



非视距环境下基于 RSS-TOA 的定位算法

卢志刚¹, 李有明¹, 贾向红², 常生明¹, 王晓丽¹

(1. 宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211;

2. 中国联合网络通信有限公司, 北京 100033)

摘要: 在无线传感器网络定位系统中, 尤其是在室内定位中, 非视距 (NLOS) 误差的存在使定位性能急剧下降。为克服非视距传播带来的定位误差, 提出了一种针对非视距环境下联合接收信号强度 (RSS) 和到达时间 (TOA) 的定位算法。该方法首先通过 RSS 和 TOA 的测量结果建立关于目标位置的非凸优化问题, 然后通过二阶锥松弛理论, 将原始的非凸优化问题转换为一种凸优化问题, 由此能够快速得到原问题的一个次优解。通过计算机模拟仿真验证, 新方法的估计精度更高, 性能更好。

关键词: 接收信号强度; 到达时间; 二阶锥松弛; 非视距

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2019146

RSS-TOA based localization algorithm in non-line-of-sight environment

LU Zhigang¹, LI Youming¹, JIA Xianghong², CHANG Shengming¹, WANG Xiaoli¹

1. Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China

2. China United Network Communications Co., Ltd., Beijing 100033, China

Abstract: The existence of non-line-of-sight (NLOS) error can degrade the positioning performance in wireless sensor network localization system, especially in indoor localization. To overcome the localization error caused by NLOS propagation, a localization algorithm was proposed based on received signal strength (RSS) and time-of-arrival (TOA). Firstly, a non-convex optimization problem was established based on RSS and TOA. Then, the original non-convex optimization problem was transformed into a convex optimization problem through the second-order cone relaxation technique, therefore a sub-optimal solution to the original problem could be obtained efficiently. Finally, computer simulation results show that the proposed method can provide higher estimation accuracy and better performance.

Key words: received signal strength, time-of-arrival, second-order cone relaxation, non-line-of-sight

收稿日期: 2019-02-25; 修回日期: 2019-04-15

通信作者: 李有明, liyouming@nbu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61571250); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY18F010010); 宁波市自然科学基金资助项目 (No.2015A610121)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61571250), The Natural Science Foundation of Zhejiang Province of China (No.LY18F010010), The Natural Science Foundation of Ningbo of China (No.2015A610121)



1 引言

无线传感器网络 (wireless sensor network, WSN) 是指由多个设备组成的无线通信网络, 被分配到一个被监控区域, 以测量某些局部感兴趣的信息^[1]。近年来, 无线传感器网络在目标跟踪、导航、应急服务、智能交通等领域都得到了广泛的应用^[2-3]。在这些应用中, 对目标位置定位至关重要, 而有些特殊空间如室内、水下等, 无法用 GPS/北斗等卫星定位, 需要利用其他技术对目标定位。通常, 通过人工或者其他手段部署位置已知的传感器节点称为锚节点。预先不知道自身位置, 需要通过锚节点来定位的节点称为目标节点。传感器定位的主要思想是利用带有噪声的测量值来确定目标节点的位置。根据节点获取信号信息的方式不同, 可以将目标定位方法分为: 到达时间 (time-of-arrival, TOA)^[4]、到达角度 (angle-of-arrival, AOA)^[5]、到达时间差 (time difference of arrival, TDOA)^[6]、接收信号强度 (received signal strength, RSS)^[7] 以及它们之间的联合方式。

早期的研究主要基于视距条件下的定位方式, 这类方法只考虑了目标节点和锚节点之间是直线通信, 没有任何障碍物; 但是在实际环境下, 比如在室内, 节点之间的通信会受到很多障碍物的遮挡, 这就会形成一种非视距 (non-line-of-sight, NLOS) 传播方式, 从而导致对未知节点的估计存在较大的偏差。NLOS 误差作为无线传感器网络定位是最主要的误差来源之一^[8], 如何有效地抑制 NLOS 误差并提高定位精度已经成为无线传感器网络定位技术的热点问题。

由于在复杂的环境下, 各种测量结果存在较大的测量误差, 一些传统的算法在非视距环境下定位误差较大, 算法精度较低。因此, 抑制非视距误差和提高定位精度引起了研究者的重视。参

考文献[9]研究了视距条件下基于 RSS 的定位方法, 作者分别分析了协作和非协作两种定位方式, 但没有考虑非视距误差带来的影响。参考文献[10]研究了非视距环境下基于 TOA 的定位算法, 分析了已知非视距状态和未知非视距状态两种条件下的定位性能, 但是当噪声较大时, 定位性能较差。在参考文献[11]中, 首先将所有链路视为视距 (line-of-sight, LOS), 然后应用交替优化方法, 并以迭代的方式改进位置估计和平均 NLOS 偏差估计, 但该方法很难求得全局最优解, 并且无法保证收敛性。参考文献[12]利用最大似然法估计位置坐标, 但是需要完全已知噪声功率和 NLOS 偏差精确的先验信息, 实际环境中应用受限。参考文献[13]提出了一种加权最小二乘方法, 该方法不需要 NLOS 的误差统计信息, 然而估计精度比较差。参考文献[14]研究了基于 RSS 和 AOA 的混合算法, 提高了算法的精度, 但是只考虑了视距条件下, 无法直接应用到非视距环境。参考文献[15]利用最大似然准则建立测距优化问题, 但是该类问题的目标函数是非线性且非凸的, 求解十分困难。为了克服最大似然估计问题的缺陷, 参考文献[16]将该问题转化为半正定规划 (semidefinite programming, SDP) 问题, 然后求取次优的近似解。

非视距情况下, 单独 RSS 方法会造成未知参数估计不准确, 定位误差大。单独 TOA 方法需要高精度的时间同步, 会造成定位精度不高。本文使用联合定位方法, 锚节点可以从多渠道得到更多的可用信息, 定位精度更高, 所以本文建立了一类基于 RSS 和 TOA 的无线传感器网络联合定位问题。运用二阶锥松弛技术, 将原始的非凸优化问题转化为一个凸的优化问题, 由此可以精确求解全局最优解。仿真结果表明新算法的估计性能得到明显改善。

2 系统模型

考虑具有 N 个锚节点和 1 个目标节点的二维

无线传感网络定位场景,如图1所示,其中锚节点位置 $s_1, s_2, \dots, s_N$ 已知,目标节点位置 x 未知。在集中处理方式下,假设目标节点向锚节点发出信号,且锚节点可以从接收的信号中提取RSS和TOA的测量信息,并且发送给中央处理器进行集中处理。在此期间,假设所有传感器节点的位置保持不变。由锚节点测量得到的两个度量信息,分别是接收功率 P_i 和测量距离 d_i ,可以建模为^[17]:

$$P_i = P_0 - b_i - 10\gamma \lg \frac{\|x - s_i\|}{d_0} + n_i \quad (1)$$

$$d_i = \|x - s_i\| + \beta_i + m_i \quad (2)$$

其中, P_0 (dBm)是目标节点的发射功率, b_i (dB)和 β_i (m)是非视距误差, γ 是路径损失指数, x 表示真实的目标节点位置, s_i 表示第 i 个锚节点的位置坐标。 d_0 是一个参考距离($\|x - s_i\| \geq d_0$), d_i 为第 i 个锚节点与目标节点之间的测量距离, n_i 为第 i 个锚节点与目标节点之间的功率测量误差, m_i 为第 i 个锚节点与目标节点之间的距离测量误差,均为零均值高斯随机变量,分别表示为 $n_i \sim N(0, \sigma_{n_i}^2)$, $m_i \sim N(0, \sigma_{m_i}^2)$,为了简单起见,在本文的其余部分,假设所有噪声 $\sigma_{n_i}^2 = \sigma_n^2$ 、 $\sigma_{m_i}^2 = \sigma_m^2$ 。根据参考文献[10-11],假设 N 个不同的NLOS误差在某区间上是均匀分布的,即 $0 \leq b_i \leq b_{\max}$ 和 $0 \leq \beta_i \leq \beta_{\max}$ 。

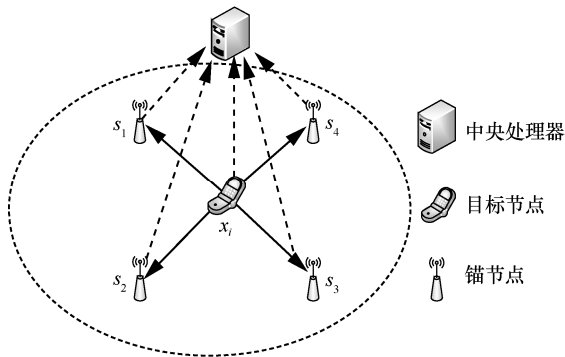


图1 定位网络示意图

对于给定的观测向量 $\theta = [P^T, d^T]^T$ ($\theta \in R^{2N}$),

其中, $P = [P_1, P_2, \dots, P_N]^T$, $d = [d_1, d_2, \dots, d_N]^T$, 则目标位置 x 的联合最大似然(maximum likelihood, ML)估计可表示为:

$$\min \sum_{i=1}^{2N} \frac{(\theta - f_i(x))^2}{\sigma_i^2} \quad (3)$$

其中, $\sigma_i = [\sigma_{n_i}, \sigma_{m_i}]^T$, $f_i(x) = [P_0 - b_i - 10\gamma \lg \frac{\|x - s_i\|}{d_0}, \|x - s_i\| + \beta_i]^T$ 。可以看出,式(3)是非凸的,很难找到全局最小解。为了克服ML估计的非凸性和非线性,下文将构建如何应用凸优化的方法来求解目标位置的有效方法。

3 混合估计算法

本节设计一种求解式(3)的快速定位算法,具体过程如下。

首先将式(1)和式(2)分别近似为:

$$P_i = P_0 - b - 10\gamma \lg \frac{\|x - s_i\|}{d_0} + n_i \quad (4)$$

$$d_i = \|x - s_i\| + \beta + m_i \quad (5)$$

由于 N 个不同的NLOS误差是均匀分布的,所以将其近似为一个平均误差,故令TOA和RSS的非视距误差均值分别为 b 和 β 。可以将式(4)写为:

$$10^{\frac{P_0 - P_i - b + n_i}{10\gamma}} = \frac{\|x - s_i\|}{d_0} \quad (6)$$

进一步将式(6)等效表示为:

$$e^{\ln(10^{\frac{P_0 - P_i - b + n_i}{10\gamma}})} = \frac{\|x - s_i\|}{d_0} \quad (7)$$

将式(7)用一阶泰勒公式展开,可以近似表示为:

$$\rho + \varepsilon_i = \xi_i \|x - s_i\| \quad (8)$$

其中, $\rho = d_0 10^{\frac{P_0 - b}{10\gamma}}$, $\xi_i = 10^{\frac{P_i}{10\gamma}}$, $\varepsilon_i \sim N(0, (\rho \frac{\ln 10}{10\gamma} \sigma_{n_i}^2)^2)$ 。

对式(8)中 ε_i 移向等式右边且等式两边求平



方, 得到:

$$\rho^2 \approx \xi_i^2 \|x - s_i\|^2 - 2\xi_i \xi_i \|x - s_i\| \quad (9)$$

由于 $2\xi_i \xi_i \|x - s_i\|$ 远大于 ξ_i^2 , 故可以忽略二阶噪声项, 将式(5)中非视距误差项 β 移向等式左边, 并将等式两边求平方, 忽略二阶噪声项得到:

$$(d_i - \beta)^2 \approx \|x - s_i\|^2 + 2m_i \|x - s_i\| \quad (10)$$

对式(9)、式(10)移项分离噪声项后, 根据最小二乘准则, 表示为如下的最小化问题:

$$\min_{x, \rho, \beta} \left(\sum_{i=1}^N \left(\frac{\xi_i^2 \|x - s_i\|^2 - \rho^2}{2\xi_i \|x - s_i\|} \right)^2 + \sum_{i=1}^N \left(\frac{(d_i - \beta)^2 - \|x - s_i\|^2}{2\|x - s_i\|} \right)^2 \right) \quad (11)$$

将式(11)中 $\|x - s_i\|^2$ 和 $(d_i - \beta)^2$ 展开, 由于目标函数非凸, 故引进辅助变量, 令 $\|x\|^2 = v$ 、 $\|\beta\|^2 = u$ 、 $\|\rho\|^2 = h$, 则式(11)可进一步表示为:

$$\min_{x, \rho, \beta, v, u, h} \left(\sum_{i=1}^N \frac{(\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - h)^2}{4\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2)} + \sum_{i=1}^N \frac{(u - 2d_i \beta + d_i^2 - v + 2s_i^T x - \|s_i\|^2)^2}{4(v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2)} \right) \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \|x\|^2 = v, \|\beta\|^2 = u, \|\rho\|^2 = h$$

由于式(12)中约束变量是非凸的, 很难求得最优解, 为此, 分别将 $\|x\|^2 = v$ 、 $\|\beta\|^2 = u$ 和 $\|\rho\|^2 = h$ 松弛为 $\|x\|^2 \leq v$ 、 $\|\beta\|^2 \leq u$ 和 $\|\rho\|^2 \leq h$, 从而式(12)被松弛为一个优化问题:

$$\min_{x, \rho, \beta, v, u, h} \left(\sum_{i=1}^N \frac{(\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - h)^2}{4\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2)} + \sum_{i=1}^N \frac{(u - 2d_i \beta + d_i^2 - v + 2s_i^T x - \|s_i\|^2)^2}{4(v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2)} \right) \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \|x\|^2 \leq v, \|\beta\|^2 \leq u, \|\rho\|^2 \leq h$$

由于式(13)中目标函数是非凸的, 故引入辅助变量 t_i 和 g_i , 式(13)可以表示为:

$$\min_{x, \rho, \beta, v, u, h, t_i, g_i} \left(\sum_{i=1}^N t_i + \sum_{i=1}^N g_i \right) \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \frac{(\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - h)^2}{4\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2)} \leq t_i$$

$$\frac{(u - 2d_i \beta + d_i^2 - v + 2s_i^T x - \|s_i\|^2)^2}{4(v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2)} \leq g_i$$

$$\|x\|^2 \leq v, \|\beta\|^2 \leq u, \|\rho\|^2 \leq h$$

综上所述, 式(14)可以表示为二阶锥松弛问题, 等价于:

$$\min_{x, \rho, \beta, v, u, h, t_i, g_i} \left(\sum_{i=1}^N t_i + \sum_{i=1}^N g_i \right) \quad (15)$$

$$\text{s.t. } \left\| \begin{bmatrix} 2(\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - h) \\ 4\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - t_i \end{bmatrix} \right\| \leq 4\xi_i^2 (v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + t_i$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2(u - 2d_i \beta + d_i^2 - v + 2s_i^T x - \|s_i\|^2) \\ 4(v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) - g_i \end{bmatrix} \right\| \leq 4(v - 2s_i^T x + \|s_i\|^2) + g_i$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2x \\ v - 1 \end{bmatrix} \right\| \leq v + 1$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2\beta \\ u - 1 \end{bmatrix} \right\| \leq u + 1$$

$$\left\| \begin{bmatrix} 2\rho \\ h - 1 \end{bmatrix} \right\| \leq h + 1$$

这是一个凸优化问题, 可以使用通用 CVX 工具箱来求解。

4 计算机仿真分析

本节通过 MATLAB 蒙特卡洛实验来验证本文所提算法的性能, 其中包括: 参考文献[9]中的 RSS-SOCP 方法、参考文献[10]中的 TOA-SDP 方法以及参考文献[11]中的 GTRS 方法。仿真环境设置为: 所有的传感器节点随机部署在 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 的正方形区域内。目标节点与锚节点之间的测量噪声 n_i 和 m_i 服从高斯分布, $n_i \sim N(0, \sigma_{n_i}^2)$, $m_i \sim N(0, \sigma_{m_i}^2)$, 非视距误差 b_i 和 β_i 服从均匀分布, $b_i \sim U[0, b_{\max}]$, $\beta_i \sim U[0, \beta_{\max}]$ 。设置传感器

节点初始发射功率 $P_0 = 20$ dBm, 路径损失指数 $\gamma=3$, 参考距离 $d_0=1$ m, 蒙特卡洛循环次数 $M_c=10\,000$ 。本文以均方误差 (root mean square error, RMSE) 评估所有定位算法的性能, 其定义为:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M_c} \sum_{i=1}^{M_c} \|\hat{x} - x_i\|^2} \quad (16)$$

其中, $\hat{x}_i$ 是第 i 次蒙特卡洛运行中真实目标位置 x_i 的估计值。

在本次实验中, 设置锚节点个数为 8 个, 非视距链路个数为 6 个, 视距链路为 2 个, 最大非视距误差 $b_{\max} = 6$ dB, $\beta_{\max} = 6$ m。图 2 比较了不同方法的 RMSE 随噪声标准差的变化曲线。从图 2 中可以看出, 随着噪声标准差的变大, 各种方法的 RMSE 均呈上升趋势, 性能均变差。进一步, 对于各种不同的噪声标准差, 与其他两种单一方式定位方法比较, 本文提出的联合方法和参考文献[11]中的联合方法均方误差更小, 因此联合定位方法性能要明显优于单一方式定位方法。此外, 在所有讨论方法中, 本文方法均方误差最低, 定位性能最好。

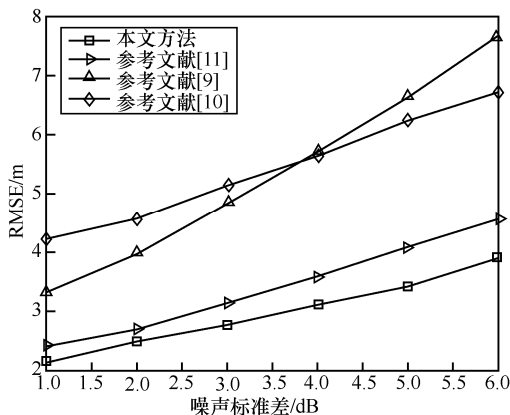


图2 不同方法的 RMSE 随噪声标准差的变化

在本组实验中, 设置锚节点个数为 8 个, 非视距链路个数为 6 个, 视距链路为 2 个, 最大非视距误差 $b_{\max} = 6$ dB, $\beta_{\max} = 6$ m。图 3 比较了 4 种方法的累积分布函数 (cumulative distribution

function, CDF) 随估计误差的变化曲线。从图 3 中可知, 在估计误差范围内, 本文所提算法都具有较好的性能。具体来说, 当估计误差为 4 m 时, 本文提出方法的累积分布函数可以达到 90%, 而其他 3 种方法均未达到 90%。当估计误差为 6 m 时, 本文方法的累积分布函数可以达到 99%, 而参考文献[11]中达到 97%, 参考文献[9-10]中的单一方式定位方法性能较差, 累积分布函数分别为 81% 和 78%, 因而在估计误差同等假设条件下, 本文所提算法与其他方法比较, 定位性能最好。

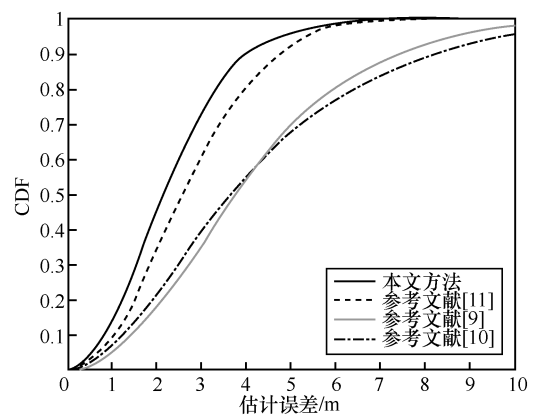


图3 不同方法的 CDF 随估计误差的变化

在本次仿真中, 设置锚节点个数为 8 个, 噪声标准差 $\sigma_{n_i} = 3$ dB, $\sigma_{m_i} = 3$ m。最大非视距误差 $b_{\max} = 6$ dB, $\beta_{\max} = 6$ m。图 4 比较了 RMSE 随着非视距链路的个数的变化曲线。从图 4 中可以看出, 随着非视距链路个数的增加, 本文方法和参考文献[11]中的联合定位方法相对于单一方式定位方法的均方误差更小, 都表现出很好的非视距偏差的抑制能力, 而本文所提方法随着非视距链路数的增加, 其均方误差性能变化幅度较小, 并且相对于其他几种方法均方误差最小, 可以看出其抑制非视距偏差能力最好。

在本组仿真中, 设置锚节点个数为 8 个, 非视距链路个数为 8 个, $\sigma_{n_i} = 3$ dB, $\sigma_{m_i} = 3$ m, 最大非视距误差 $b_{\max} = 6$ dB, $\beta_{\max} = 6$ m。图 5 比较

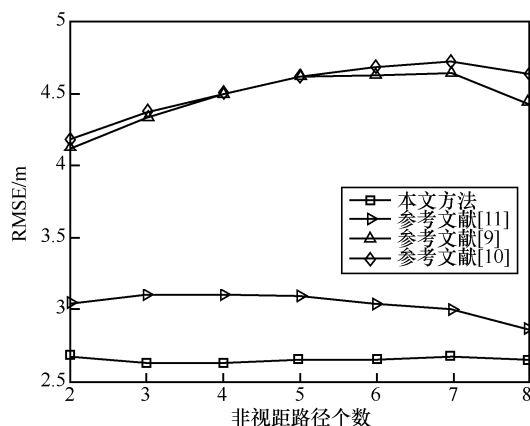


图4 不同方法的RMSE随非视距路径个数的变化

了RMSE随着非视距误差大小的变化曲线。从图5中可以看出,随着非视距误差大小的增大,本文方法对非视距误差大的情况下敏感性较强,定位精度呈现出一种缓慢恶化的趋势。在非视距误差的较小的情况下,本文方法相对于参考文献[11]定位精度具有明显的优势。随着非视距误差的误差增大,本文方法虽然与参考文献[11]方法的RMSE趋于接近,但本文方法的RMSE性能总体上还是较低,也表现出较好的定位性能,此外,也优于其他单一定位方法。

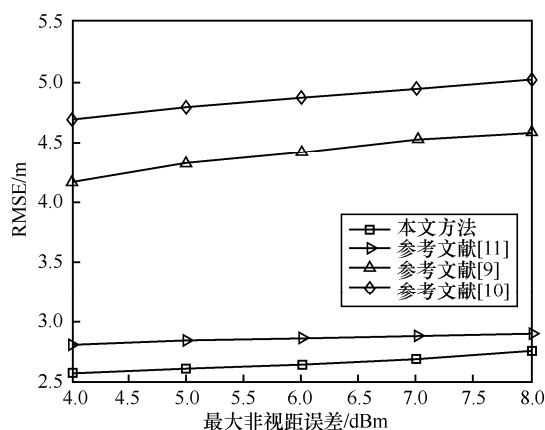


图5 不同方法的RMSE随最大非视距误差的变化

5 结束语

本文针对非视距环境下联合RSS和TOA定位问题进行研究,提出了一种运用二阶锥松弛的技术,将定位目标函数松弛为一种凸优化问题的

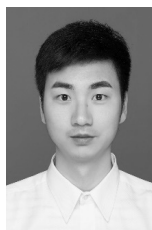
无线传感器网络联合定位方法。由于本文联合定位方法,可以从多渠道得到更多的可用信息,不仅可以测量RSS接收功率信息,也可以测量TOA距离信息。相对于传统单一定位方法测量得到的可用信息更多,能够有效地抑制非视距误差的影响,提高了定位的精度。此外,仿真结果表明本文的联合方法在非视距环境下的均方根误差和累积分布函数的性能上优于传统单一的RSS和TOA定位方法,也优于现有的联合方法,具有较高的定位精度,达到了较好的定位性能。

参考文献:

- [1] YAQOOB I, AHMED E, HASHEM I A T, et al. Internet of things architecture: recent advances, taxonomy, requirements, and open challenges[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(3): 10-16.
- [2] AKYILDIZ I F, SU W, SANKARASUBRAMANIAM Y, et al. Wireless sensor networks: a survey[C]//International Conference on Advanced Information Networking & Applications Workshops, May 26-29, 2009, Bradford, UK. Piscataway: IEEE Press, 2009: 393-422.
- [3] PATWARI N, ASH J N, KYPEROUNTAS S, et al. Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 54-69.
- [4] 卢倩倩, 李有明, 常生明, 等. 基于到达时间的无线传感器网络协作定位算法[J]. 电信科学, 2019, 35(1): 62-66.
LU Q Q, LI Y M, CHANG S M, et al. Cooperative localization algorithm based on time-of arrival in wireless sensor network[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(1): 62-66.
- [5] LIU C F, YANG J, WANG F S. Joint TDOA and AOA location algorithm[J]. Journal of Systems Engineering & Electronics, 2013, 24(2): 183-188.
- [6] XING J J, FU C G. Passive localization based on short time TDOA sequence[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2011, 55(4): 25-31.
- [7] BAHL P, PADMANABHAN V N, RADA R. An in-building RF-based user location and tracking system[C]//IEEE INFOCOM 2000, March 26-30, 2000, Tel Aviv, Israel. Piscataway: IEEE Press, 2000.
- [8] GUVENC I, CHONG C C. A survey on TOA based wireless localization and NLOS mitigation techniques[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2009, 11(3): 107-124.

- [9] TOMIC S, BEKO M, DINIS R. RSS-based localization in wireless sensor networks using convex relaxation: noncooperative and cooperative schemes[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(5): 2037-2050.
- [10] WANG G, CHEN H, LI Y, et al. NLOS error mitigation for TOA-based localization via convex relaxation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(8): 4119-4131.
- [11] TOMIC S, BEKO M, TUBA M, et al. Target localization in NLOS environments using RSS and TOA measurements[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 13(12): 224-229.
- [12] CHAN Y T, HANG H, CHING P C. Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(1): 10-16.
- [13] GUVENC U I, CHONG C C, WATANABE F. NLOS identification and mitigation for UWB localization systems[C]//2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Mar 11-15, 2007, Hong Kong, China. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1571-1576.
- [14] TOMIC S, BEKO M, DINIS R. 3-D target localization in wireless sensor network using RSS and AoA measurements[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 13(2): 1242-1254.
- [15] SHI X, MAO G, YANG Z, et al. Localization algorithm design and performance analysis in probabilistic LOS/NLOS environment[C]//2016 IEEE International Conference on Communications, May 22-27, 2016, Kuala Lumpur, Malaysia. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [16] SALARI S, SHAHBAZPANAH S, OZDEMIR K. Mobility aided wireless sensor network localization via semidefinite programming[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(12): 5966-5978.
- [17] ZHANG J, DING L, WANG Y, et al. Measurement-based indoor NLOS TOA/RSS range error modelling[J]. Electronics Letters, 2016, 52(2): 165-167.

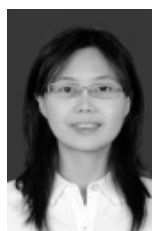
[作者简介]



卢志刚(1995-), 男, 宁波大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为无线传感网络定位。



李有明(1963-), 男, 宁波大学信息科学与工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为宽带通信、电力线通信、协作中继、认知无线电等。



贾向红(1971-), 女, 中国联合网络通信有限公司高级工程师, 主要研究方向为通信及 IT 应用。



常生明(1982-), 男, 宁波大学信息科学与工程学院博士生, 主要研究方向为无线传感网络定位。

王晓丽(1975-), 女, 宁波大学信息科学与工程学院讲师、博士生, 主要研究方向为多载波通信及应用。