

# 基于量化信息的无线传感器网络多声源定位研究

刘韵婷<sup>1,2</sup>, 井元伟<sup>2</sup>, 张嗣瀛<sup>2</sup>

(1. 沈阳理工大学自动化与电气工程学院 沈阳 110159; 2. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)

**【摘要】**针对量化定位大都集中在单源定位问题, 该文研究了基于无线传感器网络的量化多声源定位方法。首先针对超声波源的传播特性提出了对数量化策略, 节点根据量化策略和测量值计算量化信息, 并将量化信息传输给基站; 然后基站根据提出的基于可能性C均值聚类算法的多源定位方法估计声源的位置。通过在不同参数下的仿真验证所提算法的有效性, 仿真结果表明: 该算法能够较精确地估计多声源的位置, 且对丢包率具有一定的鲁棒性。

**关键词** 定位; 多源; 可能性C均值聚类; 量化信息; 无线传感器网络

中图分类号 TP393 文献标志码 A doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2017.04.009

## Multi-Acoustic Source Localization Based on Quantized Data for Wireless Sensor Networks

LIU Yun-ting<sup>1,2</sup>, JING Yuan-wei<sup>2</sup>, and ZHANG Si-ying<sup>2</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University Shenyang 110159;

2. School of Information Science & Engineering, Northeastern University Shenyang 110819)

**Abstract** In this paper, we focus on the multi-acoustic source localization algorithm based on wireless sensor networks. First, the logarithm quantization strategy is proposed for the propagation characteristics of the ultrasonic source. The nodes calculate the quantized data according to the quantization strategy and the measured value, and transmit the quantized data to the base station. The base station then estimates the localization of the acoustic source with the proposed multi-acoustic source localization algorithm based on the likelihood C-means clustering algorithm. The effectiveness of the proposed algorithm under different parameters is verified and the simulation results show that the proposed algorithm can estimate the position of the multi-acoustic source more accurately and has some robustness to packet loss rate.

**Key words** localization; multi-acoustic source; possibilistic C-means clustering algorithm; quantization; wireless sensor networks

随着微电子、短距离通信及传感技术的不断发展, 使得无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)成为研究热点之一<sup>[1]</sup>。信号源(目标)定位是WSNs的一个重要研究方向, 成果可以广泛应用在汽车、水下大型生物和人员定位等领域。基于WSNs的信号源定位根据测量方式的不同可以分为3类: 基于TDOA(time difference of arrival)、基于RSS(received signal strength)和基于AOA(angle of arrival)的定位。其中, 基于TDOA的方式对节点间时间同步要求较高, AOA的方式需要阵列天线, 因此对节点硬件要求较高。基于RSS的方式对节点硬件要求较低, 且功耗相对较小, 因此, 该方式非常适合WSNs的应用<sup>[2]</sup>。

基于WSNs的多源定位受到国内外学者的高度关注。文献[3]提出使用极大似然估计法(maximum likelihood estimation, MLE)建立多源定位的目标函数, 然后采用期望极大化和多分辨率搜索估计信号源的位置。文献[4]提出采用交替映射算法将多源定位问题分解为多个非凸优化问题, 相对于MLE方法, 该方法极大地降低了计算复杂度。文献[5]通过采用凸松弛方法将复杂的多源定位问题分解为多个凸优化问题, 并在此基础上提出了TTS(Tractable Three-Step)算法估计信号源的位置。

以上算法需要传感器节点将测量的原始数据传送给基站, 基站根据测量值和传感器节点的位置估计信号源的位置。但是传感器节点的能量和通信带

收稿日期: 2015-03-23; 修回日期: 2016-12-14

基金项目: 国家自然科学基金(61304021); 辽宁省自然科学基金(20170540788)

作者简介: 刘韵婷(1983-), 女, 博士, 主要从事无线传感器网络定位算法方面的研究。

宽非常有限, 而传输原始数据会消耗较多的能量, 因此, 将测量的原始数据进行量化, 节点仅仅传输量化后的几个比特的信息, 将大大降低数据的传输量, 并降低节点的能量消耗。文献[6]提出了基于量化数据的目标定位方法, 该方法通过MLE法建立目标函数, 对目标函数进行优化得到目标的估计位置, 将信道的不确定性融入定位方法中, 因此该方法对信道扰动具有一定的容错性。文献[7]针对异构传感器网络提出了循环源定位算法, 该算法首先通过蒙特卡洛方法获得信号源的后验概率密度函数, 然后提出两种节点选择方法, 最后根据选择的节点和建立的目标函数估计信号源的位置。文献[8]的基于编码理论循环定位方法在每次循环过程中, 基站通过解决 $M$ 进制假设检验问题估计信号源位置同时决定下一次循环的感兴趣区域, 相对于极大似然估计法, 该方法降低了计算复杂度。

目前, 量化定位的研究大都集中在单目标(或单源)定位问题上, 鲜有文献研究基于量化信息的多源定位方法。

## 1 系统模型

### 1.1 传感器节点测量模型

假设在监测区域内随机部署 $N$ 个传感器节点, 且每个传感器节点的位置已知, 区域内有 $K$ 个超声信号源, 每个信号源均匀地向四周发射超声信号, 不考虑障碍物对信号传播的影响。第 $i$ 个传感器节点接收到的信号强度为<sup>[3]</sup>:

$$y_i = \sum_{k=1}^K \frac{S_k}{d_{ik}^{\gamma/2}} + n_i \quad (1)$$

式中,  $y_i$ 为节点 $i$ 接收到的能量;  $n_i$ 为测量噪声; 且服从均值为0、方差为 $\sigma^2$ 的高斯分布;  $S_k$ 为第 $k$ 个信号源的能量;  $\gamma$ 为路径损失系数;  $d_{ik} = \|\rho_k - r_i\|$ 为第 $i$ 个节点与第 $k$ 个信号源的欧式距离,  $\rho_k$ 为第 $k$ 个信号源的坐标,  $r_i$ 为第 $i$ 个节点的坐标。

### 1.2 量化策略

将第 $i$ 个传感器节点对测量值 $y_i$ 量化成 $M$ 比特, 表示为 $D_i$ , 设 $L=2^M$ ,  $D_i$ 为在区间 $[0, L-1]$ 内的整数, 第 $i$ 个传感器的量化可以表示为:

$$D_i = \begin{cases} 0, & y_i \leq \eta_1 \\ 1, & \eta_1 < y_i \leq \eta_2 \\ \vdots & \vdots \\ L-1, & y_i > \eta_{L-1} \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\eta_i$ 为量化阈值。

如图1所示, 在一个信号源的情况下, 测量值 $y_i$

随距离的增加而急剧降低, 若采用传统的均匀量化将导致测量值较小时的分分辨率较低。因此, 本文提出对量化策略: 针对传感器网络测量的某一目标源, 它的能量值一般在某一范围内  $S_{\min} \leq S_k \leq S_{\max}$ , 则量化阈值可根据下式确定:

$$\eta_i = 10^{\left[ a_1 + \frac{(i-1)(a_2 - a_1)}{L-2} \right]}, \quad i = 1, 2, \dots, L-1 \quad (3)$$

式中,  $a_1 = \lg(KS_{\min})$ ;  $a_2 = \lg(KS_{\max})$ 。

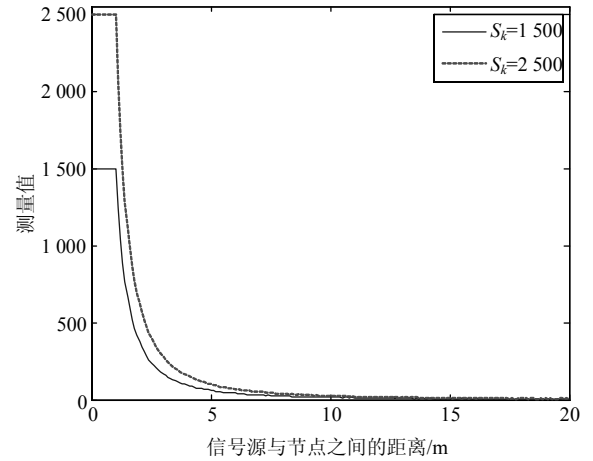


图1 测量值与距离之间的关系

极大似然估计法是应用最广泛的一种多源定位算法, 但是该方法计算复杂度较高, 不适合计算和存储能力有限的传感器节点, 因此本文提出了一种基于可能性 $C$ 均值聚类算法(possibilistic  $C$  means clustering algorithm, PCMC)的低计算复杂度的多源定位算法。

## 2 基于可能性 $C$ 均值的多源定位算法

### 2.1 可能性 $C$ 均值聚类算法

在模糊 $C$ 均值聚类算法(fuzzy  $C$ -mean, FCM)中, 隶属度和为1的约束条件使其对噪声与野值点很敏感。为了解决这一问题, 文献[9]放松了隶属度约束条件, 提出了可能性聚类算法(PCMC)。

给定数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_q\}$  分成 $C$ 类, 通过最小化如下目标函数实现<sup>[10]</sup>:

$$J(t) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^q (t_{ij})^m \|x_j - p_i\|^2 + \sum_{i=1}^C \lambda_i \sum_{j=1}^q (1-t_{ij})^m \quad (4)$$

式中,  $t_{ij} \in [0, 1]$ , 为样本 $x_j$ 对类 $i$ 的可能性划分值,

$0 < \sum_{j=1}^q t_{ij} < q$ ;  $p_i$ 为第 $i$ 个聚类中心;  $C$ 为聚类个数;

$m$ 为加权指数(本文取 $m=2$ );  $\lambda_i$ 为惩罚因子。目标函数中的第一项为数据点到各类中心的加权距离; 第二项是惩罚项, 用于避免可能性矩阵为零的情况。

由于在监测区域内共有 $K$ 个声源,则聚类中心的个数设定为 $K$ ,即 $C=K$ 。 $t_{ik}$ 即为第 $i$ 个传感器节点对第 $k$ 个声源的可能性划分值, $x_i$ 为第 $i$ 个传感器节点的坐标, $p_k$ 为第 $k$ 个聚类中心的坐标。

惩罚因子的表达式为:

$$\lambda_i = W \frac{\sum_{k=1}^q t_{ik}^m \|x_i - p_k\|^2}{\sum_{k=1}^q t_{ik}^m} \quad (5)$$

式中, $W>0$ ,通常取值为1。

通过迭代可得可能性划分值和聚类中心分别为:

$$t_{ik} = \left[ 1 + \left[ \frac{\|x_i - p_k\|^2}{\lambda_i} \right]^{m-1} \right]^{-1} \quad (6)$$

$$p_k = \frac{\sum_{i=1}^q t_{ik}^m x_i}{\sum_{i=1}^q t_{ik}^m} \quad (7)$$

## 2.2 多源定位算法

令 $D_i>0$ 的节点为报警节点,每个报警节点将量化后的数据 $D_i$ 直接传输给基站,基站根据本文提出的多源定位算法估计声源的位置。 $R=[r_1, r_2, \dots, r_q]$ 为报警节点坐标集,且 $q \leq N$ 。采用如下改进的可能性 $C$ 均值算法估计声源的位置:

由式(1)和式(2)可知,量化值 $D_i$ 越大,节点测量值也越大,同时表明该节点与被测声源之间的距离越近,则该节点在计算聚类中心时的权重理应越大。

将 $D_i$ 进行归一化处理:

$$D'_i = \frac{D_i}{\sum_{i=1}^q D_i} \quad (8)$$

本文将 $D'_i$ 作为权值,重新定义聚类中心为:

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^q (t_{ij})^m D'_j x_j}{\sum_{j=1}^q (t_{ij})^m D'_j} \quad (9)$$

本文所提算法的步骤为:

1) 初始化参数:聚类个数 $C=K$ ,初始迭代次数 $t=1$ ,最大迭代次数 $t_{\max}$ ,停止阈值 $\varepsilon=0.01$ 。初始化可能性划分值 $t_{ik}^{(0)}$ 和聚类中心 $p_k^{(0)}$ ,并根据式(5)计算惩罚因子 $\lambda_i$ 。

2) 根据式(6)计算可能性划分值。

3) 根据式(9)计算聚类中心。

4) 根据式(4)计算目标函数值, $t=t+1$ 。

5) 若满足 $\|J(t) - J(t-1)\| < \varepsilon$ 或者 $t > t_{\max}$ ,则停止,否则重复步骤2)~步骤4)。

将聚类中心 $P=[p_1, p_2, \dots, p_K]$ 作为估计的声源位置。

## 3 仿真结果与分析

本文建立的仿真环境如下:在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的方形区域内随机部署 $N$ 个传感器节点, $K$ 个声源,采用的所有默认参数如表1所示。

表1 默认参数值

参数	默认值
节点个数( $N$ )	400
信号源个数( $k$ )	2
测量噪声标准差( $\sigma$ )/m	1
量化比特数( $M$ )/bit	3
第 $k$ 个信号源的能量( $S_k$ )	1 500

本文的仿真结果通过2 000次Monte Carlo实验获得,并采用均方根误差作为评价定位误差的指标:

$$\text{RMSE} = \frac{1}{RK} \sum_{i=1}^R \sum_{k=1}^K \sqrt{(x_k - \hat{x}_k(i))^2 + (y_k - \hat{y}_k(i))^2} \quad (10)$$

式中, $(x_k, y_k)$ 为第 $k$ 个信号源的真实位置; $(\hat{x}_k(i), \hat{y}_k(i))$ 为第 $i$ 次Monte Carlo实验估计的第 $k$ 个信号源的位置; $R=2 000$ 。

量化定位的研究大都集中在单目标(或单源)定位方面,鲜有文章研究基于量化信息的多源定位,所以在仿真实验中本文仅针对算法的自身参数进行仿真实验以验证所提算法的有效性。

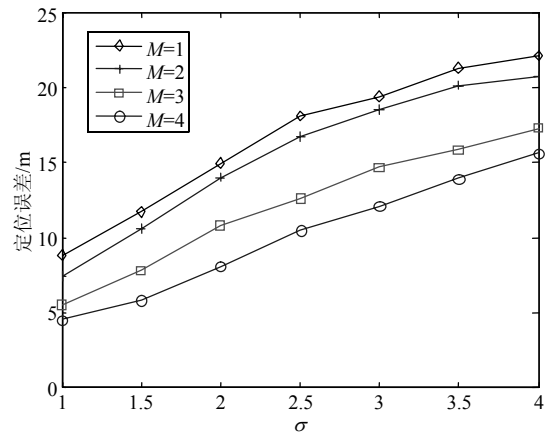


图2 不同量化比特数下噪声标准差与定位误差的关系

图2给出了不同量化比特数下噪声标准差 $\sigma$ 与定位误差的关系。由图可知,本文所提算法的定位

误差随着 $\sigma$ 的增加而增加, 这是因为 $\sigma$ 越大, 噪声对测量值的干扰就越大, 并导致量化值 $D_i$ 出现错误的概率越大。随着量化比特数 $M$ 的增加, 定位误差逐渐减小, 这是由于 $M$ 越大, 节点向基站提供的量化信息越多, 因此会提升定位的精度。本文仿真实验中所选默认的量化比特数 $M=3$ , 由于 $M$ 越大, 虽然定位精度越高, 但是算法的复杂度也越高, 考虑到传感器节点的计算和存储能力有限, 量化的比特数不宜选择过大, 在今后的应用中可以根据实际需要进行调整。

表2 定位误差

$S_k$	$N=200$	$N=250$	$N=300$	$N=350$	$N=400$
1 500	6.058 1	5.840 2	5.756	5.624	5.624
2 000	7.373 1	7.246 8	7.197 8	7.155 9	7.053 4
2 500	8.763	8.685 6	8.577 2	8.505 6	8.38

表2给出了节点个数和信号源能量 $S_k$ 对定位误差的影响。由该表可知, 本文所提算法的定位精度随着节点个数的增加而增加, 这是因为节点个数越多, 提供的有效信息越多, 进而会提升定位精度。由于信号源能量 $S_k$ 越大, 信号之间的干扰也会越强, 因此, 定位精度越低。

以上两个结论都是考虑比较理想的情况, 即传感器节点都能将量化值 $D_i$ 传输给基站。在现实情况下, 由于节点故障、信道拥塞等原因, 可能会导致丢包率的出现, 即基站无法收到某些节点的量化值。图3给出了丢包率和定位误差的关系。由图可知, 随着丢包率的增加, 本文所提算法的定位误差基本没有较大变化, 由此可知, 所提算法对丢包率具有一定的鲁棒性。同时随着噪声标准差 $\sigma$ 的增加, 定位误差随之增加。

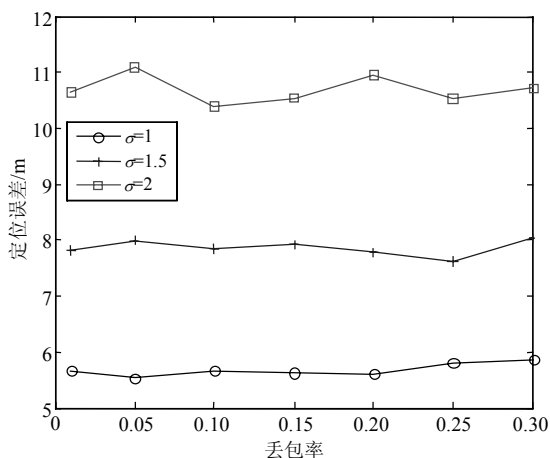


图3 丢包率与定位误差的关系

## 4 结束语

本文研究了基于无线传感器网络的量化信息多源定位方法, 首先针对超声源的特性提出了对数量化策略, 该策略能够更好的反映超声源与距离之间的关系; 然后提出了基于可能性C均值聚类算法(PCMC)的多源定位方法, 通过PCMC算法将多源定位问题转化为聚类问题, 通过计算聚类中心获得估计的声源位置。仿真结果表明, 本文所提算法能够较精确地估计出多个声源的位置, 并对丢包率具有一定的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] WANG J, GAO Q, CHENG P. Lightweight robust device-free localization in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 6(10): 5681-5689.
- [2] LOHRASBIPEYDEH H, GULLIVER T A, AMINDAVAR H. Blind received signal strength difference based source localization with system parameter errors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(17): 4516-4531.
- [3] SHENG X H, HU Y H. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(1): 44-53.
- [4] AMPELIODS D, BERBERIDIS K. Low complexity multiple acoustic source localization in sensor networks based on energy measurements[J]. Signal Processing, 2010, 90(4): 1300-1312.
- [5] SHEN H, DING Z, DASGUPTA S. Multiple source localization in wireless sensor networks based on time of arrival measurement[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(8): 1938-1949.
- [6] OZDEMIR O, NIU R, VARSHNEY P K. Channel aware target localization with quantized data in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(3): 1190-1202.
- [7] MASAZADE E, NIU R, VARSHNEY P K. Energy aware iterative source localization for wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(9): 4824-4835.
- [8] VEMPATY A, HAN Y S, VARSHNEY P K. Target localization in wireless sensor networks using error correcting codes[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2014, 60(1): 697-712.
- [9] KRISHNAPURAM R, KELLER J M. A possibilistic approach to clustering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 98-110.
- [10] BAHRAMPOUR S, MOSHIRI B, SALAHSHOOR K. Weighted and constrained possibilistic c-means clustering for online fault detection and isolation[J]. Applied Intelligence, 2011, 35(2): 269-284.

编辑 税红