

## 基于二元多跳 WSN 的信道容错的目标定位方法

杨小军

(长安大学 信息工程学院, 西安 710064)

**摘要:** 针对信道退化的多跳无线传感器网络下的定位问题, 基于最大似然估计提出一种新的信道容错的定位算法. 传感器节点接收到的源信号强度数据被压缩量化为二元信号, 经 Rayleigh 退化信道多跳中继到达融合中心. 利用信道退化统计量和译码策略, 推导出二元观测数据的似然函数, 基于最大似然估计获得目标定位, 进一步给出目标位置估计的克拉美-罗下界. 仿真结果表明了所提出算法的有效性.

**关键词:** 目标定位; 无线传感器网络; 无线信道容错; 克拉美-罗下界

**中图分类号:** TP13

**文献标志码:** A

## Channel fault-tolerant target localization with binary multi-hop WSN

YANG Xiao-jun

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China. E-mail: xjyang@chd.edu.cn)

**Abstract:** A novel channel fault-tolerant localization algorithm based on maximum-likelihood estimation is proposed for localization in a multi-hop wireless sensor networks with channel fading. The received measurement of source signal energy from local sensors is compressed and quantized into binary data and transmitted to the fusion center via multi-hop Rayleigh fading channels. The likelihood function of binary observation is derived by using wireless channel statistics and decoding scheme. The localization of target is achieved by maximum-likelihood estimation. Furthermore, the Cramér-Rao lower bounds for the estimates are derived. Simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** target localization; wireless sensor networks; wireless channel fault-tolerant; Cramér-Rao lower bounds

### 0 引言

目标定位是雷达和声纳系统的经典应用, 近年来, 随着分布式信号处理技术的发展, 无线传感器网络 (WSN) 已成为目标定位的一个重要平台<sup>[1-2]</sup>. 但是, WSN 节点能量和通讯带宽的制约以及无线信道的退化给目标定位带来了挑战.

近年来, 基于传感器接收到的源目标信号强度的定位方法<sup>[3-5]</sup>, 不需要波达方向和时间延迟等额外量测, 是一种方便有效的定位方法. 为了节约通讯量, 对节点的量测进行有限量化是 WSN 的一种重要节能策略. 文献 [6-7] 提出了基于量化信息的目标定位方法, 但是需要假定传感器节点与融合中心之间的无线通讯是理想信道. 针对退化通讯信道, 文献 [8] 提出了信道感知的目标定位方法, 在定位算法中考虑了信道的退化影响. 在 WSN 中, 无线通讯消耗了传感器的主要能量, 并且随着通讯距离的增大, 能量消耗呈指数

增长. 为了节约能量, 传感器节点之间通常采用多跳中继通讯, 文献 [9-10] 研究了多跳 WSN 中的目标跟踪问题, 将传感器节点量测值量化为 1 位或  $M$  位量化数据, 将多跳中继信道与粒子滤波器相结合, 提出信道感知的多跳目标跟踪算法.

本文针对能量和带宽有限、信道退化的 WSN, 基于文献 [9-10] 的思想, 提出一种基于二元量化数据和多跳中继策略的目标定位方法. 本文的创新之处在于将传感器节点的量测转换为二元数据, 采用解码-前向中继策略, 在 Rayleigh 退化信道下, 利用信道退化知识和译码策略, 推导了二元观测数据的似然函数. 基于最大似然估计提出一种信道容错的目标定位方法, 并推导了估计值的克拉美-罗下界 (CRLB).

### 1 传感器网络量测模型

设 WSN 包含  $N$  个节点, 目标源辐射的信号能量服从各向同性的衰减模型<sup>[6]</sup>, 传感器接收到的目标信

收稿日期: 2012-11-21; 修回日期: 2013-04-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975028); 中国博士后科学基金项目(2013M540725); 陕西省科技攻关计划项目(2011K06-21); 中央高校基本科研业务费专项基金项目(2013G3242008).

作者简介: 杨小军(1971-), 男, 副教授, 博士, 从事统计信号处理、无线传感器网络、分布式目标跟踪等研究.

号能量为

$$a_n^2 = \phi(l_0/l_n)^\alpha, n = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

其中:  $\phi$  为在参考距离  $l_0$  处目标辐射的信号强度;  $\alpha$  为信号衰减指数;  $l_n = \sqrt{(x - \xi_n)^2 + (y - \eta_n)^2}$  为目标与第  $n$  个传感器节点之间的距离,  $(\xi_n, \eta_n)$  为第  $n$  个传感器的坐标,  $(x, y)$  为目标位置坐标. 不失一般性, 假定  $l_0 = 1$ , 在实际中, 每个传感器接收到的目标信号强度受如下加性高斯观测噪声污染:

$$y_n = a_n + v_n. \quad (2)$$

其中:  $y_n$  为第  $n$  个传感器实际接收到的观测数据; 观测噪声  $v_n$  为零均值独立同分布 (i.i.d) 的高斯白噪声, 即  $v_n \sim N(0, \sigma_v^2)$ . 设  $\theta = (\phi, x, y)^T$  是待估计的目标源信号强度和位置参数向量. 为了减少网络通讯和能量消耗, 各传感器节点对其原始观测数据  $y_n$  进行量化压缩处理, 只传递一位二进制信号到融合中心. 传感器的量化观测模型为

$$d_n = \begin{cases} 1, & y_n > \Phi_n; \\ -1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $\Phi_n$  为第  $n$  个传感器预先指定的量化阈值. 传感器节点  $n$  将实际观测到的目标信号强度  $y_n$  与阈值  $\Phi_n$  进行比较, 如果高于阈值, 则传感器发送信号 1 到融合中心, 否则发送信号  $-1$ .

## 2 二元多跳无线中继传输的统计特性

在多跳 WSN 中, 设传感器节点  $n$  与融合中心之间有  $H_n$  个中继节点,  $d_n^0 = d_n$  为传感器节点  $n$  的原始量化观测,  $d_n^i$  为第  $i$  个中继节点重构的来自传感器节点  $n$  的二元数据. 设信道模型为 Rayleigh 退化信道, 信道包络  $h_n^i$  的均值为  $2\sigma_c^2$ , 即

$$p(h_n^i) = \frac{h_n^i}{\sigma_c^2} \exp\left(-\frac{(h_n^i)^2}{2\sigma_c^2}\right), h_n^i \geq 0. \quad (4)$$

设所有信道噪声是 i.i.d, 且服从均值为零、方差为  $\sigma_n^2$  的高斯分布, 每个中继节点采用二元解码-前向中继策略, 中继输出为

$$d_n^i = \text{sign}(h_n^{i-1} d_n^{i-1} + v_n^{i-1}), i = 1, 2, \dots, H_n. \quad (5)$$

其中:  $h_n^i$  为信道包络,  $v_n^i$  为高斯分布的中继信道噪声. 融合中心采用软解码策略, 则融合中心接收到的来自于第  $n$  个传感器的观测数据为

$$z_n = h_n^{H_n} d_n^{H_n} + v_n^{H_n}. \quad (6)$$

设  $Z = [z_1, z_2, \dots, z_N]^T$  为融合中心收集到的来自  $N$  个传感器节点的数据, 由于传感器噪声和无线信道的分布是相互独立的, 融合中心的观测似然函数为

$$p(Z|\theta) = \prod_{n=1}^N p(z_n|\theta), \quad (7)$$

其中

$$p(z_n|\theta) = \sum_{d_n \in \{-1, 1\}} p(z_n|d_n)p(d_n|\theta). \quad (8)$$

在高斯观测噪声假设下, 量化观测数据的概率密度函数 (PDF) 为

$$p(d_n = 1|\theta) = Q\left(\frac{\Phi_n - a_n}{\sigma_v}\right), \quad (9)$$

$$p(d_n = -1|\theta) = 1 - Q\left(\frac{\Phi_n - a_n}{\sigma_v}\right), \quad (10)$$

其中  $Q(\cdot)$  为标准高斯分布的补分布函数.

在 Rayleigh 衰落信道和 i.i.d 信道噪声假设下, 定义二元转移概率

$$p_{1n}^{H_n} = p(d_n^{H_n} = 1|d_n^{H_n} = 1), \quad (11)$$

$$p_{2n}^{H_n} = p(d_n^{H_n} = 1|d_n^{H_n} = -1). \quad (12)$$

文献 [9] 给出中继数据的条件概率密度函数为

$$p(z_n|d_n = 1) = \frac{\sigma_n}{\sqrt{2\pi}(\sigma_c^2 + \sigma_n^2)} e^{\left(\frac{-z_n}{2\sigma_n^2}\right)} \left[1 + (p_{1n}^{H_n} - Q(rz_n))\sqrt{2\pi r} z_n e^{\frac{(rz_n)^2}{2}}\right], \quad (13)$$

$$p(z_n|d_n = -1) = \frac{\sigma_n}{\sqrt{2\pi}(\sigma_c^2 + \sigma_n^2)} e^{\left(\frac{-z_n}{2\sigma_n^2}\right)} \left[1 + (p_{2n}^{H_n} - Q(rz_n))\sqrt{2\pi r} z_n e^{\frac{(rz_n)^2}{2}}\right]. \quad (14)$$

其中:  $r = (\sigma_c/\sigma_n)\sqrt{\sigma_c^2 + \sigma_n^2}$ , 条件概率  $p_{1n}^{H_n}, p_{2n}^{H_n}$  的迭代计算公式和迭代起始条件见文献 [11].

## 3 最大似然目标定位估计

目标参数向量  $\theta = (\phi, x, y)^T$  的最大似然估计 (MLE) 为

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \ln p(Z|\theta) = \arg \max_{\theta} \sum_{n=1}^N \ln \left[ \sum_{d_n \in \{-1, 1\}} p(z_n|d_n)p(d_n|\theta) \right]. \quad (15)$$

参数  $\theta$  估计值的 CRLB 满足

$$E\{[\hat{\theta} - \theta][\hat{\theta} - \theta]^T\} \geq J^{-1}(\theta). \quad (16)$$

Fisher 信息矩阵为  $J(\theta) = E[-\Delta_{\theta}^2 \ln p(Z|\theta)]$ , 其中二阶偏导数为

$$\Delta_{\theta}^2 \ln p(Z|\theta) = \sum_{n=1}^N \frac{-\nabla_{\theta} p(z_n|\theta) \nabla_{\theta}^T p(z_n|\theta)}{p^2(z_n|\theta)} + \frac{\Delta_{\theta}^2 p(z_n|\theta)}{p(z_n|\theta)}. \quad (17)$$

则有

$$J(\theta) = \sum_{n=1}^N \int \left[ \frac{\nabla_{\theta} p(z_n|\theta) \nabla_{\theta}^T p(z_n|\theta)}{p(z_n|\theta)} - \Delta_{\theta}^2 p(z_n|\theta) \right] dz_n. \quad (18)$$

注意到  $\int p(z_n|\theta) dz_n = 1$ , 式 (18) 等式右端第 2 项为

零, 因此 Fisher 信息矩阵为

$$J(\theta) = \sum_{n=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\nabla_{\theta} p(z_n|\theta) \nabla_{\theta}^T p(z_n|\theta)}{p(z_n|\theta)} dz_n, \quad (19)$$

其中  $\nabla_{\theta} p(z_n|\theta) = \sum_{d_n \in \{-1, 1\}} p(z_n|d_n) \nabla_{\theta} p(d_n|\theta)$ . 梯度向量  $p(d_n|\theta)$  的各偏导数分量为

$$\frac{\partial p(d_n = 1|\theta)}{\partial \phi} = \frac{e^{-\frac{(\phi_n - a_n)^2}{2\sigma_v^2}}}{2\sqrt{2\pi}\sigma_v a_n d_n^{\alpha}}, \quad (20)$$

$$\frac{\partial p(d_n = -1|\theta)}{\partial \phi} = -\frac{e^{-\frac{(\phi_n - a_n)^2}{2\sigma_v^2}}}{2\sqrt{2\pi}\sigma_v a_n d_n^{\alpha}}, \quad (21)$$

$$\frac{\partial p(d_n = 1|\theta)}{\partial x} = \frac{\alpha a_n d_n^{-2} (x_n - x)}{2\sqrt{2\pi}\sigma_v} e^{-\frac{(\phi_n - a_n)^2}{2\sigma_v^2}}, \quad (22)$$

$$\frac{\partial p(d_n = -1|\theta)}{\partial x} = -\frac{\alpha a_n d_n^{-2} (x_n - x)}{2\sqrt{2\pi}\sigma_v} e^{-\frac{(\phi_n - a_n)^2}{2\sigma_v^2}}, \quad (23)$$

$$\frac{\partial p(d_n = 1|\theta)}{\partial y} = \frac{\alpha a_n d_n^{-2} (y_n - y)}{2\sqrt{2\pi}\sigma_v} e^{-\frac{(\phi_n - a_n)^2}{2\sigma_v^2}}, \quad (24)$$

$$\frac{\partial p(d_n = -1|\theta)}{\partial y} = -\frac{\alpha a_n d_n^{-2} (y_n - y)}{2\sqrt{2\pi}\sigma_v} e^{-\frac{(\phi_n - a_n)^2}{2\sigma_v^2}}. \quad (25)$$

通常对最大似然估计问题 (15) 没有分析解, 求助于 Newton-Raphson 迭代方法求数值解, 参数  $\theta$  的迭代更新过程为

$$\theta_{k+1} = \theta_k - \left[ \frac{\partial^2 \ln p(Z|\theta)}{\partial \theta \partial \theta^T} \right]^{-1} \frac{\partial p(Z|\theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k} \approx \theta_k + J(\theta)^{-1} \frac{\partial p(Z|\theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}. \quad (26)$$

其中:  $J(\theta)$  为 Fisher 信息矩阵, 且

$$\frac{\partial \ln p(Z|\theta)}{\partial \theta} = \sum_{n=1}^N \nabla_{\theta} p(z_n|\theta) / p(z_n|\theta)$$

为梯度向量, 以上迭代过程一致进行到收敛为止. 为了保证算法收敛, 在监控区域和目标信号强度的合理区间内执行粗糙的网格搜索, 找到一个近似的似然函数的最大值点作为 Newton-Raphson 迭代的初始值.

## 4 仿真分析

如图 1 所示, 设无线传感器网络包含 100 个传感器节点 (圆形图案), 以方格形式均匀分布在  $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$  局域内, 目标 (星形图案) 位于  $(x, y) = (10, 20)$ , 目标参数真实值为  $\theta = (25000, 10, 20)$ . 文献 [6] 给出了局部节点的最优量化阈值的选取方法, 为了简单起见, 本文在对传感器节点观测数据量化时, 每个节点采用均匀量化器, 所有节点使用相同的量化阈值. 设所有节点量测噪声方差  $\sigma_v^2 = 0.1$ , 所有无线通讯信道包络具有相同的均方值  $2\sigma_c^2 = 1$ , 取信道噪声方差  $\sigma_n^2$  使平均信道信噪比为 5 dB. 在多跳 WSN 设计中, 节点中继次数是一个设计参数, 其选取需要在定位精度和能量消耗之间折衷<sup>[10]</sup>. 为了体现算法比较的公平性,

在此假设所有节点的平均中继次数为  $H = 3$ .

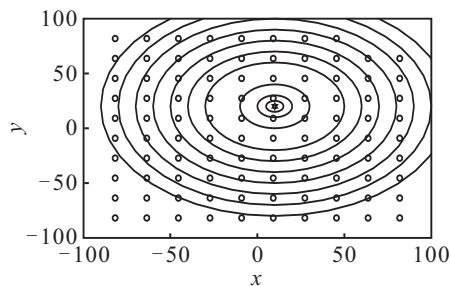
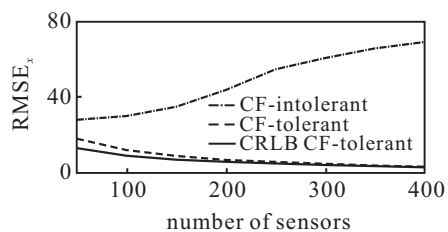
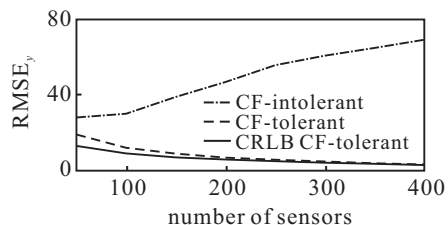


图 1 无线传感器网络分布和目标辐射信号强度轮廓

在上述参数设置和仿真场景下, 对信道容错的定位算法 (CF-tolerant) 和非信道容错的定位算法 (CF-intolerant) 的性能进行了对比, 其中 CF-intolerant 算法认为融合中心接收到的数据是来自局部传感器节点的真实量化数据. 图 2 针对不同的传感器节点个数  $N$ , 分别给出了 CF-tolerant 算法和 CF-intolerant 算法对目标位置坐标估计的均方根误差 (RMSE), 同时给出了 CF-tolerant 算法相应的 CRLB 的平方根, 仿真结果基于 100 次 Monte Carlo 平均得到. 由仿真结果可见, 在退化信道下, CF-tolerant 算法的性能远远超过 CF-intolerant 算法, 因为 CF-tolerant 算法在目标位置估计的过程中考虑了信道退化带来的影响, 所以提高了定位精度. CF-intolerant 算法随着节点数目的增加, 带来了更多的错误量测, 因此性能严重退化, 而 CF-tolerant 算法对信道退化具有一定的鲁棒性.



(a) 坐标分量  $x$  的 RMSE



(b) 坐标分量  $y$  的 RMSE

图 2 算法对目标位置估计的 RMSE 与传感器个数的关系

在同样的参数设置和仿真场景下, 对退化信道下 CF-tolerant 算法的性能和在假设所有信道是理想信道下目标定位算法 (perfect-channel) 的性能进行了对比. 在理想信道下, 融合中心接收到的数据为传感器节点真实量化数据 (理想信道下量化数据下目标定位算法步骤和 CRLB 的推导见文献 [6]). 图 3 针对

不同的传感器节点个数  $N$ , 分别给出退化信道下 CF-tolerant 算法和 perfect-channel 算法对目标位置坐标估计的 RMSE, 作为算法性能准则, 图中也给出了两种条件下两种定位算法相应的 CRLB 的平方根. 由图 3 可见, perfect-channel 定位算法的性能优于退化信道下 CF-tolerant 算法的性能. 仿真结果表明, 随着传感器数目的增加, 两种情况下算法的定位性能都在改善, 且很快收敛于相应的 CRLB. 同时, 当传感器节点足够多时, 包含信道统计量的 CF-tolerant 定位算法的性能逐渐接近于 perfect-channel 算法的性能.

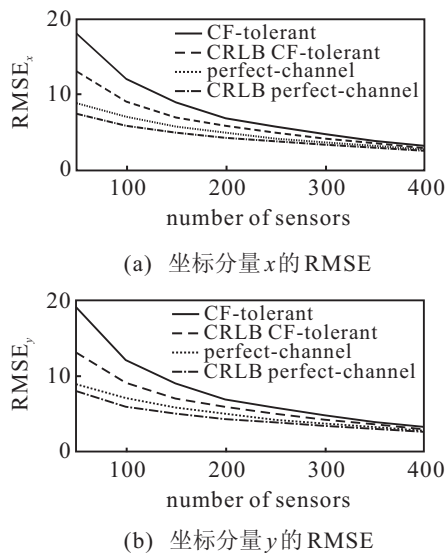


图 3 目标位置估计的 RMSE 和 CRLB 与传感器个数的关系

## 5 结 论

本文研究了在网络能量和带宽限制下存在信道退化的多跳 WSN 下的目标定位问题, 基于最大似然估计方法提出了一种信道容错的目标定位算法. 仿真结果表明, 信道容错的目标定位算法能有效减缓信道衰落和噪声带来的性能退化, 后续研究将主要针对网络中继策略和分布式跟踪算法.

### 参考文献(References)

[1] Yao K. Sensor networking: Concepts, applications and challenges[J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(6): 839-845.

- [2] Bal M, Shen W, Ghenniwa H. Collaborative signal and information processing in wireless sensor networks: A review systems[C]. IEEE Int Conf on Man and Cybernetics(SMC 2009). San Antonio: IEEE Press, 2009: 3151-3156.
- [3] Meesookho C, Mitra U, Narayanan S. On energy-based acoustic source localization for sensor networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(1): 365-377.
- [4] Sheng X H, Hu Y H. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(1): 44-53.
- [5] Liu Y, Hu Y H, Pan Q. Distributed, robust acoustic source localization in a wireless sensor network[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 60(8): 4350-4359.
- [6] Niu R, Varshney P K. Target location estimation in sensor networks with quantized data[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(12): 4519-4528.
- [7] Masazade E, Niu R, Varshney P K, et al. Channel aware iterative source localization for wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(9): 4824-4835.
- [8] Ozdemir O, Niu R, Varshney P K. Channel aware target location with quantized data in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(3): 1190-1202.
- [9] 杨小军, 邢科义. 无线多跳传感器网络下基于粒子滤波的信道容错的目标跟踪方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(4): 440-448.  
(Yang X J, Xing K Y. Channel fault tolerant target tracking in multi-hop wireless sensor networks based on particle filtering[J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(4): 440-448.)
- [10] Yang X, Niu R, Masazade E, et al. Channel-aware tracking in multi-hop wireless sensor networks with quantized measurements[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(4): 2353-2368.
- [11] Lin Y, Chen B, Varshney P K. Decision fusion rules in multi-hop wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(2): 475-488.

(责任编辑: 郑晓蕾)