

WSN 基于声音能量量化数据的目标定位研究

戎 舟

(南京邮电大学 自动化学院, 南京 210003)

摘 要: 无线传感器网络的通信带宽和能量是有限的, 只传输二进制或几个比特量化数据来完成目标定位任务可以减少网络开销。对无线传感器网络目标定位方法进行了研究, 采用声音能量衰减模型, 推导了基于量化信号的似然函数, 给出了基于声音能量量化数据的最大似然定位方法。为了对估计结果进行评定, 推导了最大似然估计的克拉美罗下限。仿真结果表明, 该方法对目标定位的准确度基本接近于克拉美罗下限。因此, 在满足定位精度的前提下, 可通过减少传递的比特位数来节约网络的能量。

关键词: 无线传感器网络; 声音能量; 目标定位; 最大似然函数

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4312-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.080

Research of target location with quantized data of acoustic energy in WSN

RONG Zhou

(College of Automation, Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: The bandwidth and energy of wireless sensor network is limited. If only one binary or multi-bit quantized data is transmitted to realize target location, the resource cost of network can be reduced in wireless sensor network. This paper researched the method of target location in wireless sensor network. It derived the likelihood function using energy attenuation model and gave the method of maximum likelihood based on acoustic energy. And it also derived the Cramer-Rao lower bound of maximum likelihood estimator to evaluate the estimation result. The simulation results show that the performance of this method approaches to the Cramer-Rao lower bound. The energy of network can be saved by reducing the amount of bit transmitted as long as location accuracy can be satisfied.

Key words: wireless sensor network; acoustic energy; target location; maximum likelihood function

目标定位是无线传感器网络的一个重要应用, 利用多个传感器节点对无线传感器网络区域内的目标信息进行采集, 通过相应的算法能估算出目标对象的位置。

传感器网络根据声源信号进行目标定位方法主要有三种, 即基于目标信号时延测量的方法 TDOA (time delay of arrival)^[1]、基于目标信号角度的测量方法 DOA (direction of arrival)^[2]和基于目标信号能量的测量方法。TDOA 方法对节点之间时间同步精度有非常高的要求, DOA 方法对节点硬件要求较高, 需要大量的计算和通信开销。基于目标声音信号能量的定位对硬件要求低, 不需要目标的先验知识, 通信开销少, 易于实现, 比较适合于无线传感器网络。

能量加权定位算法以节点测到的声音能量大小作为权重, 对节点位置进行加权平均^[3]。最小二乘定位通过寻找多个能量比表征的超球面交集来估计目标的位置, 分为非线性最小二乘算法、线性最小二乘以及改进的一些算法^[4,5]。极大似然法根据噪声的分布得出似然函数, 使似然函数最大的目标位置即为估计值^[3,6-8], 文献[6]提出了基于声音能量测量的多目标最大似然估计; 文献[7]不在融合中心进行估计, 而是采用分布式的近似极大似然估计的方法; 文献[8]利用最优化理论中的DFP方法求出目标位置的全局最优解。基于稀疏信号重构的目标定位方法将多目标位置表示为离散化测量空间上的稀疏向量, 通过稀疏信号重构方法恢复目标位置稀疏向量^[9]。

这些算法将原始采集数据传给融合中心, 但传感器网络的通信带宽和能量均有限, 而信号传输要消耗大部分能量。可以考虑传输较少的比特数来完成定位任务, 减少能量的消耗, 如二元传感器定位传感器节点只根据目标是否在其探测区域内而提供一个比特信息^[10,11]; 文献[3]根据声音幅度的量化数据进行定位; 文献[12]则进一步给出了量化信号经无线信道干扰后的定位问题。本文在文献[3,6]的基础上, 采用基于声音能量的量化数据进行定位, 以提高定位准确度。

1 基于声音能量的最大似然估计定位

假设在某一区域布撒了传感器节点, 当区域中有目标出现时, 每个传感器对自己收到的声音信号进行测量, 然后传输给融合中心, 融合中心根据相应的算法进行定位。

假设声音的传播采用与电磁波在自由空间辐射相似的模型, 均匀地向四周发射声音信号, 不考虑实际环境中墙体等障碍物以及背景噪声、回声、风以及高密度植被等的影响。虽然这样的假设有不少与实际环境不符合的因素, 但是在目标定位过程中, 每个节点对声音信号采用连续测量求平均的方法, 而不是瞬间测量。此外在整个区域中有很多传感器采样测量后进行多点协作定位, 不是每个传感器都会受到干扰^[6]。

假设监测区域内传感器节点的位置是已知的, 各个方向声音的传递衰减模式是相同的, 采用与文献[3,6]相同的声音衰

收稿日期: 2012-04-11; 修回日期: 2012-05-15

作者简介: 戎舟(1970-), 女, 江苏丹阳人, 副教授, 博士, 主要研究方向为无线传感器网络、网络化测控技术(rongz@njupt.edu.cn)。

减模型。

第 i 个传感器收到的目标信号为

$$s_i = \frac{G_i p'}{d_i} \quad (1)$$

其中: G_i 为第 i 个传感器的增益; p' 为在距离目标参考距离 d_0 处测得的声音幅度; d_i 是目标与第 i 个传感器节点的欧氏距离, $d_i = \|\rho - r_i\|$, r_i 是第 i 个传感器的位置, ρ 为目标的位置, $\rho = [x, y]^T$ 。

为简化起见, 设对于所有的节点, G_i 都相等且为 1, 令 $p = G_i p'$ 。假定参考距离 $d_0 = 1$, 测量噪声均值为 0、方差为 σ_i^2 的加性高斯白噪声 v_i , 那么每个节点测得的声音信号为

$$a_i = s_i + v_i = \frac{p}{\|\rho - r_i\|} + v_i \quad (2)$$

对声音信号以一定的采样速率进行多次测量, 平均后送往融合中心。假设采样次数为 T , 声音信号与噪声不相关, T 次采样的平均声音能量^[6]为

$$y_i = \frac{1}{T} \sum a_i^2 = \frac{1}{T} \sum s_i^2 + \frac{1}{T} \sum v_i^2$$

令 $S = E[p^2]$, $\varepsilon_i = \frac{1}{T} \sum v_i^2$, 那么

$$y_i = \frac{S}{\|\rho - r_i\|^2} + \varepsilon_i \quad (3)$$

v_i 为高斯分布, $v_i \sim N(0, 1)$, $v_i^2 \sim N(\sigma_i^2, 2\sigma_i^4/M)$, 当 T 足够大时, 根据中心极限定理, ε_i 接近于 v_i^2 的分布, 即 $\varepsilon_i \sim N(\sigma_i^2, 2\sigma_i^4/M)$ 。

设 $v_i = \sigma_i^2$, $\lambda_i^2 = 2\sigma_i^4/M$, 令 $g_i = \frac{S}{\|\rho - r_i\|^2}$, 进一步得出 $y_i - g_i - v_i \sim N(0, \lambda_i^2)$ 。

令 $\theta = [x, y, S]^T$, 则 y_i 的概率密度函数为

$$p(y_i | \theta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times \lambda_i} \times e^{-\frac{(y_i - g_i - v_i)^2}{2\lambda_i^2}} dy_i \quad (4)$$

假定各个传感器的测量是相互独立的, 根据式(4)可以得到似然函数, 使得似然函数最大的 θ 即为估计值^[6]。

2 基于声音能量的量化数据最大似然估计定位

在基于声音能量的最大似然估计定位方法中, 每个传感器采集的原始数据直接传输给融合中心, 没有考虑量化的问题, 从无线传感器节点能量消耗的比例看, 数据收发占据了节点消耗的大部分能量, 将传感器数据量化成较少的比特数可以降低网络的能耗和流量, 因此参考文献[3]将对原始采集数据的似然估计转换为对量化信号的似然估计。

每个传感器节点对 y_i 进行量化后传送到融合中心进行定位判断。假定节点将 y_i 量化成 Mbit, 表示为 $D = \{D_i; i = 1, \dots, N\}$, 其中 N 为网络中传感器节点的个数, 设 $L = 2^M$, D_i 为在区间 $[0, L-1]$ 内的离散值, 第 i 个传感器的量化门限为 $\eta_i = \{\eta_{i1}, \eta_{i2}, \dots, \eta_{i(L-1)}\}$, 收到 y_i 后, 第 i 个传感器的量化可以表示成

$$D_i = \begin{cases} 0 & y_i < \eta_{i1} \\ 1 & \eta_{i1} < y_i < \eta_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ L-2 & \eta_{i(L-2)} < y_i < \eta_{i(L-1)} \\ L-1 & \eta_{i(L-1)} < y_i \end{cases} \quad (5)$$

根据 y_i 的概率密度函数, 量化后 D_i 是区间 $[0, L-1]$ 内某一值 l 的概率为

$$p_{il}(\eta_i, \theta) = Q\left(\frac{\eta_{il} - g_i - v_i}{\lambda_i}\right) - Q\left(\frac{\eta_{i(l+1)} - g_i - v_i}{\lambda_i}\right) \quad (6)$$

证明

$$\begin{aligned} p_{il}(\eta_i, \theta) &= \int_{\eta_{il}}^{\eta_{i(l+1)}} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times \lambda_i} \times e^{-\frac{(y_i - g_i - v_i)^2}{2\lambda_i^2}} dy_i = \\ &= \int_{\eta_{il}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times \lambda_i} \times e^{-\frac{(y_i - g_i - v_i)^2}{2\lambda_i^2}} dy_i - \\ &= \int_{\eta_{i(l+1)}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times \lambda_i} \times e^{-\frac{(y_i - g_i - v_i)^2}{2\lambda_i^2}} dy_i \end{aligned}$$

令 $t = \frac{y_i - g_i - v_i}{\lambda_i}$, 则 $y_i = t \times \lambda_i + g_i + v_i$, $dy_i = dt \times \lambda_i$ 。

当 $y_i = \eta_{il}$ 时, $t = \frac{\eta_{il} - g_i - v_i}{\lambda_i}$, 因此

$$\begin{aligned} p_{il}(\eta_i, \theta) &= \int_{\frac{\eta_{il} - g_i - v_i}{\lambda_i}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times e^{-\frac{t^2}{2}} dy_i - \\ &= \int_{\frac{\eta_{i(l+1)} - g_i - v_i}{\lambda_i}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \times e^{-\frac{t^2}{2}} dy_i = \\ &= Q\left(\frac{\eta_{il} - g_i - v_i}{\lambda_i}\right) - Q\left(\frac{\eta_{i(l+1)} - g_i - v_i}{\lambda_i}\right) \end{aligned}$$

各个传感器节点将量化后的 D_i 传送到融合中心, 似然函数表示为

$$P(D | \theta) = \prod_{i=1}^N p_{il}(\eta_i, \theta) \quad (7)$$

对数似然函数表示为

$$\ln P(D | \theta) = \sum_{i=1}^N \ln p_{il}(\eta_i, \theta) \quad (8)$$

最大似然估计即求出使 $P(D | \theta)$ 或 $\ln P(D | \theta)$ 最大的 θ 值。

3 无偏估计量的 CRLB

在采用相应的算法对目标位置进行估计后, 估计性能是否已经达到最佳, 该怎样评定? 克拉美罗下限(CRLB)给出了无偏估计量估计方差的下限, 为评估无偏估计量的性能提供了比较。如果对未知参数 θ 进行估计, 其无偏估计的 CRLB 由费希尔信息矩阵的逆给出。对 θ 进行估计, 方差达到 CRLB 的估计为有效估计。费希尔信息矩阵为

$$J = -E\left[\frac{\partial^2 \ln p(D | \theta)}{\partial \theta \partial \theta^T}\right] \quad (9)$$

其中:

$$\begin{aligned} E\left[\frac{\partial \ln^2 p(D | \theta)}{\partial x^2}\right] &= E\left[\sum_{i=1}^N \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial \ln p_{il}}{\partial x}\right)\right] = \\ &= E\left[\sum_{i=1}^N \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{p_{il}} \frac{\partial p_{il}}{\partial x}\right)\right] = \\ &= E\left[\sum_{i=1}^N \frac{1}{p_{il}} \frac{\partial^2 p_{il}}{\partial x^2} - \sum_{i=1}^N \frac{1}{p_{il}^2} \left(\frac{\partial p_{il}}{\partial x}\right)^2\right] \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中为表达简便起见, 用 p_{il} 表示 $p_{il}(\eta_i, \theta)$ 。

因为 D_i 取值为 1 的概率为 p_{il} , 所以

$$\begin{aligned} E\left[\frac{\partial \ln^2 p(D | \theta)}{\partial x^2}\right] &= \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{L-1} \frac{\partial^2 p_{il}}{\partial x^2} - \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{L-1} \frac{1}{p_{il}} \left(\frac{\partial p_{il}}{\partial x}\right)^2 = \\ &= - \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{L-1} \frac{1}{p_{il}} \left(\frac{\partial p_{il}}{\partial x}\right)^2 = \\ &= \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^{L-1} - \frac{1}{p_{il}} \frac{(x - x_i)^2 S^2}{d_i^8} \times \left[\frac{2}{\sqrt{2\pi} \lambda_i} \left(e^{-\frac{(\eta_{il} - g_i - v_i)^2}{2\lambda_i^2}} - e^{-\frac{(\eta_{i(l+1)} - g_i - v_i)^2}{2\lambda_i^2}} \right) \right]^2 \end{aligned}$$

$$\text{令 } \xi_i = \sum_{l=1}^{L-1} \frac{1}{p_{il}} \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\lambda_i)^2} \left(e^{-\frac{(\eta_{il}-g_i-v_i)^2}{2\lambda_i^2}} - e^{-\frac{(\eta_{i(l+1)}-g_i-v_i)^2}{2\lambda_i^2}} \right)^2, \text{ 则}$$

$$J_{11} = \sum_{i=1}^N \frac{4(x-x_i)^2 S^2}{d_i^8} \xi_i,$$

$$J_{12} = J_{21} = \sum_{i=1}^N \frac{4S^2}{d_i^6} (x-x_i)(y-y_i) \xi_i,$$

$$J_{13} = J_{31} = \sum_{i=1}^N \frac{2S}{d_i^6} (x-x_i) \xi_i,$$

$$J_{22} = \sum_{i=1}^N \frac{4(y-y_i)^2 S^2}{d_i^8} \xi_i,$$

$$J_{23} = J_{32} = \sum_{i=1}^N \frac{2S}{d_i^6} (y-y_i) \xi_i, J_{33} = \sum_{i=1}^N \frac{1}{d_i^4} \xi_i \quad (11)$$

式(11)给出了费希尔信息矩阵每一项的公式,只要求出矩阵的逆即可得到每个估计参数的 CRLB。

4 仿真结果与分析

传感器网络仿真区域为 200 m × 200 m 的正方形,节点随机布置和均匀布置,目标位置为 (-5, 5), 目标能量为 5 000。仿真在 LabVIEW 软件平台上实现,利用非线性优化方法求使似然函数最大的 x 、 y 和 S 。

对本文的基于能量量化数据的最大似然法 MLE (maximum likelihood using energy) 及其 CRLB 进行比较,仿真次数为 200 次,节点位置均匀分布,量化比特数为 1, MLE 的门限为 4.5。门限的选取采用估计的方法,假定节点能检测到的最大声音能量为 8 000,目标在区域的中心位置,当门限取 4.5 时,有一半节点收到 1 信号,一半节点收到 0 信号。图 1 是当传感器节点均匀分布时对 x 、 y 和 S 进行估计的均方误差随节点数变化的情况,节点随机分布时情况类似。

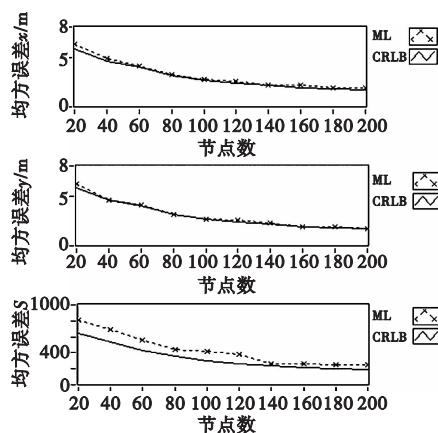


图1 节点位置均匀分布时的定位均方误差

从图 1 中可以看出,虽然融合中心只收到 1 bit 信息,但是通过最大似然估计算法估计可以达到一定的准确度。基于能量量化数据的最大似然法 MLE 不论节点数多还是少,估计均方误差均基本接近于无偏估计的下限。与不量化的最大似然法以及其他定位方法相比,该方法估计速度较慢。

当节点传输的比特数多时,融合中心收到的信息量大,融合结果也更准确。图 2 是当节点均匀分布,节点数为 60 时估计均方误差随比特数的变化情况。当量化比特数较少时,MLE 的估计均方误差相对大一些;随着量化比特数的增加,估计的均方误差逐渐减小,估计均方误差基本接近于无偏估计的下限。虽然基于量化数据的估计结果与量化的比特数有密切关系,但在比特数较少时也能达到一定的定位准确度,因此只要满足定位精度要求,可以采用传输较少比特数的方法来减少网

络的能耗。

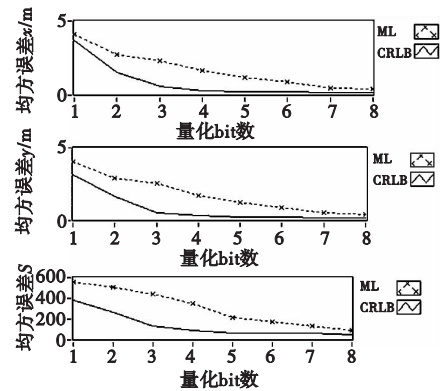


图2 定位均方误差与量化bit数的关系

5 结束语

本文采用声音能量衰减模型,根据量化过程推导了基于声音能量量化后的似然函数,得到了相应的最大似然定位方法。为了对估计性能进行评定,还推导了该最大似然定位法的 CRLB。仿真结果和分析表明,本文的最大似然定位法 MLE 的估计性能基本接近于无偏估计的下限,当节点传输的比特数较少时,估计准确度优于基于幅度量化的定位法 MLA。在无线传感器网络能量有限的情况下,只要满足定位精度要求,可以通过量化减少数据传输量的方法来节约能量。

参考文献:

- [1] YU Ying, SILVERMAN H F. An improved TDOA-based location estimation algorithm for large aperture microphone arrays [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004:77-80.
- [2] KAPLAN L M. Local node selection for localization in a distributed sensor network [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2006, 42(1):136-146.
- [3] NIU Rui-xin, VARSHNEY P K. Target location estimation in sensor networks with quantized data [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(12):4519-4528.
- [4] LI Dan, HU Yu-hen. Energy-based collaborative source localization using acoustic microsensor array [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2003(4):321-337.
- [5] 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.
- [6] SHENG Xiao-hong, HU Yu-hen. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(1):44-53.
- [7] ADDESSO P, MARANO S, MATTIA V. Estimation of target location via likelihood approximation in sensor networks [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(3):1358-1368.
- [8] 刘立阳, 张金成, 吴中林, 等. 基于 RSSI&DFP 的无线传感器网络声源目标定位算法 [J]. 传感技术学报, 2011, 24(10):1464-1468.
- [9] 王勇, 王雪, 孙欣尧. 基于稀疏信号重构的无线传感网络目标定位 [J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(2):362-368.
- [10] 周红波, 程远国, 邢昌凤. 二元传感器网络目标定位与跟踪研究 [J]. 控制与决策, 2009, 24(10):1589-1592.
- [11] DJURIC P M, VEMULA M, BUGALLO M F. Target tracking by particle filtering in binary sensor networks [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(6):2229-2238.
- [12] OZDEMIR O, NIU Rui-xin, VARSHNEY P K. Channel aware target localization with quantized data in wireless sensor networks [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(3):1190-1202.