

基于TDOA和RSS的可行域粒子滤波非视距定位算法

黄越洋[†], 张嗣瀛, 井元伟, 石元博

(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对室内复杂环境下无线传感器节点的信号传播状态在 LOS/NLOS 之间切换的现象, 提出基于 TDOA 和 RSS 的可行域粒子滤波非视距定位. 首先采用基于 TDOA 和 RSS 两种测距模型的假设检验方法去辨识测量信号中是否存在 NLOS 现象, 然后采用考虑 NLOS 测量信息的可行域粒子滤波方法对未知移动节点的位置进行定位. 仿真结果表明, 所提出的方法优于最小二乘法、普通的粒子滤波算法以及仅采用 RSS 测距模型的粒子滤波算法, 具有较高的定位精度.

关键词: 无线传感器网络; 非视距; 室内定位; 粒子滤波; 可行域

中图分类号: TP393

文献标志码: A

Non-line of sight localization algorithm based on TDOA and RSS by feasible region particle filter

HUANG Yue-yang[†], ZHANG Si-ying, JING Yuan-wei, SHI Yuan-bo

(College of Information Science and Technology, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: In view of the phenomenon that the signal transmission state of wireless sensor node is switched in the indoor complex environment, the non-line of sight location based on TODA and RSS for the feasible region particle filter is proposed. Firstly, the hypothesis testing method based on the two ranging models of the TDOA and RSS is used to identify whether there is non-line of sight(NLOS) in signals. Then, the position of unknown moving target node is located by using the method of feasible region particle filter based on the NLOS measurement information. Simulation results show that, the proposed method is better than the least square method, the ordinary particle filter algorithm and the particle filter algorithm with RSS ranging model, which has high positioning accuracy.

Keywords: wireless sensor networks; non-line of sight; indoor localization; particle filter; feasible region

0 引言

随着数据业务和多媒体业务的快速增长, 人们对定位的需求日益增大^[1]. 在室外可以通过 GPS 模块获得位置信息, 但由于受到通信信号的阻碍, GPS 难以在室内发挥作用, 而无线传感器网络 (WSN) 因其自组织、体积小、价格低廉、功耗小、可以大规模部署等优点在室内定位中具有良好的应用前景.

基于距离的测量方法有测量信号到达时间 (TOA)、测量不同信号到达时间差 (TDOA)、接收信号强度 (RSS)、到达角度 (AOA) 等^[2-5]. AOA 技术需要用到特殊的天线阵列, 成本昂贵且在现实中难以实现; TOA 要求节点保持时间同步, 对硬件要求比较高, 但测量精确; RSS 技术跟踪精度较低, 易受复杂环境的影响, 但无线接收机均具有 RSS 测量能力, 利用

RSS 进行距离测量时不需要额外添加硬件; TDOA 通过测量信标节点和未知移动节点之间两种不同传播速度的信号到达时间差来确定距离, 测量精度较高. 综合上述特点, 本文采用 RSS 和 TDOA 两种测距模型相结合的方法来估计未知移动节点的位置.

在室内复杂环境中, 由于受到墙体、门窗、障碍物的遮挡, 节点之间的通信信号容易发生反射、衍射或是绕射等现象, 造成信号非视距 (NLOS) 方式传播, 进而引起移动定位估计精确性的退化. 因此, 研究消除 NLOS 环境下的移动节点定位问题具有较高的实际意义.

为了减少室内环境下 NLOS 造成的影响, 首先需要对接收信号进行辨识, 检验是否有 NLOS 现象存在, 然后削弱 NLOS 误差. 文献 [6] 提出了利用联合

收稿日期: 2016-07-29; 修回日期: 2016-11-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61473073).

作者简介: 黄越洋 (1981—), 女, 讲师, 博士生, 从事无线传感器网络定位的研究; 张嗣瀛 (1925—), 男, 中国科学院院士, 教授, 博士生导师, 从事复杂网络、微分对策等研究.

[†]通讯作者. E-mail: huangyueyang_1981@126.com

TDOA和RSS模型的假设检验法来检验信号是否存在NLOS,并采用粒子群优化的最小残差法对节点进行定位;文献[7]采用马尔可夫模型辨识LOS/NLOS信号,并采用基于粒子滤波的增强区域对未知移动节点进行定位;文献[8]根据LOS/NLOS误差先验知识,鉴别距离测量值中是否包含NLOS误差,若包含则计算NLOS测量值个数的比例,然后对NLOS测量值进行校正,并采用残差加权法进行定位;文献[9]针对信号传播LOS/NLOS切换导致移动节点定位精度下降的现象,提出了一种交互式扩展卡尔曼滤波的定位算法;文献[10]采用wifi信号测量RRS,并采用假设检验方法辨识NLOS是否存在。

上述研究算法在NLOS定位方面取得了一定的进展,但是很少将多种测距方法相结合对未知移动节点进行定位.基于以上分析,本文将TDOA和RSS两种测距模型相结合,利用假设检验的方法去辨识测量信号中是否存在NLOS,然后采用可行域粒子滤波的方法对未知移动节点进行定位。

1 系统模型

1.1 TDOA测距模型

设有一个坐标为 $\theta = (x, y)$ 的未知移动节点在室内监测区域内运动,周围部署 K 个位置已知的信标节点,第 k 个信标节点的坐标为 (x_k, y_k) , $k = 1, 2, \dots, K$.

根据TDOA测距方法^[11],未知移动节点与第 k 个信标节点间距离的测量模型可以定义为

$$\hat{d}_k = c \times t + w = d_k + w_L + H_k \times w_N. \quad (1)$$

其中: \hat{d}_k 为未知移动节点与第 k 个信标节点间距离的测量值; c 为超声波信号的传播速度, t 为两种信号的真实到达时间差; w 服从均值为0、方差为 σ^2 的系统测量误差; d_k 为未知移动节点与第 k 个信标节点间的真实距离; w_L 为LOS测量误差,服从均值为0、方差为 σ_{L1}^2 的高斯分布; H_k 为视距状态; w_N 为NLOS测量误差,服从均值为 μ 、方差为 σ_{N1}^2 的高斯分布,且 w_L 、 w_N 相互独立。

1.2 RSS测距模型

由于无线信号的反射、衍射和散射作用,路径损耗模型能够较好地模拟信号所受的干扰.未知移动节点在LOS/NLOS环境下接收到的第 k 个信标节点发送的信号强度与距离的关系模型为

$$P_k = \begin{cases} P_{0,L} - 10\gamma_L \log_{10} \frac{\hat{d}_k}{d_0} + S_L, \\ P_{0,N} - 10\gamma_N \log_{10} \frac{\hat{d}_k}{d_0} + S_N. \end{cases} \quad (2)$$

其中: P_k 为接收信号强度; $P_{0,L}$ 为LOS环境下参考距离接收到的信号强度; $P_{0,N}$ 为NLOS环境下参考距离接收到的信号强度;参考距离 d_0 为1; γ_L 为LOS环境下路径损耗指数,通常取值为1.6~1.8; γ_N 为NLOS环境下路径损耗指数,通常取值为4~6; S_L 为LOS环境下阴影效应产生的误差,服从均值为0、方差为 σ_{L2}^2 的高斯分布; S_N 为NLOS环境下阴影效应产生的误差,服从均值为0、方差为 σ_{N2}^2 的高斯分布,且 $\sigma_{N2}^2 > \sigma_{L2}^2$.

2 NLOS辨识

所谓NLOS辨识是判断未知移动节点和信标节点之间的LOS/NLOS状态.这里采用假设检验的方法进行非视距辨识.这种算法只采用RSS测距模型的参数去确定未知移动节点和信标节点之间的LOS/NLOS状态。

LOS状态下, P_k 的概率密度函数定义为

$$f_{\text{LOS}}(P_k|H_k = 0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{L2}} \times \exp\left(\frac{\left(P_k - P_{0,L} + 10\gamma_L \log_{10} \frac{\hat{d}_k}{d_0}\right)^2}{-2\sigma_{L2}^2}\right), \quad (3)$$

NLOS状态下, P_k 的概率密度函数定义为

$$f_{\text{NLOS}}(P_k|H_k = 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{N2}} \times \exp\left(\frac{\left(P_k - P_{0,N} + 10\gamma_N \log_{10} \frac{\hat{d}_k}{d_0}\right)^2}{-2\sigma_{N2}^2}\right). \quad (4)$$

其中: $H_k = 0$ 信号处于视距(LOS)环境, $H_k = 1$ 信号处于非视距(NLOS)环境。

由文献[6]中RSS和TDOA的概率密度分布图可以看出,RSS能够较好地地区分LOS和NLOS信号,而TDOA却难以区分这两种信号,但是测距精度比RSS要高,因此这里采用RSS和TDOA两种测距模型相结合的假设检验法,判断未知移动节点与信标节点之间信号的传播状态。

每个信标节点接收到RSS和TDOA两种信息, P_k 为采用RSS测量得到的信号强度, \hat{d}_k 为采用TDOA测量得到的距离,假设所有接收到的信号为LOS传播, \hat{d}_k 被认为是RSS模型真实的距离。

根据 p_k 和 \hat{d}_k ,广义似然比定义如下:

$$\Lambda(p_k) = \frac{f_{\text{NLOS}}(p_k|H_k = 1)}{f_{\text{LOS}}(p_k|H_k = 0)}, \quad (5)$$

LOS/NLOS 状态判别准则定义如下:

$$H_k = \begin{cases} 1, & A(p_k) \geq \gamma, \text{ NLOS}; \\ 0, & A(p_k) < \gamma, \text{ LOS}. \end{cases} \quad (6)$$

其中 γ 为 NLOS 辨识的门限值.

3 基于粒子滤波的定位算法

上述部分已经描述了视距的估计方法,接下来将采用粒子滤波的方法来估计未知移动节点的位置.

3.1 状态空间向量模型

定义未知移动节点的坐标状态空间向量模型为

$$X = [\theta, \dot{\theta}]^T. \quad (7)$$

其中: $\theta = (x, y)$ 为未知移动节点的位置, $\dot{\theta} = (\dot{x}, \dot{y})$ 为未知移动节点的运动速度.

t 时刻未知移动节点的运动方程定义为

$$X(t) = FX(t-1) + Cv. \quad (8)$$

其中: $X(t)$ 和 $X(t-1)$ 分别为 t 和 $t-1$ 时刻的状态向量; $F = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, T 为采样时间; $C = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix}^T$; $v(t)$ 为过程噪声,服从均值为 0、方差为 σ_v^2 的高斯分布.

3.2 粒子滤波算法

粒子滤波(PF)是一种序贯蒙特卡罗方法,通过蒙特卡罗模拟实现递推贝叶斯估计,其核心思想是利用一系列随机样本的加权来表示系统随机变量的后验概率密度,得到状态的估计值^[12-13].

贝叶斯框架下的粒子滤波预测方程以及状态更新方程如下式所示:

$$p(\theta(t)|\hat{d}(t-1)) = \int p(\theta(t-1)|\hat{d}(t-1)) \times p(\theta(t)|\theta(t-1))d\theta(t-1), \quad (9)$$

$$p(\theta(t)|\hat{d}(t)) = \frac{p(\hat{d}(t)|\theta(t))p(\theta(t)|\hat{d}(t-1))}{\int p(\hat{d}(t)|\theta(t))p(\theta(t)|\hat{d}(t-1))d\theta(t)}. \quad (10)$$

其中: $p(\theta(t)|\hat{d}(t-1))$ 为 $t-1$ 时刻的先验概率密度, $p(\theta(t-1)|\hat{d}(t-1))$ 为 $t-1$ 时刻的后验概率密度, $p(\theta(t)|\hat{d}(t))$ 为 t 时刻的后验概率密度, $p(\theta(t)|\theta(t-1))$ 为转移先验概率密度, $p(\hat{d}(t)|\theta(t))$ 为似然概率密度.

t 时刻的后验概率密度可以表示为

$$p(\theta(t)|\hat{d}(t)) \approx \sum_{i=1}^N \omega^i(t) \delta(\theta(t) - \theta^i(t)). \quad (11)$$

其中: $\delta()$ 为 Dirac-Delta 函数, N 为粒子的个数, $\omega^i(t)$ 为 t 时刻第 i 个粒子的权值, $\theta^i(t)$ 为 t 时刻第 i 个粒子

的位置.

一般情况下,直接从后验概率密度函数 $p(\theta(t)|\hat{d}(t))$ 得到抽样粒子比较困难或者无法得到抽样粒子,通常采用分布相同、更容易抽样的重要密度函数 $q(\theta^i(t)|\hat{d}(t))$ 代替后验概率密度函数 $p(\theta(t)|\hat{d}(t))$. 重要性函数 $q(\theta^i(t)|\hat{d}(t))$ 表示如下:

$$q(\theta^i(t)|\hat{d}(t)) \approx \sum_{i=1}^N \delta(\theta(t) - \theta^i(t)). \quad (12)$$

分解重要性函数,得到

$$q(\theta^i(t)|\hat{d}(t)) = q(\theta^i(t)|\theta^i(t-1), \hat{d}(t)) \times q(\theta^i(t-1)|\hat{d}(t-1)). \quad (13)$$

根据重要性采样原理得到重要性权值递推公式可以表示为

$$\omega^i(t) = \omega^i(t-1) \times \frac{p(\hat{d}(t)|\theta^i(t))p(\theta^i(t)|\theta^i(t-1))}{q(\theta^i(t)|\theta^i(t-1), \hat{d}(t))}, \quad (14)$$

其中 $\omega^i(t-1)$ 为 $t-1$ 时刻第 i 个粒子的权值. 为了简化,令 $q(\theta^i(t)|\theta^i(t-1), \hat{d}(t)) = p(\theta^i(t)|\theta^i(t-1))$.

在经过几次递推之后,只有少数粒子具有权重,其他粒子的权重几乎为零,使得大量计算浪费在许多权重微小的粒子上,这种现象称作粒子退化. 为了消除粒子退化现象,可以进行重采样^[14].

3.3 基于可行域粒子滤波的未知移动节点位置估计

定义粒子运动模型为

$$\begin{bmatrix} x^i(t) \\ y^i(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^i(t-1) + \alpha \times v_{\max} \times T \\ y^i(t-1) + \alpha \times v_{\max} \times T \end{bmatrix}. \quad (15)$$

其中: $\theta^i(t) = (x^i, y^i)$ 和 $\theta^i(t-1) = (x^i, y^i)$ 分别为第 i 个粒子在 t 和 $t-1$ 时刻的位置, $\alpha \in [-1, 1]$, v_{\max} 为粒子的最大运动速度, T 为采样周期.

本文不仅仅利用 LOS 环境下得到的测量信息来估计未知移动节点的位置,还利用 NLOS 距离测量总是正的偏差信息来约束未知移动节点的运动区域. 根据文献[15],未知移动节点应该在以信标节点为圆心,未知移动节点和信标节点间距离为半径的圆内. 为了方便计算,将边界进一步规则化,这里采用 Bounding Box 定位算法将圆形边界由正方形边界所替代^[16]. 当信标节点数 $K \geq 2$ 时,未知移动节点的可行域应该在多个正方形重叠的区域. 这里采用此区域来约束粒子,如果粒子在这个区域内则保留,如果在这个区域外则应该被剔除.

基于以上分析,构建粒子的可行域定义如下:

基于 NLOS 信息构建可行区域 A 为

$$A = \{x, y | |x - x_k| < \hat{d}_k(t), |y - y_k| < \hat{d}_k(t)\},$$

$$k = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

其中: (x_k, y_k) 为第 k 个信标节点的坐标, $|x - x_k|$ 、 $|y - y_k|$ 为未知移动节点和第 k 个信标节点在二维空间上的距离, $\hat{d}_k(t)$ 为 t 时刻未知移动节点与第 k 个信标节点间距离的测量值, n 为 NLOS 测量个数.

基于 LOS 信息构建可行域 B 为

$$B = \{x, y | |x - x_k| < \hat{d}_k(t) + 2\sigma_{L1},$$

$$|y - y_k| < \hat{d}_k(t) + 2\sigma_{L1}\},$$

$$k = 1, 2, \dots, m. \quad (17)$$

其中: σ_{L1} 为 TDOA 测距 LOS 测量标准差, m 为 LOS 测量个数.

重叠覆盖可行区域 C 为

$$C = A \cap B. \quad (18)$$

这里采用可行区域 C 对粒子进行滤波, 滤波措施如下:

$$\omega^i(t-1) = \begin{cases} \omega^i(t-1), & \text{if } \theta^i \in C; \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (19)$$

如果粒子在 C 区域内, 则应保留该粒子; 如果在 C 区域外, 则应将该粒子剔除.

假设 t 时刻在监测区域有 m 个信标节点和未知移动节点的通信状态被判定为 LOS, 并且第 i 个粒子从 m 个信标节点获取观测似然概率是相互独立的.

LOS 环境下 TDOA 模型的观测似然为

$$f_{\text{LOS}}(d_k | H_k = 0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{L1}} \exp\left(-\frac{(\hat{d}_k - d_k)^2}{2\sigma_{L1}^2}\right), \quad (20)$$

则有

$$f_{\text{LOS}}(\hat{d}(t) | \theta^i(t)) = \prod_{k=1}^m f_{\text{LOS},k}^i(t), \quad (21)$$

其中 $f_{\text{LOS},k}^i(t)$ 为 t 时刻第 i 个粒子从第 k 个信标节点获取的观测似然概率.

粒子权值更新方程可以表示为

$$\omega^i(t) = \frac{\omega^i(t-1) f_{\text{LOS}}(\hat{d}(t) | \theta^i(t))}{\sum_{i=1}^N \omega^i(t-1) f_{\text{LOS}}(\hat{d}(t) | \theta^i(t))}. \quad (22)$$

根据式 (22) 得到的更新粒子权值 ω^i 和由式 (15) 得到的粒子位置 θ^i , 可得未知移动节点位置状态估计

$$\theta(t) = \sum_{i=1}^N \theta^i(t) \omega^i(t). \quad (23)$$

本文所提出的具体算法如下.

Step 1: $t = 0$. 初始化必要的参数, 设置粒子初始权值 $\omega^i(0) = 1/N$, $i = 1, 2, \dots, N$.

Step 2: $t \geq 1$. 进行 NLOS 辨识, 根据式 (3) ~ (6) 判断每个信标节点和未知移动节点视距状态 H_k .

Step 3: 根据运动方程 (15) 预测粒子位置.

Step 4: 根据式 (16) ~ (22) 计算粒子观测似然并更新粒子权值.

Step 5: 根据式 (23) 得到未知移动节点的位置.

Step 6: 如果必要, 进行重采样.

通过上述计算可得 t 时刻未知移动节点的位置 $\theta(t) = (x, y)$.

4 仿真实验与结果分析

本文的仿真环境如下: 在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的方形区域内部署 6 个信标节点和 2 个障碍物, 测距采样时间间隔为 1 s, 粒子最大运动速度为 $v_{\text{max}} = 2 \text{ m/s}$. 本文将所提出的基于 TDOA 和 RSS 的可行区域粒子滤波定位算法 (TRFPF) 与最小二乘法 (TRLS)、普通的粒子滤波算法 (TRPF) 以及仅采用 RSS 测距模型的粒子滤波算法 (RPF) 进行比较, 仿真结果通过 2 000 次 Monte Carlo 实验获得, 并采用平均定位误差算法进行评估:

$$\text{error} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(x - \hat{x}_i)^2 + (y - \hat{y}_i)^2}. \quad (24)$$

其中: $n = 2 000$ 为实验次数, (x, y) 为未知移动节点的位置, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为第 i 次 Monte Carlo 实验估计出的未知移动节点的位置.

仿真实验中的默认参数如表 1 所示.

表 1 仿真实验中的默认值

参数	默认值	参数	默认值
K	6	$P_{0,N} / \text{dB}\cdot\text{m}$	-37
σ_{L1} / m	1	γ_L	1.8
μ / m	2	γ_N	4
σ_{N1} / m	3	γ	0.6
σ_{L2} / m	2	$\sigma_v / (\text{m/s}^2)$	0.05
σ_{N2} / m	5	T / s	1
$P_{0,L} / \text{dB}\cdot\text{m}$	-42	N	100

图 1 给出了每个信标节点在监测区域各个采样点上的传播状态 (LOS/NLOS). 由图 1 可知, 未知移动节点在运动过程中与信标节点通信状态随着时间的变化而变化.

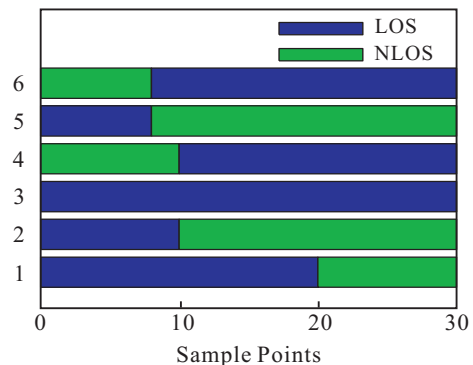


图 1 每个采样点上的 LOS/NLOS 状态

图2给出了信标节点、障碍物的位置和未知移动节点真实的运动轨迹。

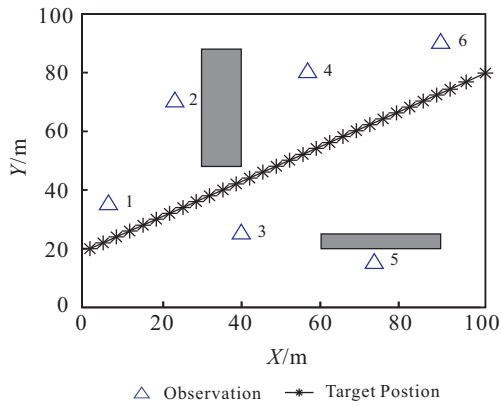


图2 移动定位图

图3给出了所提算法TRFPF与TRLS、TRPF以及RPF在每个采样点上的定位误差比较。由图3可知,在大部分采样点上,TRLS和RPF算法的定位误差比较大,本文所提出的算法TRFPF具有最小的定位误差,因此本文所提出的算法能够有效地削弱NLOS误差对未知移动节点定位精度的影响。

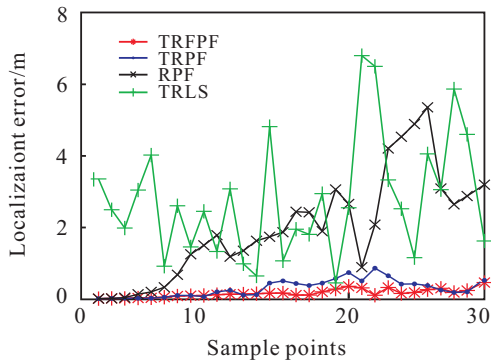


图3 每个采样点上的定位误差

图4为TDOA测距模型NLOS误差均值与平均定位误差(ALE)的关系图。由图4可知,TRLS受NLOS误差均值影响很大,而其他3种算法基本不受NLOS误差均值影响。误差均值较小时,所提出算法TRFPF和TRPF的定位精度比较接近。

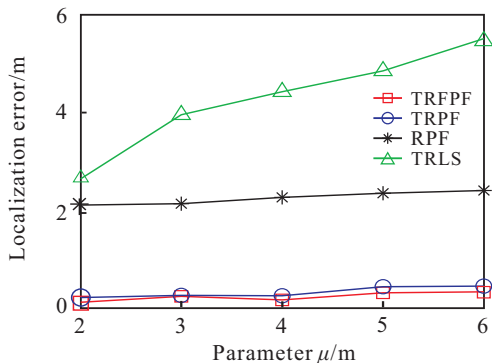


图4 TDOA NLOS误差均值与ALE的关系

图5为TDOA测距模型NLOS误差标准差与ALE的关系。由图5可知,所有算法的定位精度都随着NLOS误差标准差的升高而降低。所提出的算法定位精度分别比TRPF、RPF、TRLS算法平均提高60.2%、92.3%、95.3%。

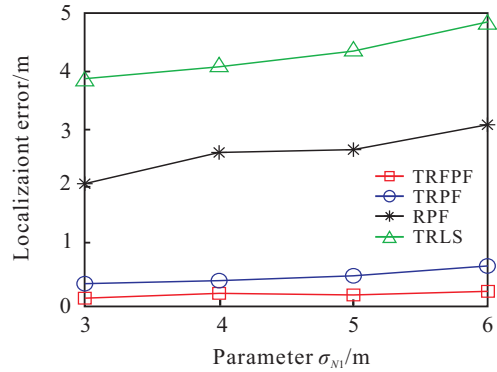


图5 TDOA NLOS误差标准差与ALE的关系

5 结论

本文研究了室内复杂环境下无线传感器节点定位方法。首先采用基于TDOA和RSS两种测距模型的假设检验方法去辨识测量信号中是否有NLOS的存在,然后采用考虑NLOS测量信息的可行区域粒子滤波的方法对未知移动节点的位置进行定位。仿真结果表明,所提出的算法具有较高的定位精度,能够较好地抑制非视距带来的影响。

参考文献(References)

- [1] Ren T, Zhu Z L, Yu H, et al. Integral sliding mode controller design for congestion problem in ATM networks[J]. Int J of Control, 2013, 86(3): 529-539.
- [2] Xu E Y, Ding Z, Dasgupta S, et al. Source localization in wireless sensor networks from signal time-of-arrival measurements[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(6): 2887-2897.
- [3] Han S, Gong Z J, Meng W X, et al. Automatic precision control positioning for wireless sensor network[J]. J of IEEE Sensors, 2016, 16(7): 2140-2150.
- [4] Morelli C, Nicoli M, Rampa V, et al. Hidden markov models for radio localization in mixed LOS/NLOS conditions[J]. IEEE Trans on Signal Process, 2007, 55(4): 1525-1542.
- [5] Lee Y S, Park J W, Baroll L. A localization algorithm based on AOA for ad-hoc sensor networks[J]. Mobile Information Systems, 2012, 8(1): 61-72.
- [6] Cheng L, Wu C D, Zhang U Z, et al. An indoor localization strategy for mini-UAV in presence of obstacles[J]. Int J of Advanced Robotic Systems. 2012, 9: 1-8.
- [7] Wang J, Gao Q H, Yu Y, et al. Toward robust indoor localization based on bayesian filter using Chirp-spread-spectrum ranging[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2012, 59(3): 1622-1628.

- [8] Wang Y, Jing Y W, Jia Z X. An indoor mobile localization strategy for robot in NLOS environment[J]. Int J of Distributed Sensor Networks, 2013, 2013: 1-8.
- [9] 张云洲,付文艳,项姝,等.室内环境下基于IMM-EKF算法的移动目标定位[J].计算机研究与发展,2014,51(11):2408-2415.
(Zhang Y Z, Fu W Y, Xiang S, et al. IMM-EKF algorithm-based indoor moving target localization[J]. J of Computer Research and Development, 2014, 51(11): 2408-2415.)
- [10] Wang Y, Jing Y W, Jia Z X. An indoor mobile localization strategy for robot in NLOS environment[J]. Int J of Distributed Sensor Networks, 2013, 2013: 1-8.
- [11] Kang C, Lee H, Oh C. NLOS signal detection algorithm for TDOA method in wireless sensor network[J]. 11th Int Conf on Advanced Communication Technology, 2009, 1: 901-904.
- [12] 刘志华, 息珍珍, 张双, 等. 基于序列相关值的蒙特卡罗优化算法[J]. 电子学报, 2015, 43(10): 2110-2116.
(Liu Z H, Xi Z Z, Zhang S, et al. Sequence correlation optimized Monte Carlo localization[J]. Aca Electronica Sinica, 2015, 43(10): 2110-2116.)
- [13] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering[J]. Statist Comput, 2000, 10(3): 197-208.
- [14] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-168.
- [15] 阔永红, 周文文, 陈健. 避免非视距影响的蒙特卡罗移动节点定位方法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2014, 41(1): 6-12.
(Kuo Y H, Zhou W W, Chen J. Monte Carlo mobile node localization for NLOS environment[J]. J of Xidian University, 2014, 41(1): 6-12.)
- [16] Eunchan K, Kiseon K. Distance estimation with weighted lease squares for mobile beacon-based localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(6): 559-562.

(责任编辑: 齐 霁)

第30届中国控制与决策会议(2018CCDC)征文通知

第30届中国控制与决策会议(2018CCDC)将于2018年6月9日~11日在中国沈阳举行. 会议由东北大学和中国自动化学会信息物理系统控制与决策专业委员会主办.

第30届中国控制与决策会议论文集中的英文论文将进入IEEE Xplore Data Base, 被EI检索.

第30届中国控制与决策会议将涉及理论与应用两方面, 主要涵盖系统、控制与决策相关课题. 征文范围如下:

控制与决策: 自适应控制; 复杂系统与复杂网络; 控制系统应用; 控制工程教育; 协同控制; 信号处理; 数据处理; 数据驱动控制; 决策理论与方法; 决策支持系统; 管控一体化; 时滞系统; 离散事件系统; 分布控制系统; 分布参数系统; 故障诊断与容错控制; 模糊系统; 对策论; 混杂系统; 系统辨识与参数估计; 智能系统; 知识管理与知识工程; 管理信息系统与企业信息化; 供应链与物流管理; 电子商务建模与优化; 运动控制; 网络控制系统; 神经网络; 非线性系统; 优化控制; 过程控制; 生产计划与调度; 鲁棒控制; 传感器网络; 社会经济系统; 随机系统; 变结构控制; 控制与仿真.

自动化: CIMS与制造系统; 工厂建模与仿真; 家

庭、实验室及服务自动化; 仪器仪表系统; 智能自动化; 人机交互; 纳米自动化与装配; 基于网络的系统; 计划、调度与协调; 过程自动化.

机器人: 以人为中心的人机系统; 医用机器人与生物机器人学; 微机器人与微操作; 移动机器人学; 移动传感器网络; 感知系统; 机器人控制; 机器人传感与数据融合; 搜寻、援救与野外机器人学; 人机交互; 空间与水下机器人; 遥控机器人; 视觉伺服; 多足机器人系统.

新兴技术领域: 信息物理系统; 智能电网; 再生能源; 能源管理系统; 集成系统与过程; 微机电系统; 电动汽车与智能交通; 交通控制; 暖通系统优化和控制; 生物系统建模.

除分组报告外, 会议另设有邀请专题, 特别专题, 特邀大会报告和杰出讲座.

会议投稿者请于2017年10月31日前提交全文. 录用文章的作者需要注册并到会宣讲论文. 请登陆<http://www.ccdc.neu.edu.cn>了解具体事宜并投稿. 同时也可通过E-mail向大会秘书(secretary_ccdc@ise.neu.edu.cn)咨询.

中国控制与决策会议秘书处