

基于粒子群优化的无线传感器网络非视距节点定位算法

刘韵婷, 张嗣瀛, 井元伟

(东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对室内环境中传感器节点间的非视距传播会降低定位精度的情况, 研究基于无线传感器网络的非视距节点定位方法. 根据不同环境下信标节点的测量模型和视距传播概率建立目标函数, 采用粒子群优化算法估计出未知节点的位置, 将利用最小二乘法计算出的节点位置作为粒子的初始位置. 仿真结果表明, 通过与最小二乘法、残差加权法和RANSAC算法相比较, 所提出算法能够较好地削弱非视距误差, 且具有更高的定位精度.

关键词: 无线传感器网络; 定位; 非视距; 最小二乘法; 粒子群优化

中图分类号: TP393

文献标志码: A

Non-line of sight node localization algorithm based on particle swarm optimization for wireless sensor networks

LIU Yun-ting, ZHANG Si-ying, JING Yuan-wei

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: LIU Yun-ting, E-mail: liuyunting0210@gmail.com)

Abstract: The localization accuracy can be degraded considerably due to the existence of non-line of sight(NLOS) propagation between the sensor nodes in indoor environment. Therefore, the NLOS node localization method is investigated for wireless sensor networks. The objective function is established according to the measurement models of beacon nodes and LOS(line of sight) propagation probability in different environment. The particle swarm optimization method is employed to estimate the position of the unknown node, and the least square method is used to compute the node position as the initial position of the particle. The simulation results show that the proposed method has higher localization accuracy in comparison with the least square method, the residual weighting algorithm(Rwgh) and random sample consensus(RANSAC) methods.

Keywords: wireless sensor networks; localization; non-line of sight; least square method; particle swarm optimization

0 引言

随着微电子、传感器技术和无线通信技术的快速发展, 无线传感器网络(WSNs)受到越来越多的关注. 节点定位是WSNs领域的关键技术之一, 传统的GPS定位能耗较高, 且在室内、深林等特殊场合的定位精度较低, 研究基于WSNs的室内定位技术具有实际意义. 两个节点之间存在障碍物, 使得两个节点之间的通信信号出现反射、衍射或绕射等情况, 称为非视距(NLOS)传播. 室内结构复杂且障碍物较多, 信号容易被遮挡而产生非视距传播, 这将导致距离测量值中包含测量噪声和NLOS误差, 其中, NLOS误差会极大地降低定位精度^[1]. 因此, 研究NLOS环境下的定

位算法具有较高的实际意义.

NLOS环境下的节点定位主要包括两个方面: NLOS检测和NLOS削弱. NLOS检测是指采用概率统计^[2]、假设检验^[3]等方法判别接收到的信号是否包含NLOS误差; NLOS削弱是指采用相应的定位算法削弱NLOS误差对定位精度的影响. Chen^[4]提出残差加权算法(Rwgh)对NLOS误差进行削弱, 将排列组合的测量值采用最小二乘法估计出每种组合的位置, 然后利用残差的倒数作为权重对估计位置进行线性加权. 文献[5]提出一种基于位姿评估的移动节点定位算法, 利用节点的速度信息实现相对定位, 通过与射频定位相结合提高定位精度, 算法运算简单

收稿日期: 2014-04-24; 修回日期: 2014-07-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61304021); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(N110404032); 林业公益性行业科研专项经费项目(201304515-3).

作者简介: 刘韵婷(1983-), 女, 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.

且能够减弱NLOS对定位误差的影响. 文献[6]提出了鲁棒多边定位算法, 在NLOS影响较弱的情况下能够获得较高的定位精度. 文献[7]提出了基于Min-Max法的NLOS误差削弱算法, 通过建立测量误差的最小-最大限制对测量值进行校正. 文献[8]结合高斯混合模型提出了一种无需先验知识的定位算法, 该算法对测量距离使用高斯混合模型进行训练得到估计距离, 并采用优选残差加权算法进行定位计算. 文献[9]将NLOS环境中的线性位置线定位问题转化为最优权值搜索问题, 并采用二次规划解决该问题, 降低了NLOS误差对定位精度的影响.

上述算法中, 文献[6]算法在NLOS个数较多时, 定位精度会急剧降低; 文献[7]算法对NLOS误差的取值具有较大的限制. 鉴于此, 本文提出基于粒子群优化的NLOS定位(PNL)算法, 该算法对参数限制较小, 根据视距(LOS)和NLOS环境下的测量模型推导出相应的概率密度函数, 利用视距传播概率与概率密度函数建立目标函数, 并提出采用粒子群优化算法对目标函数进行求解, 从而得到未知节点的估计位置.

1 系统模型建立

1.1 测量模型

设在监测区域内随机部署 M 个信标节点, 第 m 个信标节点的坐标为 (x_m, y_m) , $m = 1, 2, \dots, M$, 未知节点的坐标为 $\theta = (x, y)$. 未知节点发射测距信号, 信标节点接收信号并将该信息转换为距离信息. 在LOS情况下, 第 m 个信标节点的测量值为

$$d_{m,LOS} = r_m + n_m. \quad (1)$$

其中: $r_m = \sqrt{(x_m - x)^2 + (y_m - y)^2}$ 为第 m 个信标节点与未知节点之间的真实距离, n_m 为测量噪声, 且服从均值为0方差为 σ_{LOS}^2 的高斯分布^[10], 即

$$n_m \sim N(0, \sigma_{LOS}^2).$$

LOS情况下测量噪声的概率密度函数为

$$p_{n_m} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{LOS}} \exp\left[-\frac{(d_{m,LOS} - r_m)^2}{2\sigma_{LOS}^2}\right]. \quad (2)$$

在NLOS情况下, 第 m 个信标节点的测量值为

$$d_{m,NLOS} = r_m + n_m + \delta_m, \quad (3)$$

其中 δ_m 为由于障碍物遮挡引起的NLOS误差, 服从均值为 μ_{NLOS} 、方差为 σ_{NLOS}^2 的高斯分布^[10], 即

$$\delta_m \sim N(\mu_{NLOS}, \sigma_{NLOS}^2).$$

设 $c_m = n_m + \delta_m$, 则

$$c_m \sim N(\mu_{NLOS}, \sigma_{LOS}^2 + \sigma_{NLOS}^2),$$

因此, 式(3)可以改写为

$$d_{m,NLOS} = r_m + c_m = r_m + \mu_{NLOS} + v_m, \quad (4)$$

其中 $v_m \sim N(0, \sigma_{LOS}^2 + \sigma_{NLOS}^2)$.

设 $d'_{m,NLOS} = d_{m,NLOS} - \mu_{NLOS}$, 由此可得

$$d'_{m,NLOS} = r_m + c_m = r_m + v_m. \quad (5)$$

NLOS情况下, v_m 的概率密度函数为

$$p_{v_m} = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_{LOS}^2 + \sigma_{NLOS}^2)}} \exp\left[-\frac{(d'_{m,NLOS} - r_m)^2}{2(\sigma_{LOS}^2 + \sigma_{NLOS}^2)}\right]. \quad (6)$$

1.2 目标函数建立

由于节点间的信号传播状态是未知的, 本文引入LOS传播概率描述节点间信号的传播状态. 根据式(2)和(6)可得联合概率密度函数为

$$p(d_{LOS}, d'_{NLOS} | \theta, \alpha) = \prod_{m=1}^M [\alpha_m p_{n_m} + (1 - \alpha_m) p_{v_m}]. \quad (7)$$

其中: $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M]$; α_m 为第 m 个信标节点与未知节点间的传播状态是LOS的概率, 且 $0 \leq \alpha_m \leq 1$. 根据极大似然方法, 使式(7)为极大值的 θ 即为未知节点的位置.

本文建立的目标函数如下:

$$\begin{aligned} \max & p(d_{LOS}, d'_{NLOS} | \theta, \alpha); \\ \text{s.t.} & 0 \leq \alpha_m \leq 1. \end{aligned} \quad (8)$$

通过构造罚函数将式(8)转化为无约束的优化问题, 新的目标函数为

$$\begin{aligned} \max & F(\theta, \alpha) = \\ & \prod_{m=1}^M [\alpha_m p_{n_m} + (1 - \alpha_m) p_{v_m}] - \\ & L \sum_{m=1}^M \{[\min(0, \alpha_m)]^2 + [\min(0, (1 - \alpha_m))]^2\}, \end{aligned} \quad (9)$$

其中 L 为一个很大的正数.

由于粒子群优化算法简单、易于实现、无需梯度信息且所需参数少等特点, 在优化问题中表现出良好的效果^[11], 本文采用粒子群优化算法对该问题进行求解.

2 基于粒子群优化的NLOS定位算法

为了提高粒子群优化的收敛速度, 采用最小二乘法(LS)估计出未知节点的初始位置, 粒子群在初始位置的基础上进行搜索, 从而得到未知节点的位置.

2.1 初始值估计

采用最小二乘法计算出未知节点的初始估计位置为

$$\hat{\theta}_0 = (A^T A)^{-1} A^T B. \quad (10)$$

其中

$$A = 2 \begin{bmatrix} (x_1 - x_2) & (y_1 - y_2) \\ (x_1 - x_3) & (y_1 - y_3) \\ \vdots & \vdots \\ (x_1 - x_M) & (y_1 - y_M) \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} d_2^2 - d_1^2 - (x_2^2 + y_2^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ d_3^2 - d_1^2 - (x_3^2 + y_3^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ \vdots \\ d_M^2 - d_1^2 - (x_M^2 + y_M^2) + (x_1^2 + y_1^2) \end{bmatrix},$$

$d_m (m = 1, 2, \dots, M)$ 为第 m 个信标节点在 LOS 或 NLOS 环境下测得的距离。

2.2 基于粒子群优化的 NLOS 定位

粒子群优化算法是由 Kennedy 等于 1995 年开发的一种基于群体智能理论的演化计算技术, 源于对鸟群觅食过程中的迁徙和聚集的模拟, 通过个体间的协作与竞争, 实现复杂空间中最优解的搜索. 该算法首先生成初始种群, 即在可行解空间内随机初始化一群粒子, 每个粒子都为可行解, 由目标函数确定其适应值; 每个粒子在可行解空间内运动, 并由运动速度决定其方向和距离; 粒子通常会追随当前最优粒子运动, 经过几代搜索后得到最优解。

粒子群优化算法的基本模型如下: 设群体规模为 N 的粒子群, 在一个 D (本文 $D = 2 + M$) 维空间中搜索, 群体中第 i 个粒子的位置可以表示为

$$\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}),$$

$$1 \leq i \leq N.$$

其中: x_{i1} 和 x_{i2} 为未知节点的坐标, $x_{i3}, x_{i4}, \dots, x_{iD}$ 分别为对应的信标节点传播状态为 LOS 的概率 α_m 。

粒子的飞行速度为

$$\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}).$$

第 i 个粒子的历史最优值为

$$\mathbf{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}).$$

群体所有粒子所经历的最优点为

$$\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}).$$

第 i 个粒子的速度和位置更新方程^[12]分别为

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + c_1 \xi (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 \eta (p_{gj}^k - x_{ij}^k), \quad (11)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1}. \quad (12)$$

其中: ω 为惯性权重, 其大小决定了粒子对当前速度的继承度; c_1 和 c_2 为加速系数, 取值为 $c_1 = c_2 = 2$; ξ, η 为均匀分布的随机数。

较好的粒子初始位置能够有效地缩短算法的收敛时间, 本文以第 2.1 节估计的位置 $\hat{\theta}_0$ 为中心初始化粒子的位置, 有

$$x_{i1} = \hat{\theta}_0(1) + \text{rand}(),$$

$$x_{i2} = \hat{\theta}_0(2) + \text{rand}(),$$

其中 $\text{rand}()$ 为在 $[0, 1]$ 范围里变化的随机值, 这样能够使初始粒子在 LS 估计的位置附近开始搜索, 从而提高算法收敛速度. 其余 $x_{i3}, x_{i4}, \dots, x_{iD}$ 进行随机初始化, 并且粒子速度随机初始化. 本文采用最大迭代次数作为粒子群优化的停止准则, 且设最大迭代次数 $k_{\max} = 100$ 。

基于粒子群优化的 NLOS 定位算法的步骤如下。

Step 1: 初始化每个粒子的位置与速度。

Step 2: 根据式 (9) 计算每个粒子的适应值。

Step 3: 将每个粒子的适应值与其所经历的历史最优值相比较, 若更好, 则将该粒子的适应值作为该个体的历史最优值, 并将该粒子的历史最优位置更新为当前位置。

Step 4: 将每个粒子的历史最优值与群体所经历的全局最优值相比较, 若更好, 则将该粒子的历史最优值作为群体全局最优值, 并将群体的全局最优位置更新为当前位置。

Step 5: 根据式 (11) 和 (12) 对粒子的速度和位置进行更新。

Step 6: 判断是否达到最大迭代次数, 若是则停止, 否则返回 Step 2。

通过上述计算能够得到具有全局最优值的粒子为

$$\mathbf{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}),$$

则 $\hat{\theta} = (p_{g1}, p_{g2})$ 为未知节点的估计位置。

3 仿真结果与分析

本文建立的仿真环境如下: 在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的监测区域内, M 个信标节点和两个障碍物随机部署, 即每个信标节点与未知节点之间的传播状态在每次仿真时都是不同的. 将本文提出的 PNL 算法与最小二乘法^[13](LS)、残差加权算法^[4](Rwgh) 和 RANSAC 算法^[14]作比较, 仿真结果通过 1 000 次 Monte Carlo 实验获得, 并采用如下均方根误差 (RMSE) 作为定位误差的评价指标:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x - \hat{x}_i)^2 + (y - \hat{y}_i)^2)}. \quad (13)$$

其中: (x, y) 为未知节点的真实位置, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为第 i 次实验估计的未知节点的位置, n 为实验次数。

仿真所采用的默认参数如表1所示。

表1 默认参数值

参数	符号	默认值
信标节点个数	M	5
NLOS测量个数	L_N	2
测量噪声标准差/m	σ_{LOS}	1
NLOS误差均值/m	μ_{NLOS}	2
NLOS误差标准差/m	σ_{NLOS}	4
粒子群规模	N	20
惯性权	ω	0.9

本文所提出的算法中粒子个数为20, 粒子群优化算法的最大迭代次数为100, 所以, 本文所提出算法的计算复杂度为2000. 图1给出了测量噪声标准差 σ_{LOS} 与RMSE之间的关系. 由图1可见, 随着 σ_{LOS} 的增加, 所有算法的定位误差都随之增加, Rwgh和RANSAC算法的定位精度相近, 相对于LS、Rwgh和RANSAC算法, PNL算法的定位精度分别平均提高了43.55%、37.9%和38.6%.

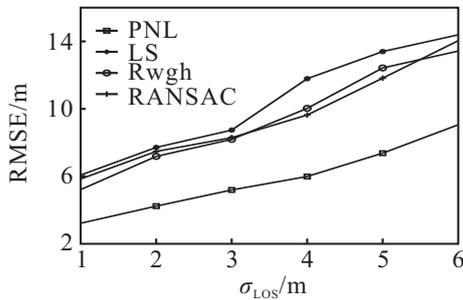


图1 测量噪声标准差与RMSE的关系

图2为NLOS误差均值 μ_{NLOS} 对RMSE的影响. 由图2可见, 随着 μ_{NLOS} 的增加, LS和RANSAC算法的定位误差急剧上升. 因此, LS和RANSAC算法受NLOS误差均值的影响比较严重; PNL算法受 μ_{NLOS} 的影响最小, 且PNL算法具有最高的定位精度.

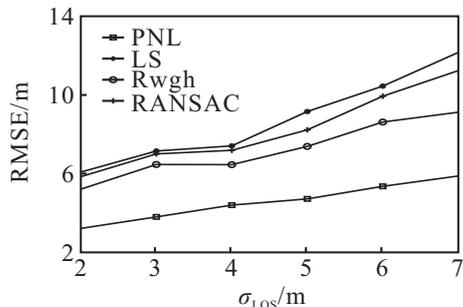


图2 NLOS误差均值与RMSE的关系

图3为NLOS误差标准差 σ_{NLOS} 与RMSE的关系. 由图3可见: 当 σ_{NLOS} 的值较小时, LS和RANSAC算法的定位精度相近; 随着 σ_{NLOS} 值的增加, 所有算法的定位误差都在上升, PNL算法具有最优的定位精度.

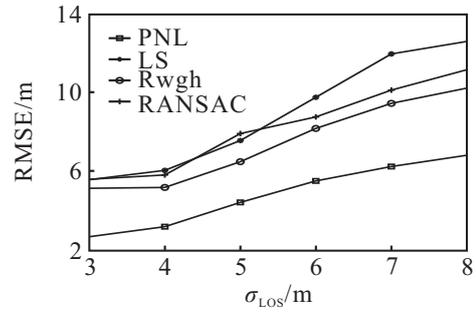


图3 NLOS误差均值与RMSE的关系

表2为NLOS测量值个数(L_N)对RMSE的影响. 由表2可见: 当NLOS个数较少(< 3 个)时, Rwngh算法优于LS和RANSAC算法; 当NLOS个数为1时, PNL算法的定位精度相对于LS、Rwngh和RANSAC算法分别提高了40.62%、24.43%和40.41%; 当NLOS个数为5时, PNL算法的定位精度相对于LS、Rwngh和RANSAC算法分别提高了36.81%、33.39%和31.09%.

表2 默认参数值

	$L_N = 1$	$L_N = 2$	$L_N = 3$	$L_N = 4$	$L_N = 5$
PNL	2.99	3.21	4.78	5.35	6.42
LS	5.04	6.07	7.15	8.38	10.16
Rwngh	3.96	5.21	7.02	8.81	9.63
RANSAC	5.02	5.84	7.19	9.22	9.31

图4给出了采用LS初值估计的PSO与经典PSO收敛情况的比较. 由图4可见, PNL算法的收敛速度更快, 在迭代到29步时即可收敛, 而经典的PSO需要迭代88步才能收敛, 且PNL算法的适应值更优.

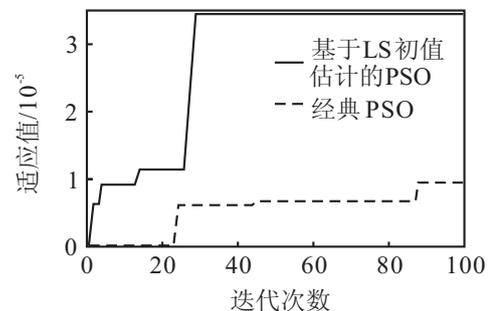


图4 算法收敛情况评估

4 结论

本文研究了在NLOS情况下无线传感器网络的节点定位方法. 首先根据LOS和NLOS测量模型推导出联合概率密度函数; 然后通过概率密度函数和视距传播概率建立目标函数, 并采用罚函数法使目标函数转化为无约束最优化问题; 最后采用粒子群优化方法求解所建立的目标函数, 估计出未知节点的位置. 仿真结果表明, 通过与最小二乘、残差加权法

和 RANSAC 算法相比较, 所提出算法具有最高的定位精度, 且对 NLOS 误差具有较好的抑制作用.

参考文献(References)

- [1] Li W, Jia Y, Du J, et al. Distributed multiple-model estimation for simultaneous localization and tracking with nlos mitigation[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2013, 62(6): 2824-2830.
- [2] Venkatesh S, Buehrer R M. Non-line-of-sight identification on ultra-wideband systems based on received signal statistic[J]. IET Microwaves Antennas & Propagation, 2007, 1(6): 1120-1130.
- [3] Shen G, Zetik R, Hirsch O, et al. Range-based localization for uwb sensor networks in realistic environments[J]. EURASIP J on Wireless Communications and Networking, 2010, 2010(1): 1-9.
- [4] Chen P C. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation[C]. Proc of Wireless Communication and Networking Conf. New Orleans: IEEE, 1999: 316-320.
- [5] 陈桂忠, 董利达, 兰守珍. 一种在非视距环境中的移动节点定位方法[J]. 浙江大学学报: 理学版, 2009, 3(1): 52-56.
(Chen G Z, Dong L D, Lan S Z. A novel localization algorithm for wireless mobile sensor nodes in NLOS environment[J]. J of Zhejiang University: Science Edition, 2009, 3(1): 52-56.)
- [6] Nawaz S, Trigoni N. Robust localization in cluttered environments with NLOS propagation[C]. Proc of IEEE 7th Int Conf on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems. San Francisco: IEEE, 2010: 166-175.
- [7] Kong Y, Kwon Y, Park G. Robust localization over obstructed interferences for inbuilding wireless applications[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2009, 55(1): 105-111.
- [8] 崔玮, 吴成东, 张云洲, 等. 基于高斯混合模型的非视距定位算法[J]. 通信学报, 2014, 35(1): 99-106.
(Cui W, Wu C D, Zhang Y Z, et al. GMM-based localization algorithm under NLOS conditions[J]. J on Communications, 2014, 35(1): 99-106.)
- [9] 华惊宇, 郑志龙, 周凯, 等. NLOS 无线环境中运用最优化原理的定位算法[J]. 浙江工业大学学报, 2014, 42(1): 93-98.
(Hua J Y, Zheng Z L, Zhou K, et al. Optimization theory based localization algorithm in the NLOS wireless environment[J]. J of Zhejiang University of Technology, 2014, 42(1): 93-98.)
- [10] Chen L, Ali-Loytty S, Piche R, et al. Mobile tracking in mixed line-of-sight/non-line-of-sight conditions: Algorithm and theoretical lower bound[J]. Wireless Personal Communications, 2012, 65(4): 753-771.
- [11] 汪定伟, 王俊伟, 王洪峰, 等. 智能优化方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 217-221.
(Wang D W, Wang J W, Wang H F, et al. Intelligent optimization methods[M]. Beijing: Higher Education Press, 2007: 217-221.)
- [12] Leung S Y S, Tang Y, Wong W K. A hybrid particle swarm optimization and its application in neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1): 395-405.
- [13] Vaghefi R M, Buehrer R M. Cooperative sensor localization with NLOS mitigation using semidefinite programming[C]. Proc of 9th Workshop on Positioning Navigation and Communication. Dresden: IEEE, 2012: 13-18.
- [14] Vakulya G, Simon G. Adaptive acoustic localization for sensor networks[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(5): 1820-1829.

(责任编辑: 郑晓蕾)