

改进型 PSO 鲁棒定位算法

竹 博 胡捍英

(解放军信息工程大学, 河南省 郑州市 450002)

摘 要: 针对传统的定位算法在复杂环境下定位精度不高, 对环境噪声鲁棒性差的问题, 提出了一种基于改进型粒子群算法的鲁棒定位算法。考虑到标准粒子群算法中存在收敛速度慢和“早熟收敛”的问题, 本文兼顾粒子群的多样性和收敛速度对粒子种群进行优化。首先采用分组定位方法来优化粒子群, 然后利用标准的粒子群算法进行迭代定位。仿真结果表明, 和传统算法相比, 该算法收敛速度快, 对初始种群数目要求少, 且当观测值中存在 NLOS 误差时, 定位精度高, 鲁棒性强。

关键词: 定位; 粒子群算法; 鲁棒; NLOS 误差

中图分类号: TN925 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2013)06-0705-07

Improved PSO-Based Robust Location Algorithm

ZHU Bo HU Han-ying

(PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: In view of the poor positioning accuracy and lack of robustness to environmental noise of the traditional algorithm, an improved particle swarm optimization-based location algorithm is proposed. Considering the problem of slow rate of convergence and premature convergence in traditional PSO algorithm, the particle population is optimized by giving consideration to the diversity of particle and the rate of convergence. First the particle population is optimized through grouping location, and then standard PSO is adopted iteratively to locate the mobile station. Simulation results show that the proposed algorithm, compared with the traditional algorithm, not only converges faster and requires less number of particles, but also has a high accuracy and improves robustness to noise when NLOS error occurs.

Key words: Location; Particle Swarm Optimization; Robustness; NLOS error

1 引言

随着移动通信技术的不断发展, 使得面向移动通信的需求和服务种类不断增多, 对移动台的定位服务就是其中的一种。对移动台 (MS, Mobile Station) 的定位就是通过 MS 与基站 (BS, Base Station) 间的信息交互, 提取可用于定位的特征信息, 来实现对 MS 位置信息估计。MS 定位在无线资源规划与管理、导航定位、紧急营救、打击犯罪等方面具有重要的实用价值^[1]。

电波到达时间 (TOA, Time of Arrival) 定位法在

MS 和 BS 之间存在视距 (LOS, Line of Sight) 传播时, 能达到较高的精度。泰勒级数展开算法^[2-3] 和残差加权算法^[4] 都是基于 TOA 的解算算法, 因在 LOS 环境下解算精度高和普适性强等特点而非常适合于 TOA 定位的解算, 但是算法通常假设系统噪声和观测噪声均为高斯噪声, 即 MS 和 BS 之间存在视距传播。然而在实际环境中, MS 和每个 BS 之间不可能都存在 LOS 传播和无线环境的突变等问题都可能使观测值偏离高斯分布, 这些偏离高斯分布的观测值被称为野值^[5]。在无线电定位中, 野值主要是

收稿日期: 2013-01-22; 修回日期: 2013-04-20
基金项目: 国家科技重大专项(2011ZX03003-003-02)

由于非视距(NLOS, Non-Line of Sight)传播产生的,现场测试表明,在GSM网络环境中平均NLOS误差可达500-700M,使NLOS传播成为影响蜂窝网定位精度的主要原因^[6-7]。因此,当存在野值时,传统算法的定位性能会严重下降,从而限制了该方法的使用。

针对以上问题,近年来研究者们利用遗传算法,退火算法和粒子群优化算法(PSO, Particle Swarm Optimization)等智能算法来进行无线电定位技术的研究^[8-10]。在这些算法中,PSO算法具有定位精度高、参数少和实现简单等特点,因此,PSO更适用于无线电定位技术。人们在基于PSO的无线传感器定位技术方面进行了广泛的研究。但是,标准PSO算法存在容易陷入局部最优解,即“早熟收敛”和收敛速度慢的问题。文献[11]中通过增加粒子群的多样性来克服“早熟收敛”问题,但是会带来更多的迭代次数,从而导致收敛速度慢的问题;文献[12]提出将其与其他智能算法相结合的方法,通过引入交叉、变异等操作来加快其收敛速度,但是该方法不能从根本上解决问题,另外还会大大增加算法的复杂度。

基于以上分析,本文从优化粒子群的角度,兼顾粒子群的多样性和收敛速度对标准PSO算法改进,并提出一种基于改进型PSO算法的鲁棒定位算法。当观测值存在野值时算法定位精度高,且较好的解决了收敛速度慢和“早熟收敛”问题。首先将所有基站的TOA测量值排列组合分别进行最小二乘估计,然后在上述位置的基础上进行粒子群的初始化,最后利用传统PSO算法进行迭代搜索,寻找全局最优点。

2 问题描述

TOA定位方法是通过测量移动台信号到达多个基站的传播时间来确定MS的位置。移动台到基站间距离的测量是通过两者之间唯一的信号传播路径来确定的,这就要求MS必须位于以BS为中心,测量值为半径的圆上。通过3个基站可以确定MS的惟一位置:MS位于以基站为中心的3个圆的交点上,如图1所示。

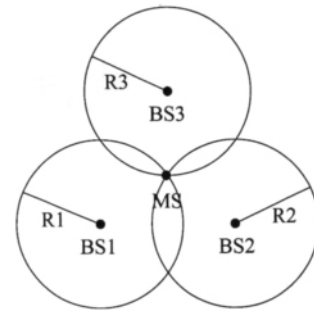


图1 TOA定位原理图

Fig. 1 Schematic diagram of location based on TOA

假设移动台坐标为 (x_0, y_0) ,基站 $i(i=1, 2, \dots, M)$ 的坐标为 (x_i, y_i) ,基于TOA的定位技术在获取多个TOA测量值后,可建立定位方程组:

$$t_i = t_{i,LOS} + \Delta t_i = t_{i,LOS} + t_{i,N} + t_{i,\epsilon} \quad i=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

$$t_{i,LOS} = \frac{1}{c} \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} \quad (2)$$

其中 c 是电波传播速度, t_i 是从第 i 个BS到未知MS的测量值, $t_{i,\epsilon}$ 为检测设备带来的误差,可随着定时技术及信号检测技术的改进而减小,仅占TOA误差中很小的一部分,一般为零均值的高斯随机变量。 $t_{i,N}$ 是无线传播环境带来的误差,是TOA误差的主要组成部分,可用服从指数分布、均匀分布及Delta分布的随机变量表示。在此以指数分布为例,其他分布与此类似,其条件概率密度函数为:

$$p(t_{i,N}/t_{i,rms}) = \begin{cases} \frac{1}{t_{i,rms}} \exp\left(-\frac{t_{i,N}}{t_{i,rms}}\right) & t_{i,N} \geq 0 \\ 0 & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $t_{i,rms}$ 为均方根时延扩展,可表示为: $t_{i,rms} = T_1 d_i^\epsilon \xi$,式中参数的选取详见文献[1]。

将上述观测值分为两类:一类是服从理想或经验分布的正常值;另一类是野值。若野值占观测值总数的百分比为 ϵ ,则称 ϵ 为这个观测值的污染度。传统算法中都是假设观测值服从高斯分布,高斯分布本质上是一个集中分布,绝大部分的观测值集中在 $\pm 3\sigma$ 带内, σ 为观测值的均方差。而由于野值的存在,导致实际分布与高斯分布相比,经常出现明显的“尾巴”,破坏了这种集中分布的特性,使高斯分布的尾部变大。我们把这种变化称为拖尾分布,通常用污染度为 ϵ 的污染高斯分布来模拟“近似高斯”的实际分布,如下式所示:

$$F(x) = (1 - \epsilon) F_0(x) + \epsilon F_1(x) \quad (4)$$

式中: 污染度 ε 取值范围为 $0 \leq \varepsilon \leq 1$; $F_0(x)$ 为名义分布或主体分布, 在此服从高斯分布; $F_1(x)$ 为扰动分布或次要高斯分布, 主要是由于 NLOS 传播带来的误差。本文所研究鲁棒定位方法的基本思想是当观测值中存在野值时, 寻找一种既能剔除或抗拒野值的影响, 又基本上具有传统定位算法的一些良好特性的定位算法。

3 基于 PSO 的定位算法

3.1 PSO 算法

粒子群优化算法源于生物学中对鸟类捕食行为的研究, 是一种高效的优化算法, 容易实现, 运行效率高。其基本思想是首先随机初始化一群粒子, 每个粒子都有自己的位置和速度, 其中粒子位置表示所求解的优化问题的一个潜在解, 速度决定了粒子的飞行方向和距离; 然后粒子在解空间中经过多次迭代搜索寻找最优解。在每一次迭代过程中, 粒子根据本身找到的最优解和种群的最优解共同来更新其位置和速度。

假设一个由 N 个粒子组成的粒子群以一定的速度在 D 维搜索空间中飞行, 第 i 个粒子的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 第 i 个粒子的个体极值 $pBest_i$ 表示该粒子飞行历史中的最优位置, 全局极值 $gBest$ 表示所有个体极值 $pBest_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 中的最优位置, 是整个种群目前找到的最优解, 第 i 个粒子的位置变化率 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 称为粒子的飞行速度, 最大飞行速度为 V_{max} ; 粒子的速度和位置的变化

分别如式 (5) (6) 所定义:

$$v_{id}(k+1) = wv_{id}(k) + c_1r_1[pBest_i(k) - x_{id}(k)] + c_2r_2[gBest_i(k) - x_{id}(k)] \quad (5)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (6)$$

其中 $1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D$, c_1 是学习因子, c_2 是加速因子, 它们均为正值常数, 一般 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 和 r_2 是 $0 \sim 1$ 之间的均匀分布的随机数; w 是惯性权重因子, 被用来控制上次速度对目前状态的影响; 最大速度 V_{max} 决定粒子在一次循环中最大的移动距离。当 V_{max} 较大时, 粒子具有较强的搜索能力, 但是可能会飞过最优解。当 V_{max} 较小时, 粒子具有较弱的搜索能力, 可能会陷入局部最优解。

对于每个粒子来说, 其个体极值 $pBest_i$ 为:

$$pBest_i(k+1) = \begin{cases} X_i(k+1) & \text{if } f(X_i(k+1)) \geq f(pBest_i(k)) \\ pBest_i(k) & \text{if } f(X_i(k+1)) < f(pBest_i(k)) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $f(\cdot)$ 表示粒子的适应度函数, 后文将对其详细介绍。对所有粒子来说, 全局极值 $gBest$ 为:

$$gBest(k+1) = \max(pBest_i(k+1)) \quad (8)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。

3.2 粒子群的优化

以二维坐标为例, 假设目标移动台目前可以得到 $M (M > 3)$ 个测量值, 分别来自不同的基站。对于 M 个不同基站提供测量值, 取所有具有 3 个测量值的子集, 共有 $K = C_M^3$ 组, 并定义每种组合的基站索引基为 $\{S_i | i = 1, 2, \dots, K\}$ 。

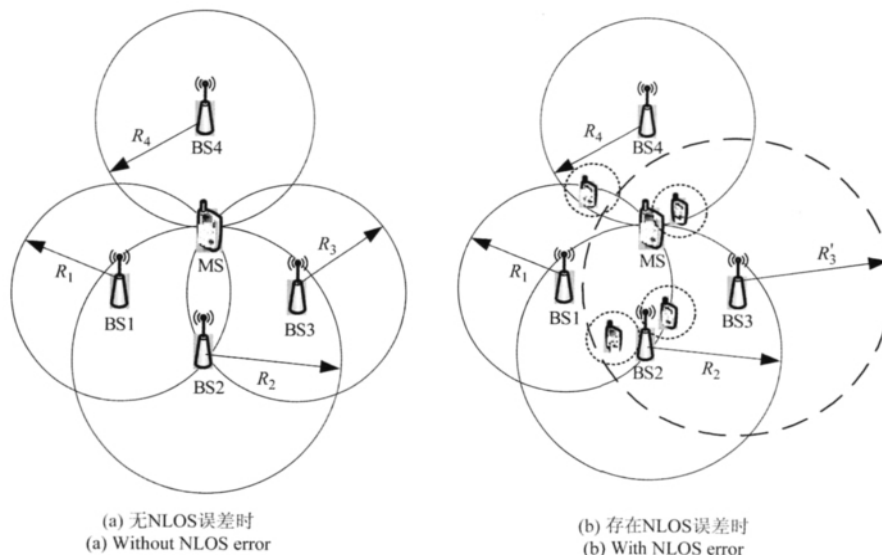


图 2 分组定位原理图

Fig. 2 Schematic diagram of grouping location

如图2所示,MS为移动台的实际位置,当前时刻能获得 $M=4$ 个基站(BS1,BS2,BS3,BS4)的测量值,因此可建立4个测量方程,对其排列组合可得到 $K=C_4^3=4$ 种不同的测量子集合,分别是(1,2,3)、(1,2,4)、(1,3,4)、(2,3,4)。对所有这些子集合,分别进行最小二乘(LS)估计,得到4组定位结果 $\{X_i | i=1,2,\dots,4\}$ 。不考虑噪声时,上述4组定位结果相互重合于一点,即移动台的真实位置MS,如图2a中所示的手机位置。当部分测量值中存在NLOS误差时,图2b中3号基站由于受到NLOS误差的影响,测量值由 R_3 变为 R_3' ,此时4组定位结果分散在移动台真实位置的周围,见图中的小手机的位置。

上述四组位置是通过任意三个测量方程组成的方程组用最小二乘估计得到的位置解,因此可认为是局部最优解。为了提高PSO算法的定位精度和收敛速度,在上述四组位置周围分别产生 N 个零均值,方差为 σ_p^2 且服从高斯分布的位置点,作为粒子群的初始种群,如图中小手机附近的虚线圆圈,完成粒子群的初始化。

3.3 适应度函数

移动台的坐标估计可以看作是一个优化问题,也就是说,需要最大化适应度函数值。假设移动台的估计位置坐标为 (\hat{x}_0, \hat{y}_0) ,其与基站 i 的测量距离为 R_i ,定义 R_i 与移动台到基站 i 的距离之差为 e_i ,则 e_i 可以表示为:

$$e_i = \text{abs}(R_i - \sqrt{(\hat{x}_0 - x_i)^2 + (\hat{y}_0 - y_i)^2}) \quad (9)$$

则移动台到所有 M 个基站的误差方程表示为:

$$\sum_{i=1}^M e_i = \sum_{i=1}^M \text{abs}(R_i - \sqrt{(\hat{x}_0 - x_i)^2 + (\hat{y}_0 - y_i)^2}) \quad (10)$$

实际情况测距值往往存在误差,为了降低累积定位误差,将误差除以相应的测量距离,这样便可将移动台的估计位置限定在真实位置附近。将上式误差方程改为:

$$\sum_{i=1}^M e_i = \sum_{i=1}^M \frac{\text{abs}(R_i - \sqrt{(\hat{x}_0 - x_i)^2 + (\hat{y}_0 - y_i)^2})}{R_i} \quad (11)$$

取上式的倒数作为PSO算法的适应度函数:

$$f(n) = \frac{1}{\sum_{i=1}^M \frac{\text{abs}(R_i - \sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2})}{R_i}} \quad (12)$$

其中 n 表示第 n 个粒子。移动台随机产生 N 个粒

子作为粒子群算法的初始种群,每个粒子均通过适应度函数(12)计算适应度,然后采用PSO算法计算出种群最佳值 $gBest$,即为移动台的估计坐标位置。

3.4 算法流程

基于改进型PSO定位算法的具体实现步骤如下:

步骤1: 对TOA测量值进行分组定位获得移动台的初始位置。

步骤2: 根据初始位置产生高斯分布的初始粒子群的位置和速度,并设置各个粒子的个体最优值 $pBest_i$ 和群体最优值 $gBest$ 。

步骤3: 利用式(12)计算所有粒子的适应度。

步骤4: 比较各粒子适应度。如果当前时刻粒子 i 的适应度大于其个体最优值 $pBest_i$ 的适应度,则将粒子 i 的位置作为其个体最优值 $pBest_i$;在此基础上,分别比较所有 $pBest_i$ 和 $gBest$ 适应度的大小,如果 $pBest_i$ 的适应度大于 $gBest$ 的适应度,则将 $pBest_i$ 的位置作为其群体最优值 $gBest$ 。重复此过程直至所有 $pBest_i$ 比较完成。

步骤5: 对每个粒子,分别以式(5)(6)更新其速度和位置。

步骤6: 累计迭代次数,若达到最大迭代次数或所得解的变化小于设定阈值就终止迭代,否则返回到步骤3,继续迭代。本文选择最大迭代次数作为终止条件。

4 仿真实验及分析

为检验所提算法(Proposed)的定位性能,本文在四种典型的NLOS信道环境(远郊、郊区、一般市区和繁华市区)对所提算法和泰勒级数展开法(Taylor)、残差加权算法(Rwgh, Residual Weighting)和标准PSO定位算法进行了仿真比较。定位精度评价指标为均方根误差(RMSE):

$$[RMSE] = \sqrt{E[(x_0 - \hat{x})^2 + (y_0 - \hat{y})^2]} \quad (13)$$

仿真条件如下:蜂窝网基站布局如图3所示,采用典型的7基站定位,正六边形小区半径为900米。由测量系统造成的TOA测量误差即 $t_{i,p}$ 服从均值为0,方差为30米的高斯分布,NLOS误差 $t_{i,N}$ 服从COST295信道模型。在基站为提供的TOA测量值中,部分存在NLOS误差,且基站不能提供任何有关TOA测量值的先验信息。排除位于同一直线上的3种基站组合,共分为 $C_7^3 - 3 = 32$ 组,IPSO-P算法在每组定位结果的周

围产生 $N=5$ 个方差为 $\sigma_p^2=100$ 的位置作为粒子群的初始位置。学习因子 $c_1=2$ 加速因子 $c_2=2$ 惯性权重因子 $\omega=0.9$ 最大移动速度 $V_{max}=2$ 。

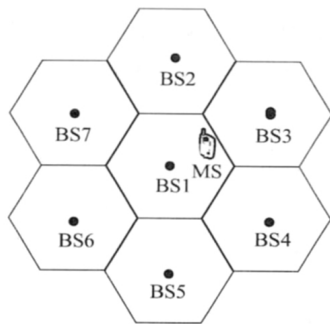


图 3 蜂窝小区结构与移动台分布示意图

Fig.3 The structure of cellular neighbourhood and MS's position

仿真一: 所提算法与泰勒级数展开算法、残差加权算法的定位性能对比。

图 4 给出在远郊和一般市区时, 本算法和泰勒级数展开法、残差加权算法的性能比较。每一组数据用柱状图表示当观测值中存在不同数目的 NLOS 误差时的结果, 柱状图的高度表示算法的 RMSE 值。

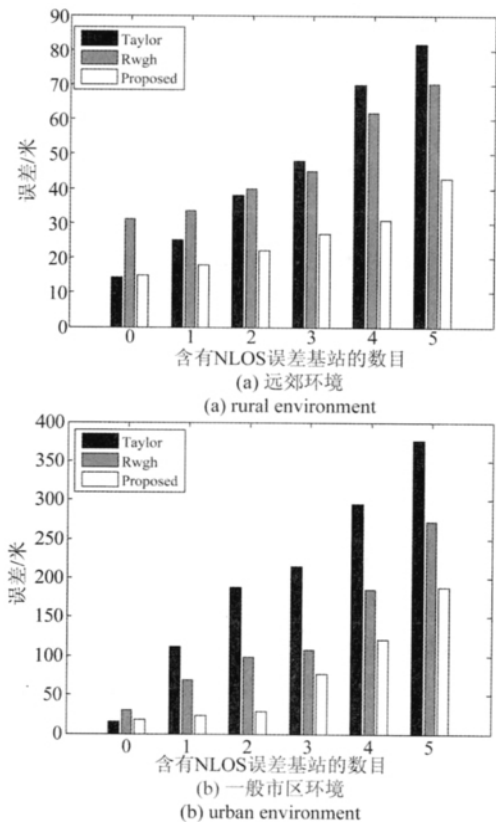


图 4 所提算法与传统算法的定位性能比较

Fig.4 The positioning performance of the proposed and traditional algorithm

从图中可以看出, 在远郊和一般市区环境下, 随着观测值中 NLOS 数量的递增, 所提算法性能优于泰勒级数展开法和残差加权算法, 对噪声的鲁棒性强。从理论上分析, 泰勒级数展开法采用简单的最小二乘, 当噪声服从非高斯时定位性能差, 另外它对初始位置有很强的依赖性, 当初始位置存在偏差时, 它的定位性能会严重下降; 残差加权算法是利用每组的定位残差对定位结果进行加权融合, 从而得到最终的位置。当 NLOS 数量较少时, 该算法可以取得显著的效果, 随着 NLOS 数量的增加, 算法的性能会恶化; 所提算法在分组定位的基础上, 进行粒子群的优化, 然后通过粒子群迭代优选, 最终找到全局最优解。当存在 3 个或以上的 LOS 径时(即 NLOS 小于等于 4 时) 用最小二乘算法就能得到较精确的位置估计, 即保证了初始粒子种群的多样性, 进而迭代优选得到最终位置。

仿真二: 所提算法与传统 PSO 定位算法的性能比较。

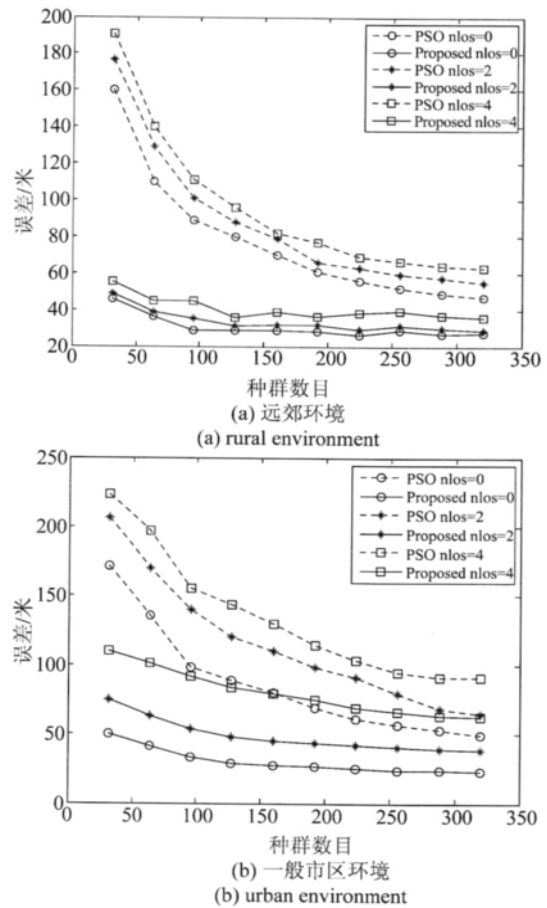


图 5 所提算法与标准 PSO 算法的种群数目和误差关系

Fig.5 The population VS RMSE between the proposed and standard PSO

图5中a和b分别表示在远郊和一般市区下,迭代次数一定时($K=10$),所提算法和传统PSO算法的性能比较,横坐标表示种群数目,纵坐标表示算法的RMSE值。

从图中可以看出,随着种群数目的增加,所提算法和传统PSO定位算法的RMSE都逐渐减小,并趋于稳定。但是,所提算法在种群数为96时已经收敛,而传统PSO算法在种群数为288时才能够收敛。和传统PSO定位算法相比,所提算法对种群数目要求少,且在相同的种群数目下,所提算法的定位精度明显优于传统PSO算法。

图6中a和b分别表示在远郊和一般市区下,种群数目一定时($M=160$),所提算法和传统PSO算法的性能比较,横坐标表示迭代次数,纵坐标表示算法的RMSE值。

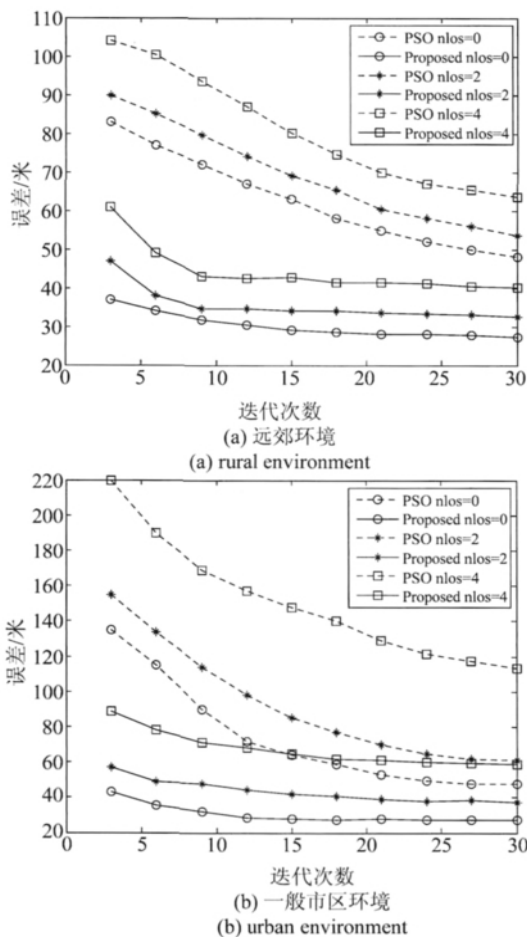


图6 所提算法与标准PSO算法的迭代次数和误差关系

Fig. 6 The iterations VS RMSE between the proposed and standard PSO

从图中可以看出,随着迭代次数的增加,所提算法的RMSE逐渐减小,进行9次迭代时基本趋于稳定,PSO算法进行30次迭代后仍没有收敛。和PSO算法相比较,所提算法的收敛速度快,且在相同的迭代次数下,所提算法的定位精度明显优于PSO算法。

从理论上分析,传统的PSO定位算法在7个基站的覆盖范围内均匀采样,产生初始粒子种群,因而需要大量粒子进行多次迭代来对移动台定位;而所提算法从优化粒子群的角度对其改进,使得粒子群都在局部最优点附近,兼顾了粒子群的多样性和收敛速度,因此所提算法的计算效率和精度均高于传统的PSO定位算法。

实际环境中,当移动台与每个基站间均为NLOS传播时,导致全部的测量值都含有不同程度的NLOS误差。所提算法的分组定位由于采用最小二乘估计,导致定位结果存在较大误差,从而不能保证在局部最优解附近产生粒子的初始种群。此时和传统PSO定位算法相比,所提算法存在收敛速度慢的问题。

5 结束语

本文提出一种基于改进型PSO算法且具有鲁棒性的定位算法,通过对粒子群的优化处理,克服了传统PSO算法中的收敛速度慢和“早熟收敛”的问题,提高了收敛速度,且分别在迭代次数和种群数目相同情况下定位精度高于传统算法,并仿真证明了当观测值中存在不同数量的NLOS误差时,所提算法鲁棒性强于传统算法。

参考文献

- [1] 田孝华. 无线电定位理论与技术[M]. 国防工业出版社, 2011.
Tian Xiaohua. Theory and technology of wireless radio location[M]. National Defence Industry Press, 2011. (in Chinese)
- [2] Yu Kegen and Guo Y J. Improved positioning algorithm for NLOS environment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(4): 2342-2353.
- [3] Shi Xiaowei. Research on indoor location technology based on back propagation neural network and Taylor series[C]. Control and Decision Conference, China, 2012: 1886-1890.
- [4] 焦磊, 邢建平, 张军. 室内环境下对OLOS误差具有鲁棒性的TOA无线传感器网络定位算法[J]. 传感技

- 术学报, 2008, 21(1): 56-63.
- Jiao Lei, Xing Jianping, Zhang Jun. An OLOS error robust TOA-Based WSN localization algorithm in indoor environment [J]. Journal of Sensors and Actuators, 2008, 21(1): 56-63. (in Chinese)
- [5] Huber and Peter J. Robust statistics [M]. New York: Wiley, 2011.
- [6] Chen Hongyang and Wang Gang. Non-Line-of-sight node localization based on semi-definite programming in wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2012, 11(1): 108-116.
- [7] 范馨月, 陈庭盈, 周非. 基于参数重构的非直达波混合定位算法 [J]. 信号处理, 2011, 27(11): 1706-1711. Fan Xinyue, Chen Tingying, Zhou Fei. Algorithm of NLOS location based on parameters reconstruction [J]. Signal Processing, 2011, 27(11): 1706-1711. (in Chinese)
- [8] Hong Anh Nguyen and Hao Guo. Real-time estimation of sensor node's position using particle swarm optimization with Log-Barrier constraint [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(11): 3619-3628.
- [9] Ray P K and Mahajan A. Optimal configuration of receivers in an ultrasonic 3D position estimation system by using genetic algorithm [C]. Proceedings of the 2000 American Control Conference, 2000: 2902-2906.
- [10] Mondal D and Chakrabarti A. PSO based location and parameter setting of advance SVC controller with comparison to GA in mitigating small signal oscillations [C]. 2011 International Conference on Energy, Automation and Signal, 2011: 1-6.
- [11] 商雨青, 许伟, 顾幸生. 交叉前置式粒子群优化算法及其在催化裂化 C3 含量软测量中的应用 [J]. 电子学报, 2012, 40(9): 1884-1889. Shang Yuqing, Xu Wei, Gu Xingsheng. Particle Swarm Optimization with Pre-Crossover and Its Application in Soft-Sensor of C3 Concentration of FCCU [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(9): 1884-1889. (in Chinese)
- [12] Juang Chiafeng. A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 2004, 34(2): 997-1006.

作者简介



竹博男, 1988年10月生, 山西运城人, 现为解放军信息工程大学硕士生, 研究方向为蜂窝网定位跟踪。
E-mail: zhuboapple@163.com

胡捍英男, 1961年2月生, 河南南阳人, 现为解放军信息工程大学教授, 研究方向为移动通信。
E-mail: huhanying@vip.sina.com