

基于粒子群 TOA 室内定位的系统误差修正*

赵强 王敬东 刘云霄 杨秀梓

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

摘要: 到达时间(time of arrival, TOA)的测距易受多径干扰的影响而产生较大的系统误差,造成室内定位时精度变差。针对上述问题,首先分析了 TOA 定位中系统误差的产生及特点,而后提出一种基于粒子群优化的定位算法。算法利用测距值与所求解位置的空间约束关系建立求解域,而后应用粒子群算法求解,并通过建立关于系统误差的罚函数和适应度函数实现误差修正,并减小粒子搜索空间,加快算法收敛速度。实验表明,利用本文描述的定位算法,可以有效抑制室内定位中测距产生的系统误差,定位精度得到明显提高。

关键词: 到达时间;系统误差;粒子群算法;罚函数

中图分类号: TN98;TP702 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.50

System error correction based on particle swarm optimization in TOA indoor location

Zhao Qiang Wang Jingdong Liu Yunxiao Yang Xiuzi

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The ranging measurement based on TOA (time of arrival) is susceptible to multipath interference which will lead to a larger system error and make the indoor position accuracy worse. To solve these problems, this paper firstly analyzes the generation and characteristics of systematic error in TOA location, then proposed a positioning algorithm based on particle swarm optimization. This algorithm establishes the solution domain by using the space constraint relationship between the ranging value and the solution location, and then uses particle swarm algorithm to solve the problem, and through the establishment of the system error on the penalty function and fitness function to achieve error correction to reduce the particle search space and speed up the algorithm convergence rate. Experimental results show that the proposed method can effectively restrain the system error caused by ranging in the indoor location, and the localization accuracy can be improved obviously.

Keywords: time of arrival; system error; particle swarm optimization; penalty function

0 引言

近年来,随着定位技术和物联网技术的蓬勃发展,基于定位的服务正在悄然影响着军事、科技以及人们普通生活的各个方面。基于到达时间(time of arrival, TOA)测距的室内定位技术,作为定位技术在室内环境的延续,可以提供诸如军事建筑内人员、设备定位管理、室内反恐、室内救援、物流仓库管理以及室内导航等服务^[1],其应用前景十分广阔。

实际 TOA 定位中,根据产生机理,测距误差可以分为随机误差和系统误差。其中随机误差包含随机量测白噪声。系统误差由锚节点元器件性能差异和外界环境干扰(人员、家具对信道遮挡等)造成,主要包括时间同步误差、

非视距(non-line of sight, NLOS)传播误差和多径干扰^[2]。利用 SDS-TWR 测距算法^[3]可以有效的抑制时间同步误差,卡尔曼滤波可以有效抑制量测噪声和 NLOS 误差^[4]; UWB 相比其它 TOA 定位技术,可以利用正交互补码技术有效抑制多径干扰^[5]。而针对传统 TOA 定位中存在的多径干扰,文献[6]提出 TOA 测距误差分级拟合,根据测距过程中的 RSSI 大小将测距中的系统误差划分为多个等级从而进行对应的补偿。为了避免定位时过分依赖测距值的准确性,可以使用指纹定位^[7],因为其无需考虑系统误差分布,但构建指纹地图需要大量的工作,并且锚节点位置变化容易使指纹失效。利用机器学习对非线性函数优良的拟合特性,实现测距值与坐标的非线性映射^[8]。该算法具有较

收稿日期:2017-01

* 基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(NZ2015202)资助

好的鲁棒性,但应用中复杂度大,实时性差,学习阶段成本高。

综上所述,传统定位算法中对于测距值的系统误差的抑制存在成本开销大,适用性差的特点,实际效果差异很大。在综合考虑定位算法的效率和适用性后,针对 TOA 室内定位中,多径干扰产生的系统误差导致定位精度变差的问题,本文提出一种基于粒子群优化思想的定位算法,在建立测距值与待求解位置的约束关系的基础上应用粒子群算法求解,并建立关于系统误差罚函数来实现系统误差的修正以及算法的优化。

1 误差分析

由于环境中各种干扰的存在以及物理层实现机制的问题,无线 TOA 测距节点测距精度受到多种类型的系统误差的影响。TOA 测距过程中,由于沿直线传播的电磁信号,可能受到周围环境如墙壁、地面以及环境中陈列的物品的折射和反射,导致信号特性如幅值、相位和时延等发生改变,从而产生能量衰落,信噪比下降,这种情况会导致节点的接收机对首达信号的选择出现错误,将非直达信号作为首达信号,引起多径干扰。

考虑到 SDS-TWR 测距算法可以有效抑制晶振的时钟漂移产生的时间同步误差,而基站在部署时可以选取合适安装位置和高度来避免房间内物件对锚节点和标签之间的非视距遮挡同时改进的卡尔曼算法可以有效抑制室内人员对信道路径遮挡引起的 NLOS 误差,本文对上述两种系统误差不做研究,本文之后的系统误差将特指多径干扰产生的误差。

UWB 技术应用于 TOA 测距,利用超宽带技术对测距信号解码调制来实现对存在多径干扰的信号的筛选^[9],从而提高测距精度。但该技术实现需要更加丰富的硬件支持,鉴于 UWB 定位设备成本高,其市场占有率不高。其它 TOA 测距技术如超声波测距、CSS 线性调频扩频测距等,本身对多径干扰的鉴别能力有限,所以要实现高精度的室内定位,需要对多径干扰进行研究和修正。

通过对在室内环境下使用 SDS-TWR 测距算法的锚节点进行测距误差分析,可以建立室内测距模型,若 $r(t)$ 表示在 t 时刻从未知节点到锚节点的距离测量值,则 $r(t)$ 等于真实距离 $d(t)$ 与量测噪声误差 $n(t)$, 多径干扰 $e(t)$ 和 NLOS 误差 $NLOS(t)$ 之和,如式(1)所示:

$$r(t) = d(t) + n(t) + e(t) + NLOS(t) \quad (1)$$

其中 $n(t)$ 为零均值高斯变量, $NLOS(t)$ 为正随机变量。为了研究室内环境下系统误差 $e(t)$ 对测距精度的影响,本文在 $8.5 \text{ m} \times 6 \text{ m}$ 室内利用 CSS TOA 锚节点进行测距实验。同时考虑到 NLOS 误差对实验的影响,锚节点部署于室内空旷位置,并离地面 1.7 m 架高处理。实验中,采样点选取满足空间距离要求且无目视遮挡处,且全程无人员走动干扰,并采用 SDS-TWR 测距算法消除同步误差。

进行了大量测距实验,其中 CSS 锚节点的采样频率为 50 Hz ,每个采样 100 点,部分实验结果如图 1 所示。

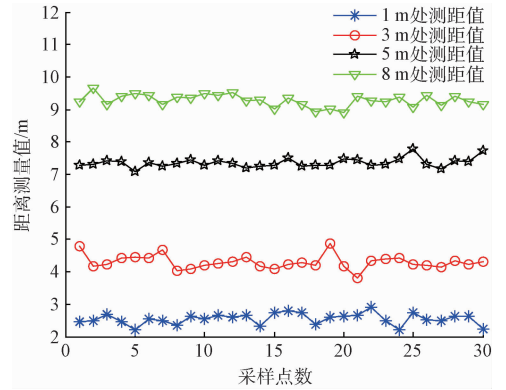


图 1 LOS 环境下不同距离下锚节点的误差值

图 1 所示为单一锚节点分别 $1, 3, 5, 8 \text{ m}$ 处的测距值与采样时间序列的关系。理论上锚节点的测距误差包含随机量测噪声和多径干扰。从图中可以看出,LOS 情况下锚节点在同一个位置上,误差表现为围绕某个正向稳定偏差的上下有轻微波动,其中这个稳定偏差即为系统误差。结合实际定位区域大小分析图中数据,在平面长度小于 11 m 的区域,锚节点测距系统误差大于 1 m ,误差较大。

2 粒子群算法

粒子群优化算法是一种基于群智能的计算技术。该算法于 1995 年由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士提出,广泛用于求解优化问题^[10]。其主要精髓为,假设在 D 维的搜索空间内,存在一个种群大小为 M 的粒子群。每个粒子 j 在空间中的位置坐标 $X_j = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jd})$, 搜索速度 $v_j = (v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jd})$, 搜索到的个体最优位置 $Pbest_j = (Pbest_{j1}, Pbest_{j2}, \dots, Pbest_{jd})$, 搜索到的全局最优位置为 $Gbest = (Gbest_1, Gbest_2, \dots, Gbest_M)$, 其中, $j = 1, 2, \dots, M$, $d = 1, 2, \dots, D$ 。在第 k 次搜索时粒子 j 的速度跟新公式,位置更新公式及惯性权重计算如式(2)所示。

$$\begin{cases} V_j^{k+1} = \omega \cdot V_j^k + c_1 \cdot rand() \cdot (Pbest_j - X_j) + \\ \quad c_2 \cdot rand() \cdot (Gbest - X_j) \\ X_j^{k+1} = X_j^k + V_j^{k+1} \\ \omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T} \cdot k \end{cases} \quad (2)$$

式中: c_1, c_2 为学习因子, $rand()$ 是介于 $(0, 1)$ 之间的随机数; ω 是惯性权重,用来平衡粒子的全局搜索能力和局部搜索能力,若较小,有利于提高算法的局部搜索能力,若较大,有利于提高算法的全局搜索能力;粒子的位置坐标范围 $X_{jd} \in [-X_{\max}, X_{\max}]$, X_{\max} 取值与搜索范围相关;粒子的搜索速度 $V_{jd} \in [-V_{\max}, V_{\max}]$, V_{\max} 取值太大使粒子飞离最优解,取值太小容易使粒子陷入局部最优解,通常取 X_{\max} 的 $10\% \sim 20\%$ 。 k 为当前迭代搜索次数, T 为终止迭代次数。

3 基于系统误差罚函数的优化粒子群定位算法

传统滤波器主要针对定位中的随机噪声和非视距误差 NLOS, 没能从原理上提出对多径干扰的估计, 滤波后的数据依然存在系统误差, 直接代入最小二乘算法求解未知节点位置时, 系统误差会影响定位精度, 当系统误差较大时甚至会使定位失效。而先前针对误差修正提出的方法, 如参数拟合和误差分级, 其核心思想依然是利用现场采样的样本点寻找误差补偿值与测距值对应的关系, 利用拟合的函数确定相应的补偿值, 而这种方式对系统误差的补偿精度依赖其采样精度, 当采用点过少时将无法准确反映系统误差的变化情况, 导致定位精度的下降。因而为了保证精度, 需要大量实验采样, 存在使用中灵活性不高的问题; 同时当补偿关系复杂甚至构建困难, 补偿精度将大大降低。

本文针对系统误差在环境中分布复杂、构建误差修正函数困难问题, 提出 TOA 定位中, 将基于最小二乘算法求解非线性方程组问题转化为约束优化问题, 即把求解节点位置的过程可看作在室内定位区域内寻求最优位置解的过程, 该最优位置处测距值的系统误差影响最小, 该影响可以由求解位置到各个基站距离的误差绝对值之和表示, 如式(3)所示。

$$\begin{cases} f(x, y) = \min \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - r_i \right| \\ (x, y) \in C_1 \end{cases} \quad (3)$$

对于上式无约束非线性问题, 直接运用粒子群算法进行求解时, 其搜索域为全局范围, 算法效率较低。而在实际定位中, 测距值与目标实际距离之间相互关联, 本文提出, 利用这种对应关系设定约束适应度函数和距离适应度函数, 进一步缩小了搜索的可行域, 降低了搜索计算量, 加快了收敛速度。

假设已知 $n(n > 3)$ 个锚节点 $P_1(X_1, y_1), P_2(X_2, y_2), \dots, P_n(X_n, y_n)$, 以及这些点到未知节点 $P(x, y)$ 的测量距离分别为 r_1, r_2, \dots, r_n , 真实距离为 d_1, d_2, \dots, d_n , 测距误差为 e_1, e_2, \dots, e_n , 其中测距误差 e_i 为真实值 d_i 的 u_i 倍。编号 i 的锚节点 $P_i(X_i, y_i)$ 到未知节点 $P(x, y)$ 的测量距离分别为 r_i , 真实距离为 d_i , 测距误差范围 ϵ_i , 则有 $|r_i - d_i| \leq \epsilon_i$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。假设 $\epsilon_i = u_i r_i$, u_i 为测距误差系数, 对于未知节点 $P(x, y)$ 满足以下约束条件:

$$\begin{cases} (1-u_1)2 \cdot r_1^2 \leq (x-x_1)2 + (y-y_1)2 \leq (1+u_1)2 \cdot r_1^2 \\ (1-u_2)2 \cdot r_2^2 \leq (x-x_2)2 + (y-y_2)2 \leq (1+u_2)2 \cdot r_2^2 \\ \vdots \\ (1-u_n)2 \cdot r_n^2 \leq (x-x_n)2 + (y-y_n)2 \leq (1+u_n)2 \cdot r_n^2 \end{cases} \quad (4)$$

求解 (x, y) 使得

$$f(x, y) = \min \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - r_i \right| \quad (5)$$

求解过程中, 首先由式(4)得一个可行解区域, 而最优解必定是属于可行区域解, 缩小了解空间, 再由式(5)计算。

当 $f(x, y)$ 取最小值时, 总误差最小, 此时坐标 (x, y) 将为最优值。对于式(5)这样一个非线性最优化问题, 利用传统的解法求解时较为困难。文献[11]提出粒子群 POS 算法可以高效求解最优化问题。本文在将定位问题转化为约束优化问题的基础上, 创新性地提出一种基于构造罚函数的粒子群优化算法的室内定位算法, 用系统误差的约束替代构造复杂的误差拟合函数, 从而提高了算法通用性。

由式(4)可构建每个锚节点的约束条件式(6)

$$\begin{cases} g_i(x, y) = (1-u_i)2 \cdot r_i^2 \\ -(x-x_i)2 - (y-y_i)2 \leq 0 \\ h_i(x, y) = (x-x_i)2 + \\ (y-y_i)2 - (1+u_i)2 \cdot r_i^2 \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。则构造后的带有罚函数的适应度函数为式(7)

$$F(x, y, \lambda) = \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - r_i \right| + \lambda \cdot \sum_{i=1}^n \{ [\max(0, g_i(x, y))]^2 + [\max(0, h_i(x, y))]^2 \} \quad (7)$$

其中 λ 为惩罚因子, 为了达到对不可行域惩罚目的, λ 取值足够大。函数 \max 为取最大值函数, 本文中用于比较 0 和约束条件函数中的最大值。算法的具体实现过程如下:

1) 初始化粒子群的数目 m , 随机设定 m 个粒子的初始位置和初始速度。

2) 输入时刻 t 的经过改进卡尔曼滤波后的测距数据, 根据公式, 构造由 n 个锚节点参与的带有罚函数的适应度函数。计算出各粒子的适应度, 将适应度最小的粒子位置设为全局最优解, 将每个粒子的位置设为个体最优解。

3) 根据公式更新每个粒子的位置、速度和惯性权重。

4) 由公式计算每个粒子更新后的适应度。若新的适应度值小于个体最优解的适应度值, 则将当前个体位置设为个体最优位置; 若个体最优位置的适应度值小于历史全局最优位置适应度值, 则将个体最优位置设为全局最优解。

5) 检查终止, 若达到最终迭代次数或者全局最优解适应度小于控制门限值, 则停止迭代, 否则转到第 3) 步。

6) 输出全局最优解, 全局最优解即为 t 时刻未知节点的位置。

4 实验分析及验证

本文使用威德公司开发的基于 CSS 技术的 nanoLoc 开发套件搭建 TOA 室内定位系统, 其中未知节点与每个锚节点进行测距通信, 并将测距结果以数据包形式发送到 USB stick 网关。在 VS2010 开发环境下, 利用 C# 编写上

位机显示界面和后台处理程序,通过套接字读取下位机数据包,实现拆包、滤波以及采用 CPSO 算法位置解算,并实时显示未知节点位置。同时,为了便于对算法性能进行评估,本文采用定位的位置误差作为评判标准,如式(8),其中, $error$ 为位置误差, (x, y) 为未知节点的真实位置, (\hat{x}, \hat{y}) 为定位算法得出的节点位置估计:

$$error = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2} \quad (8)$$

实验在一个普通的办公室进行,办公室大小为 $8.5 \text{ m} \times 6 \text{ m}$,考虑布置锚节点的便捷性、活动区域等因素后,选择环境干扰小,易于架设节点的 4 个锚节点位置,坐标为: $M_1(2.55, 1.96)$, $M_2(2.30, 5.60)$, $M_3(7.00, 5.75)$,

$M_4(8.10, 1.50)$, 单位为 m 。为了研究信道环境中的多径现象对定位结果的影响,本文通过调整锚节点接收面的方向来引起信道变化从而产生变化的多径干扰,即在每个采样位置,以正北方向为基准,沿逆时针方向分别调整天线角度,并进行定位实验。

本文算法具体参数选取如下,粒子位置范围由实验场所大小决定, x 范围为 8.5 m , y 范围为 6 m ,速度由经验计算得 1.6 m/s 。学习因子选用经验值 2.0 ,测距误差系数 u 由实际实验确定为 0.2 。粒子群数选取经验值 30 ,迭代次数选取 100 ,控制门限为 0.01 。定位过程中测距值先使用扩展卡尔曼滤波消除随机噪声和 NLOS 干扰的影响,再针对系统误差利用本文算法进行处理。在实验构建的室内环境中,对携带有未知节点的人员进行定位,实验者以 1 步/s 的速度走动,上位机定位界面打开,实时记录定位结果,并显示移动轨迹。

为了验证本文算法相比其他算法的改进,本文对最小二乘算法、带有扩展卡尔曼滤波的最小二乘算法以及带有扩展卡尔曼滤波和系统误差拟合修正的最小二乘算法做了同步实验,并保存这四种算法的定位结果,并多次实验取平均值。其中利用未知节点完成系统误差采样拟合所需的测距实验,并得出系统误差修正函数。按照求解的未知节点的平均位置的误差作为评判标准,将四种方法进行比较,部分实验结果如图 2 所示。

由图 2 和 3 所示,分别为未知节点在天线角度为 0° 、 180° 下多次测量的定位误差。由此可见,通过对天线角度调节构造不同的信道环境下,从而产生不同的多径干扰系统误差。而传统最小二乘算法由于没有抑制随机噪声和 NLOS 误差,其定位误差在某个值的周围上下剧烈波动。扩展卡尔曼+最小二乘算法中,仅仅消除了随机噪声和 NLOS 的影响,定位误差的波动较小,依然受到设备性能误差和多径干扰的影响,其定位精度略微提升。扩展卡尔曼+误差拟合+最小二乘算法中,通过前期大量测距实验来获得关于锚节点的测距值与系统误差之间的拟合函数,以此来实现定位中对系统误差的修正。拟合函数精确程度依赖前期测距采样,因而算法投入成本较高,算法适应性差,

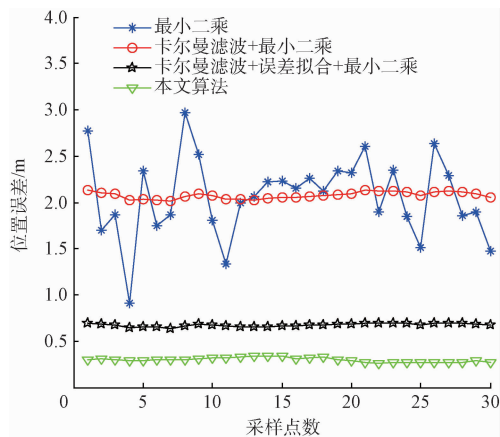


图 2 天线角度 0° 四种定位算法对比

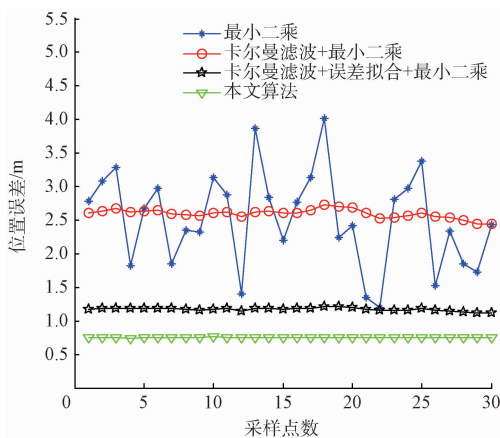


图 3 天线角度 180° 四种定位算法对比

同时系统误差的复杂分布导致分级补偿存在不足,因而对定位精度改善有限,并且当环境中影响系统误差的因素变化时,拟合函数若不重新校准,算法性能会有明显变化。本文算法在选取的不同天线角度下的定位误差均小于其他 3 种算法,可见本文算法对多径干扰有良好的抑制作用,算法适应性较强。同时,本文的方法将定位问题转化为约束优化问题,在考虑系统误差影响的同时,避免了通过采用拟合的方式构建误差修正函数的工作量,可以有效减小成本开销。

5 结 论

本文以 TOA 测距优化思想为指导,在不增加定位硬件成本的基础上以抑制测距误差的方式实现定位精度的提升。实验表明,本文提出的带有惩罚函数的粒子群定位算法,可以有效地将定位节点多径干扰造成的系统误差的修正问题转化为约束优化问题,避免了系统误差建模的成本开销,同时算法实现简单,运行平稳,拥有较好的定位效果和较高定位精度。

(下转第 197 页)