diagram about the optimal window statistics sliding process.

图 3 最优窗口统计量的滑动检测过程示意图

给定的系统虚警概率来推得. 因此, 只要获得 T_w 与给定的系统级的虚警概率函数表达式, 便可以实现本文算法在 N-P 准则下的工程应用. 接下来, 我们将参考文献[19]从数学分析角度给出系统级阈值门限 T_w 及算法的性能分析.

1.2.2 融合算法的性能分析

因为各个观测节点处噪声是独立同分布的, 则 H_0 假设下, 第 I 个单位窗口 I_{ui} 内虚警节点的个数 x_i 服从泊松分布, 同样滑动窗口内总的虚警节点个数 $\{W_m(W, m), 1 \leq m \leq B - W + 1\}$ 也是独立同分布的, 满足如下的概率密度分布函数:

$$Pr\{x_i = k | H_0\} = \frac{(\lambda p_i)^k e^{-\lambda p_i}}{k!}. \quad (17)$$

定义系统级的检测虚警概率为

$$p_i^s = Pr\{Optimal_W_m(W, B) > T_w | H_0^s\}. \quad (18)$$

p_i^s 是监视区域宽度 B 和滑动窗口大小 W 的函数, 在 p_i^s 取值较小时, 其可以由式(19)非常精确地近似得到^[19]:

$$p_i^s \simeq 1 - Q_{T_w, W}(2W) \left[\frac{Q_{T_w, W}(2W)}{Q_{T_w, W}(2W-1)} \right]^{B-2W}, \quad (19)$$

其中:

$$\begin{aligned} Q_{T_w, W}(2W) &\triangleq Pr\{Optimal_W_m(W, 2W) < T_w\}, \\ Q_{T_w, W}(2W-1) &\triangleq Pr\{Optimal_W_m(W, 2W-1) < T_w\}. \end{aligned} \quad (20)$$

$Q_{T_w, W}(2W)$ 和 $Q_{T_w, W}(2W-1)$ 可以通过式(21)所示的迭代过程求得.

$$\begin{aligned} Q_{T_w, W}(2W) &= \sum_{y=0}^{T_w} q_{2W}^{T_w}(y); \\ q_{2, (i)}^{T_w}(y) &= \sum_{\eta=0}^y \sum_{v=0}^{k-y+\eta} q_{2, (i-1)}^{T_w-v}(y-\eta) p(v) p(\eta), \\ &\quad 0 \leq y \leq T_w; \\ q_{2, (1)}^{T_w}(y) &= p(y) \sum_{j=0}^k p(j), 0 \leq y \leq \min(c, k); \\ Q_{T_w, W}(2W-1) &= \sum_{x=0}^k p(x) Q_{T_w-x, W}(2(W-1)), \\ p(k) &= Pr\{x_i = k | H_0\}. \end{aligned} \quad (21)$$

其中, c 为式(17)所示概率密度分布函数的最大取值. 式(19)便是系统虚警概率指标与系统级阈值 T_w 的近似函数式, 获得 T_w 后, 进而可参考文献[11] CT 准则下各本地传感器阈值门限公式推出各分布式传感器检测阈值 $\bar{\lambda}$.

因为 H_1 假设下, 第 I 个滑动窗口 W_i 内正确检测到目标的节点个数并不服从泊松分布. 目标出现时, 网络内各节点的检测概率是未知参量集 $\omega =$

$\{x_i, y_i, z_i, \theta_i, \theta_i\}$ 的复合函数, 窗口内检测到目标的节点个数的概率密度函数为:

$$Pr\{x_i = k | H_1\} = C \binom{n}{k} \times \int_{-\infty}^{\infty} [P_{di}(\bar{\omega})]^k [1 - P_{di}(\bar{\omega})]^{n-k} d\bar{\omega}. \quad (22)$$

基于式(22)的系统级检测概率为

$$p_d^s = Pr\{Optimal_W_m(W, B) > T_w | H_1^s\}. \quad (23)$$

因为式(22)是一个关于未知参量 $\bar{\omega} = \{x_i, y_i, z_i, \theta_i, \theta_i\}$ 的 5 次累积积分函数, 难于准确近似, 所以基于最优窗口统计量的系统级检测概率式(23)的解析形式难以得到. 但是, 在以 N-P 准则的检测过程中, 这并不会影响算法的工程应用. 该检测概率可以通过蒙特卡洛实验的方法进行基于计算机的统计拟合.

2 仿真分析

2.1 融合检测算法的 ROC 曲线

本节我们通过基于计算机蒙特卡洛的实验完成对基于最优窗口统计量的决策融合规则的性能仿真分析, 仿真软件采用 Matlab R2009a 版本.

在 H_1 假设下的蒙特卡洛试验中, 满足式(1)条件的 N 个观测节点按如图 3 所示随机布放于警戒海域 SR(实验的平均节点数为 1 000 个), SR 的位置坐标满足边界条 $\{(x_i, y_j), -2\,500 < x_i < 2\,500, 0 < y_j < 500\}$, 各观测节点位置独立且服从二维均匀分布. 按照式(2)与式(10)生成各观测节点在 H_1 假设下接收到的信号, 其中舰船目标的初始辐射声级按式(24)所示的经验公式生成^[20], v 设定为 30 kn/s, T 设定为 6 000 t. 扩展损失按球面扩展, n 取值为 2, 海水声吸收系数 α 取 1.5 dB/km, 舰船目标的噪声辐射指向性指数 DL 按照“蝶形”辐射指数计算^[12], 蝶形运算中取舰船直径为 8 m, 长度为 50 m, 噪声设定为高斯白噪声.

$$SPL_0 = 112 + 50 \lg \frac{v}{10} + 15 \lg T. \quad (24)$$

各本地观测节点采用匹配滤波检测统计量完成本地检测, 参考式(3)(4). 警戒区域 SR 按 x 轴被分为 100 份, 单份横向覆盖 50 m, 重叠率 50%, 以过窗口滑动阈值中的最优窗口统计量与系统门限进行比较, 如果大于门限则统计为正确检测概率, 否则不统计. 设定各本地传感器的虚警概率不超过 5%, 每次蒙特卡洛统计运行 10^6 , 以统计的正确检测概率作为对系统级 p_d^s 的估计.

在 H_0 假设下的蒙特卡洛实验中,采用相同的检测仿真实验步骤,但是此时各观测节点处接收到的信号仅仅是纯净的高斯白噪声,并将每次蒙特卡洛统计的虚警概率作为对系统级 p_i^s 的估计。

图 4 给出了不同信噪比下基于蒙特卡洛估计实验的最优窗口融合检测规则和基于投票计数融合检验规则虚警概率和检测概率的 ROC 性能对比曲线 $p_d^s \sim p_i^s$ 。其中,横轴代表系统的虚警检测概率 p_i^s ,纵轴代表系统的正确检测概率 p_d^s ,投票计数检验规则的实验步骤参考文献[10-11,13-14],信噪比指的是辐射目标处的信噪比。

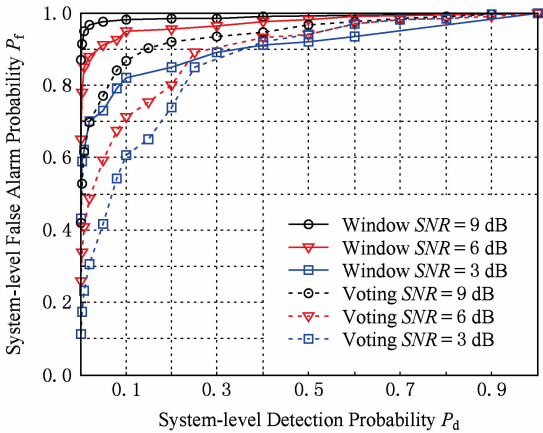


Fig. 4 ROC curve of the voting/counting rule and the optimal window statistics based fusion rule.

图 4 投票计数和最优窗口统计量融合法的 ROC 曲线

图 5 给出了半对数坐标下两种接收机工作曲线的对比图。其中,数据来源同图 4,但图 5 可以更清晰地展示低虚警概率下的接收机性能。

从图 4 和图 5 可见,在不同的初始目标 SNR 取值下,与 Niu 等人^[9-11]、袁晓光等人^[13]及王声才等

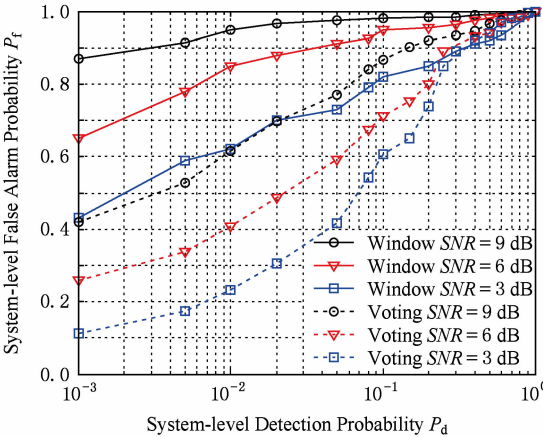


Fig. 5 The ROC curve under semi-logarithmic coordinates.

图 5 半对数坐标下的 ROC 曲线对比图

人^[14]基于网络全局投票计数融合检验相比较,针对于具有区域辐射局限性的水下目标预警监测,基于最优窗口统计量的融合检验规则具有更好的检测性能。

2.2 最优窗口的确定

由式(14)(15)(23)可知,系统检测概率 p_d^s 是关于滑动窗口宽度 W 和警戒区域 SR 宽度 B 的函数,当参量 B 固定时, p_d^s 仅仅取决于参量 W 。文献[18-19]指出,在数学解析意义上当参量 W 同目标辐射信号照射网络区域完全匹配时系统获得最佳检测效果。受限于式(22)中多次累积分函数难以计算的影响,本文通过 matlab 仿真初步探讨 p_d^s 和 W 之间的关系,得到近似最优的滑动窗口。实验条件设置如 3.1 节,信噪比固定为 $SNR=6$ dB,窗口起始宽度设置为 20 m,单次滑动步长设置为 5 m。图 6 给出了 p_d^s 与 W 的离散统计图。

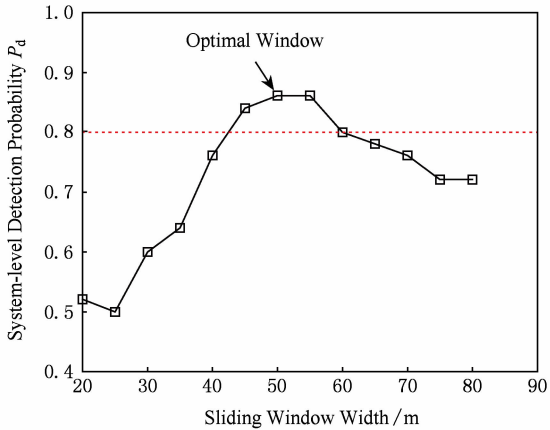


Fig. 6 The relationship between the window width and the probability of detection.

图 6 窗口宽度与检测概率关系

从图 6 可以看出,对于仿真实验设定的应用场景,当扫描窗口覆盖宽度为 50 m 时,融合检测性能达到最大,当扫描窗口过小(<45 m)或过大(>60 m)时,系统检测性能都会因为匹配度差而下降。对于 45~60 m 之间的窗口宽度,系统的融合检测性能相似,这又能说明基于最优窗口的统计量的融合检测在窗口选择上具有一定鲁棒性。

3 结 论

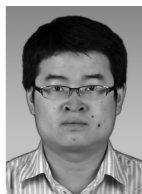
针对水下目标隐身技术和水声传播信道暗影影响下水声网络应用中的被动目标融合检测问题,在假定网络中传感器数目和布放位置随机,网络无法获得入侵目标的先验模型,且各本地节点无法估计

本地检测性能的条件下,本文研究了基于最优窗口统计量的融合检测规则,规则首先把对点目标的假设检测推广到对最优警戒窗口的假设检测,给出了基于最优窗口统计量的融合检测准则,并近似推导出了算法系统级虚警概率的解析形式,给出了算法的检测概率仿真统计结果,保证了算法的应用基础.与已有的非参数类投票计数融合规则相比,相同信噪比下,论文介绍融合规则的检测性能更好.

本研究是水声网络应用背景下对目标实现融合检测的一次有益的仿真尝试,研究结果的意义是积极的,对未来的工程应用具有理论指导作用.另外,本研究存在的一些限制性条件和后续研究方向有:1)进一步的数学推导是得到算法系统级融合检测概率解析解的基础.2)算法假定的各本地节点的虚警概率相同且同质,目标辐射指向性的蝶形性和水声传播按球面扩展等条件还是比较理想的,真实应用条件下算法的性能还需细化研究.

参 考 文 献

- [1] Akyildiz I, Pompili D, Melodia T. Underwater acoustic sensor networks: Research challenges [J]. *Ad Hoc Networks*, 2005, 3(3): 257-279
- [2] Erol-Kantarci M, Mouftah H, Oktug S. A survey of architectures and localization techniques for underwater acoustic sensor networks [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2011, 13(3): 487-502
- [3] Guo Zhongwen, Luo Hanjiang, Hong Feng, et al. Current progress and research issues in underwater sensor networks [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2010, 47(3): 377-389 (in Chinese)
(郭忠文, 罗汉江, 洪锋, 等. 水下无线传感器网络的研究进展[J]. *计算机研究与发展*, 2010, 47(3): 377-389)
- [4] Li Yu, Huang Haining. Performance analysis on communication of underwater acoustic networks [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2010, 32(7): 1564-1568 (in Chinese)
(李宇, 黄海宁. 水声网络通信性能分析[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(7): 1564-1568)
- [5] Yu Yang, Xiang Jinglin, Zhang Xiaomin. Designing and implementing better nodes of underwater wireless sensor network [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2010, 28(2): 207-210 (in Chinese)
(于洋, 相敬林, 张效民. 水下传感器网络节点设计及实现[J]. *西北工业大学学报*, 2010, 28(2): 207-210)
- [6] Viswanathan R, Varshney P. Distributed detection with multiple sensors: Part I—fundamentals [J]. *Proc of the IEEE*, 1997, 85(1): 54-63
- [7] Venugopal V, Varshney P. Distributed inference in wireless sensor networks [J]. *Philosophical Trans of the Royal Society A Mathematical, Physical & Engineering Science*, 2012, 370(1): 100-117
- [8] Chair Z, Varshney P. Optimal data fusion in multiple sensor detection systems [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic System*, 1986, 22(1): 98-101
- [9] Niu R, Varshney P. Joint detection and localization in sensor networks based on local decisions [C] // *Proc of Fortieth Asilomar Conf on Signals Systems and Computers*. Piscataway, NJ: IEEE, 2006: 525-529
- [10] Niu R, Varshney P, Cheng Q. Distributed detection in a large wireless sensor network [J]. *Information Fusion*, 2006, 7(4): 380-394
- [11] Niu R, Varshney P. Performance analysis of distributed detection in a random sensor field [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2008, 56(1): 339-349
- [12] Urick R. *Principles of Underwater Sound* [M]. 3rd ed. New York: McGraw-Hill, 1983: 100-250
- [13] Yuan Xiaoguang, Yang Wanhai, Shi Lin. Decision fusion under a dynamic large-scale wireless sensor network [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2010, 32(12): 2976-2980 (in Chinese)
(袁晓光, 杨万海, 史林. 动态大规模无线传感器网络决策融合[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(12): 2976-2980)
- [14] Wang Shengcai, Li Aihua, Xiao Qiusheng, et al. Vote based decision fusion in fading channel WSN [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2010, 11(1): 49-53 (in Chinese)
(王声才, 李艾华, 肖秋生, 等. 衰落信道 WSN 网络基于投票机制的决策融合[J]. *解放军理工大学学报: 自然科学版*, 2010, 11(1): 49-53)
- [15] Liang Hong, Zhang Xiaomin. *Signal Detection and Valuation* [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2011: 60-67 (in Chinese)
(梁红, 张效民. *信号检测与估值*[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2011: 60-67)
- [16] Guerriero M, Svensson L, Willett P. Bayesian data fusion for distributed target detection in sensor networks [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2010, 58(6): 3417-3421
- [17] Song X, Willett P, Glaz J, et al. Active detection with a barrier sensor network using a scan statistic [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2012, 37(1): 859-869
- [18] Glaz J, Naus J, Wallenstein S. *Scan Statistics* [M]. Berlin: Springer, 2001
- [19] Glaz J, Pozdnyakov V, Wallenstein S. *Scan Statistics Methods and Applications* [M]. Cambridge, MA: Birkhauser, 2009
- [20] Diao Juan. Detection and confirmation method of the line spectrum in the fuse system [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2007 (in Chinese)
(刁娟. 声引信中线谱的预警检测和确认方法[D]. 西安: 西北工业大学, 2007)



Liu Yihai, born in 1988. PhD candidate in underwater signal and signal processing at Northwestern Polytechnical University. His research interests include pattern recognition, information fusion, underwater signal model and signal processing.



Shen Yinjun, born in 1989. Master candidate in electronic and communication engineering at Northwestern Polytechnical University. His research interests include signal pre-processing, underwater signal detection (yjshen2010@126.com).



Zhang Xiaomin, born in 1963. Professor and PhD supervisor in the Department of Electronic and Information Engineering, Northwestern Polytechnical University. His research interests include underwater acoustic signal detection and processing, underwater acoustic communication theory and technology, underwater intelligent electronic system and remote sensing (xmzhang@nwpu.edu.cn).



Yu Yang, born in 1982. Lecturer in the Department of Electronic and Information Engineering, Northwestern Polytechnical University. His research interests include underwater acoustic communication and networking technology, underwater intelligent electronic system (nwpuyuy@nwpu.edu.cn).

《智能系统学报》2014 年征订启事

《智能系统学报》(CAAI Transactions on Intelligent Systems)是中国人工智能学会会刊,由中国人工智能学会和哈尔滨工程大学联合主办,并且被“中国科学引文数据库(CSCD)”、“中国科技论文统计源期刊”(中国科技核心期刊)、《中文核心期刊要目总览》(中文核心期刊)、英国《科学文摘》、美国《剑桥科学文摘》、波兰《哥白尼索引》等数据库收录.读者对象主要为国内外各研究机构的科研人员、相关企业工程技术人员及高等院校相关专业广大师生.

本刊以“构建智能平台,打造精品期刊”为办刊理念和目标,主要刊登智能科学领域最新的科研成果和高水平的学术论文.所刊内容包括人工智能与计算智能、智能控制与决策、智能信息处理、专家系统与知识工程、机器学习与知识发现、人工心理与机器情感以及智能技术在各领域的应用等.该刊以较强的专业性和学术影响力,受到了专家和学者的广泛关注,目前已成为智能科学领域具有较高知名度的学术期刊.

该刊创刊于 2006 年,为双月刊,连续出版物号:ISSN 1673-4785,CN 23-1538/TP,国内邮发代号:14-190,国外邮发代号:BM4940,定价 15 元/期,90 元/年.全国各地邮局均可订阅,也可直接联系期刊编辑部办理.

通信地址:哈尔滨市南岗区南通大街 145 号 1 号楼《智能系统学报》编辑部

邮政编码:150001

联系电话:0451-82518134

邮 箱:tis@vip.sina.com

网 址:http://tis.hrbeu.edu.cn