

非视距环境下的超宽带室内定位算法

江 歌, 李志华

(淮海大学 能源与电气学院, 南京 211100)

摘要: 为了进一步提高超宽带技术在非视距室内环境中的定位精度, 研究了抑制非视距误差的定位算法; 首先, 对非视距环境下的 TDOA 定位模型中的参数进行重构; 其次, 推导出非视距情况下均方根延迟拓展的统计模型, 由该统计模型计算得到延迟拓展参数的估计值, 对 TDOA 测量误差参数补偿; 最后, 通过最小二乘法初步估计出目标节点位置, 将其作为粒子群算法的初始值进行智能粒子群算法求最优解, 惯性权重在迭代中按照高斯函数的策略变化; 仿真结果表明文章提出的优化算法可有效减弱非视距误差在复杂室内环境中定位的影响, 进一步提高定位精度和算法的收敛速度。

关键词: 室内定位; 非视距; 粒子群算法; 最小二乘法; 惯性权重

UWB Indoor Location Algorithm in NLOS Environment

Jiang Ge, Li Zhihua

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In order to improve the location accuracy of ultra wide band (UWB) in non-line of sight (NLOS) environment, a method to degrade NLOS error was proposed. Firstly, a TDOA (time difference of arrival) position model in NLOS environment was reconstructed. Secondly, statistical model of root mean square delay expansion under non-line-of-sight conditions was deduced and the mean and variance of the NLOS error were obtained, and the measurements of TDOA were reconstructed. Finally, the least square method is employed to get the initial location of the PSO (particle swarm optimization) and the PSO method is used to estimate the location of the objective node. And the inertia weight is based on Gaussian function in the iterative process of PSO. The simulation results show that the proposed optimization algorithm can effectively suppress NLOS errors in the complex indoor environment and further improve the positioning accuracy and convergence rate of the algorithm.

Keywords: indoor positioning; non-line of sight (NLOS); particle swarm optimization (PSO); least square (LS); inertia weight

0 引言

近年来, 随着人们需求的增长, 不论是在工业领域还是以日常生活中, 越来越重视室内的精确定位与导航。为了满足人们日益增长的需求, 国内外研究人员将多种技术应用到室内定位领域中, 例如红外传播技术、超声波技术、射频识别技术 (FRID)、Wi-Fi 技术、低功耗蓝牙技术以及超宽带技术^[1]。超宽带技术 (UWB) 是近年来新兴的无线通信技术, 无需用到传统通信中的载波, 利用纳秒级的极窄脉冲传输信息, 具有多径分辨能力强、功耗低、穿透能力强等特点^[2], 这些优势使得超宽带技术在室内定位领域有较好的发展前景。UWB 定位中基于测距常用的算法有基于信号到达强度 (RSSI)、到达信号角 (AOA)、到达信号时间 (TOA)、到达时间差 (TDOA) 等方法^[3]。其中最常见的是 TDOA 算法, 在该算法中有两个主要的误差来源: 一是系统测量值误差, 包括随机测量误差和时钟漂移引起的误差两部分, 相对而言对定位结果精度的影响不大; 另

一个影响较大的误差是由于信号在复杂的室内环境下传播时, 遇到多种障碍物发生反射、折射、衍射甚至穿墙而过, 从而引起的非视距 (non-line of sight, NLOS) 误差^[4], 由于该误差导致的额外时延对最终的定位结果影响较大, 是影响定位精度的主要来源。因此, 减弱非视距误差对定位精度的影响是研究超宽带室内定位技术的重要问题。

根据特定 NLOS 环境中的参数建立均方根时延扩展模型, 通过额外时延和均方根时延扩展的关系计算出额外时延的参数, 用估计出的额外时延参数来调整 TDOA 定位模型。再将重构后的 TDOA 模型转化为粒子群算法中的适应度函数, 从而可利用粒子群算法估计出精确的目标位置。本文提出的优化算法可以有效抑制 NLOS 对测量值的影响, 提高室内定位的精度和算法收敛速度。

1 系统模型建立

1.1 TDOA 定位模型的建立与重构

基于到达时间差 (TDOA) 的定位方法是在基于到达时间 (TOA) 方法的基础上进行的改进, 不必再遵循 TOA 方法对基站与目标节点时间严格同步的要求, 只要各基站之间保持时间同步即可, 相对而言比较容易实现, 因此成为超宽带室内定位最常用到的定位技术^[5]。该定位方法的原理是先分别测量出两个不同基站到目标节点之间信号传播的时间 τ_1^0, τ_2^0 , 然后求其差值 $\tau_{2,1}^0$, 将传播时间差乘以无线

收稿日期: 2018-04-09; 修回日期: 2018-05-07。

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20151500)。

作者简介: 江 歌(1993-), 女, 河北邯郸人, 硕士研究生, 主要从事超宽带技术与室内定位导航系统方向的研究。

李志华(1964-), 男, 江苏泰昌人, 教授, 博士, 主要从事复杂系统故障诊断等方向的研究。

电波传播速度 c 就得到一个距离差, 由距离差和两个基站为焦点可得到一组双曲线。当再增加一个基站, 就可得到第二组这样的双曲线, 从数学角度易知这样的两组双曲线交点即为目标节点, TDOA 计算公式为:

$$c\tau_{i,1}^0 = c(\tau_i^0 - \tau_1^0) = \sqrt{(x_i - x_0)^2 - (y_i - y_0)^2} - \sqrt{(x_1 - x_0)^2 - (y_1 - y_0)^2} \quad (1)$$

式中, (x_0, y_0) 为未知目标节点的坐标, (x_i, y_i) 为固定已知位置的基站坐标; c 为传播速度, 近似于光速; $\tau_{i,1}^0$ 为基站 i 和基站 1 到目标节点信号传播的时间差。将基站 1 视为主基站, 实现与上位机的实时通讯。

$\tau_{i,1}^0$ 为不考虑误差的情况下目标节点到基站之间的 TDOA 数学模型值, 但是在实际应用中一定会存在测量过程中造成的系统误差和由复杂室内环境引起的 NLOS 额外时延误差, 因此基站到目标节点的到达时间差的测量值表示为:

$$\tau_{i,1} = (\tau_i^0 - \tau_1^0) + (n_i - n_1) + (\tau_{ei} - \tau_{e1}) = \tau_{i,1}^0 + n_{i,1} + \tau_{e,1} \quad (2)$$

其中: $\tau_{i,1}^0$ 为假设不存在误差的理想情况下, 超宽带信号在基站 i 和基站 1 到目标节点的理论到达时间差 (TDOA 真实值)。

式 (2) 中 $n_{i,1}$ 为系统测量值误差, 包括随机测量误差和时钟漂移引起的误差两部分, 其中随机测量误差服从零均值的高斯分布, 方差为 $\sigma_{n_{i,1}}^2$; 基站和目标节点的时钟漂移速率在短时间内保持不变, 时钟的计时结果表示为:

$$\gamma(t) = (1 + e)t + \psi$$

其中, t 为理想时间, e 为频率漂移, ψ 为频率偏差, 假设各基站和目标节点的时钟漂移速率保持一致, 则基站 i 和基站 1 到目标节点的信号传播时间差由于时钟漂移引起的误差表示为:

$$\varphi = \gamma(t_i) - \gamma(t_1) - \tau_{i,1}^0 = \tau_{i,1}^0 \cdot e$$

因此, 测量值误差 $n_{i,1}$ 是一个有偏高斯误差, 均值为 $\tau_{i,1}^0 \cdot e$, 方差为 $\sigma_{n_{i,1}}^2$ 。

式 (2) 中 $\tau_{e,1}$ 为信号在 NLOS 环境中传播产生的误差, 均值为 $\mu_{e,1}$, 方差为 $\sigma_{e,1}^2$, 由概率论的知识可知:

$$\mu_{e,1} = E(\tau_{ei} - \tau_{e1}) = \mu_{ei} - \mu_{e1} \quad (3)$$

$$\sigma_{e,1}^2 = D(\tau_{ei} - \tau_{e1}) = \sigma_{ei}^2 + \sigma_{e1}^2 \quad (4)$$

因此, 由以上分析可知式 (2) 可进一步改写为:

$$\tau_{i,1} = \tau_{i,1}^0 + \mu'_{i,1} + n'_{i,1} \quad (5)$$

其中: $\tau_{i,1}^0$ 与上述分析中的含义相同, 由于 $n_{i,1}$ 和 $\tau_{e,1}$ 相互独立, 参数 $\mu'_{i,1} = \tau_{i,1}^0 \cdot e + \mu_{e,1}$, 参数 $n'_{i,1}$ 服从零均值的高斯分布, 方差为 $\sigma_i^2 = \sigma_{n_{i,1}}^2 + \sigma_{e,1}^2$ 。

由此, 实现了对 TDOA 定位模型的重构, 为了得出 $\tau_{i,1}$ 的值, 还需要计算出超宽带信号在 NLOS 环境中传播的误差 τ_{ei} 值。

1.2 延迟拓展参数的求解

NLOS 误差在不同的信道环境下服从指数分布、均匀分布以及 Delta 分布^[6]。选择延迟拓展按照其中的指数分布

模型来分析非视距误差, 其概率密度函数为:

$$f(\tau_{ei} | \tau_{i,rms}) = \left(\frac{1}{\tau_{i,rms}}\right) \exp\left(-\frac{\tau_{ei}}{\tau_{i,rms}}\right), \tau_{ei} \geq 0 \quad (6)$$

其中: 延迟拓展 τ_{ei} 的指数分布模型以 $\tau_{i,rms}$ 为参数, $\tau_{i,rms}$ 为均方根延迟拓展, $\tau_{i,rms} = T_1 d_i^\epsilon \xi$ ($0.5 < \epsilon < 1.0$), 由文献 [6] 的分析可知参数 T_1 是 $\tau_{i,rms}$ 在 $d_i = 1\text{km}$ 时的中值, 查阅 IEEE802.15.4a 信道模型可知, 在普通的室内环境下均方根延迟拓展中的参数 $T_1 \approx 19\text{ns}$; d_i 为基站 i 和目标节点之间的距离, ϵ 为一个常数, 范围在 $0.5 \sim 1$; 随机变量 ξ 服从对数正态分布且均值为 0, 标准差 σ_ξ^2 ^[6]。可以看出 $\tau_{i,rms}$ 是一个与信道环境和测量距离密切相关的参数, 当信道环境一定时, 该参数只与测量距离相关。为了求出延迟拓展 τ_{ei} 的概率密度函数, 需先求解均方根延迟拓展 $\tau_{i,rms}$ 的概率密度函数。

对 $\tau_{i,rms}$ 取对数可得到 $\ln\tau_{i,rms} = \ln T_1 d_i^\epsilon + \ln\xi$ 。令 $\varphi_i = \ln T_1 d_i^\epsilon$, 对于确定的信道环境以及已知的基站 i 的位置, φ_i 为一个确定的常数, 且 $\ln\xi = N(0, \sigma_\xi^2)$, 分析可得变量 $\tau_{i,rms}$ 也是服从对数正态分布的变量, 因此均值和方差可分别表示为:

$$E(\ln\tau_{i,rms}) = E(\ln T_1 d_i^\epsilon) + E(\ln\xi) = \varphi_i \quad (7)$$

$$D(\ln\tau_{i,rms}) = D(\ln T_1 d_i^\epsilon) + D(\ln\xi) = \sigma_\xi^2 \quad (8)$$

$\ln\tau_{i,rms} \sim N(\varphi_i, \sigma_\xi^2)$, 则均方根延迟拓展 $\tau_{i,rms}$ 的概率密度函数为:

$$f(\tau_{i,rms}) = \frac{1}{2\pi\sigma_\xi^2\tau_{i,rms}} \exp\left(-\frac{(\ln\tau_{i,rms} - \varphi_i)^2}{2\sigma_\xi^2}\right), \tau_{i,rms} \geq 0 \quad (9)$$

根据概率论的知识, 结合式 (6) 和式 (9) 可得延迟拓展误差 τ_{ei} 的概率密度函数, 其中 $\tau_{i,rms} \geq 0$:

$$f(\tau_{ei}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau_{ei}, \tau_{i,rms}) d\tau_{i,rms} =$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(\tau_{ei} | \tau_{i,rms}) f(\tau_{i,rms}) d\tau_{i,rms} =$$

$$\int_0^{\infty} \frac{1}{2\pi\sigma_\xi^2\tau_{i,rms}} \exp\left[-\left(\frac{\tau_{ei}}{\tau_{i,rms}} + \frac{(\ln\tau_{i,rms} - \varphi_i)^2}{2\sigma_\xi^2}\right)\right]$$

由此可得 τ_{ei} 的均值和方差分别为:

$$\mu_{ei} = E(\tau_{ei}) = \exp\left(\varphi_i + \frac{\sigma_\xi^2}{2}\right) \quad (10)$$

$$\sigma_{ei}^2 = D(\tau_{ei}) = \exp(2\varphi_i) \cdot [2\exp(2\sigma_\xi^2) - \exp(\sigma_\xi^2)] \quad (11)$$

由式 (10)、(11) 进一步可得 TDOA 测量模型中的式 (3) 和式 (4) 中的参数:

$$\mu_{e,1} = [\exp(\varphi_i) - \exp(\varphi_1)] \exp\left(\frac{\sigma_\xi^2}{2}\right) \quad (12)$$

$$\sigma_{e,1}^2 = [\exp(2\varphi_i) + \exp(2\varphi_1)] \cdot [2\exp(2\sigma_\xi^2) - \exp(\sigma_\xi^2)] \quad (13)$$

1.3 目标函数的建立

假设有 M 个基站, 一个目标节点, 基站坐标表示为 (x_i, y_i) , 目标节点坐标表示为 (x_0, y_0) , 在存在 NLOS 的复杂室内环境下, 目标节点到基站 i 和基站 1 之间的实际测量距离差表示为 $R_{i,1}$, 基站 i 到目标节点的真实距离表示为

R_i^0 , 则根据结合公式 (1) 和公式 (5) 可得:

$$R_{i,1} = c\alpha_{i,1}^0 + c\mu_{ei,1} + cn_{i,1} = R_i - R_1^0 + c\mu'_{i,1} + cn'_{i,1}$$

由假设条件可知 $R_{i,1}$ 中包含的各元素之间相互独立, 服从均值为 $R_i^0 - R_1^0 + c\mu'_{i,1}$, 方差为 $\sigma_n^2 = \sigma_{n_{i,1}}^2 + \sigma_{e_{i,1}}^2$ 的高斯分布, 可采用最大似然法计算目标节点的估计坐标位置 (x_0, y_0) , 似然函数为:

$$\prod_{i=2}^{M-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left[-\frac{(R_{i,1} - R_i^0 + R_1^0 - c\mu'_{i,1})^2}{2\sigma_i^2}\right] = \frac{1}{\sigma_2\sigma_3\cdots\sigma_{M-1}}$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^{M-1} \exp\left[-\sum_{i=2}^{M-1} \frac{(R_{i,1} - R_i^0 + R_1^0 - c\mu'_{i,1})^2}{2\sigma_i^2}\right] = \frac{1}{\lambda}$$

$$\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^{M-1} \exp\left[-\sum_{i=2}^{M-1} \frac{\lambda_2^2(R_{2,1} - R_2^0 + R_1^0 - c\mu'_{2,1})^2 + \cdots + \lambda_{M-1}^2(R_{M-1,1} - R_{M-1}^0 + R_1^0 - c\mu'_{M-1,1})^2}{2\lambda^2}\right] =$$

$$\frac{1}{\lambda} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^{M-1} \exp\left[-\sum_{i=2}^{M-1} \frac{(A - B + C - U)^T(A - B + C - U)}{2\lambda^2}\right] \quad (14)$$

其中: $\lambda = \sigma_2\sigma_3\cdots\sigma_{M-1}$

$\lambda_2 = \sigma_3\sigma_4\cdots\sigma_{M-1}$

$\lambda_{M-1} = \sigma_2\sigma_3\cdots\sigma_{M-2}$

$A = [\lambda_2 R_{2,1}, \lambda_3 R_{3,1}, \cdots, \lambda_{M-1} R_{M-1,1}]_{(M-2) \times 1}^T$

$B = [\lambda_2 R_2, \lambda_3 R_3, \cdots, \lambda_{M-1} R_{M-1}]_{(M-2) \times 1}^T$

$C = [\lambda_2 R_1, \lambda_3 R_1, \cdots, \lambda_{M-1} R_1]_{(M-2) \times 1}^T$

$U = [\lambda_2 c\mu'_{2,1}, \lambda_3 c\mu'_{3,1}, \cdots, \lambda_{M-1} c\mu'_{M-1,1}]_{(M-2) \times 1}^T$

求解使式 (14) 的似然函数值最大的解, 相当于求解满足下式最小的解:

$$(x_0, y_0) = \arg\{\min[(A - B + C - U)^T(A - B + C - U)]\}$$

为了求出此函数的最小值, 用一般的解析法解此类非线性函数比较困难, 且有较大误差, 为解决这一难题, 本文将一种群智能优化算法——粒子群优化算法应用到最优解的求解中, 将上式函数作为粒子群算法中的适应度函数, 从而可通过迭代估计出目标节点的坐标值。

2 基于 LS-PSO 优化的 NLOS 定位算法

在进行粒子群算法之前, 为了改善粒子群算法的初始收敛速度慢的缺陷^[7], 首先通过最小二乘法 (LS) 计算出目标节点的粗略估计位置, 然后将该粗略位置作为粒子群算法迭代的最初值, 缩小了粒子群算法的初始搜索范围, 可有效提高收敛速度, 从而较快的得到目标节点的坐标位置。并且通过最小二乘法的初始位置估计可得到各个基站到目标节点的估计距离, 即 d_i 的估计值 \bar{d}_i , 将估计距离带入式 (12)、(13), 可以算出参数 $\mu_{ei,1}$ 和 $\sigma_{ei,1}$ 的估计值, 从而可以得到粒子群算法中适应度函数所需要的各参数的值。

2.1 初始位置的估计

根据 TDOA 数学模型式 (1) 并将其进行线性化处理可得:

$$R_{2,1}^2 + R_1^2 + 2R_{1,1}R_1 = x_1^2 + x_0^2 - 2x_1x_0 + y_1^2 + y_0^2 - 2y_1y_0 \quad (15)$$

$$R_1^2 = x_1^2 + x_0^2 - 2x_1x_0 + y_1^2 + y_0^2 - 2y_1y_0 \quad (16)$$

其中: $R_{i,1} = R_i - R_1$

$$R_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 - (y_i - y_0)^2}$$

将上式 (15)、(16) 相减, 得:

$$R_{i,1}^2 + 2R_{i,1}R_1 = U_1 - 2x_{i,1}x_0 + U_2 - 2y_{i,1}y_0 \quad (17)$$

其中: $U_1 = x_i^2 - x_1^2$; $U_2 = y_i^2 - y_1^2$

$x_{i,1} = x_i - x_1$; $y_{i,1} = y_i - y_1$

在式 (17) 中, 将 x_0, y_0, R_1 当作未知变量, 那么该式则成为线性方程组, 此线性方程组的解则作为目标节点的初始估计位置。将 TDOA 测量值看作实际值代入到下列式子, 采用最小二乘法^[8]估计出的目标节点初始粗略位置为:

$$Z_a = [x_0, y_0]^T = (G_1^T G_1)^{-1} G_1 H_a$$

其中:

$$G_1 = \begin{bmatrix} x_1 - x_2 & y_1 - y_2 \\ x_1 - x_3 & y_1 - y_3 \\ \vdots & \vdots \\ x_1 - x_i & y_1 - y_i \end{bmatrix}$$

$$H_a = 0.5 \times \begin{bmatrix} (R_2 - R_1)^2 - (x_2^2 + y_2^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ (R_3 - R_1)^2 - (x_3^2 + y_3^2) + (x_1^2 + y_1^2) \\ \vdots \\ (R_i - R_1)^2 - (x_i^2 + y_i^2) + (x_1^2 + y_1^2) \end{bmatrix}$$

2.2 基于粒子群算法的 NLOS 定位

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种群体仿生智能算法, 起源于对鸟群觅食过程中迁徙和聚集的模拟^[9]。算法描述为: 在一个给定的 D 维区域中, 有 N 个粒子组成的群体 $x = [x_1, x_2, \cdots, x_N]$, 每一个粒子都视为潜在解且有自身的位置和速度信息, 每个粒子的位置坐标为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{iD}]$, 速度表示为 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{iD}]$ 。PSO 经典算法是在 D 维空间中随机初始化一群粒子, 此时的每个粒子都视为潜在解, 将每个粒子的位置坐标代入适应度函数中, 通过适应度函数值反映每个粒子的优劣情况; 在每一次的迭代中, 粒子根据局部最优解和全局最优解来更新当前的位置和速度, 从而在给定区域内运动, 在迭代过程中群体里的所有粒子会向着适应度值最佳的粒子的方向运动, 直到经过若干次迭代后找到最优解; 局部最优解是指每个粒子在经过目前的迭代次数后所找到的自身的最优解, 可以表示 $Pbest_i = [p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{iD}]$, 全局最优解是指全部粒子在经过目前的迭代次数后所找到的整个离子群的最优解, 可以表示为 $Gbest = [g_1, g_2, \cdots, g_D]$; 在经过一次自身最优解和群体最优解的更新过后, 每个粒子再将自身目前的速度和位置代入下面两个公式更新速度和位置:

$$v_i(t+1) = \omega * v_i(t) + c_1 * rand() * (Pbest_i - x_i(t)) + c_2 * rand() * (Gbest - x_i(t))$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

式中, t 为当前迭代次数; ω 为惯性权重, 其值表示粒子对目前速度、状态的依赖程度; c_1, c_2 为学习因子, 取值为 2; $rand()$ 为服从均匀分布的随机数^[9]。

由于粒子群算法随机初始化一群粒子，导致其初始收敛速度慢的缺陷^[7]，在本文 2.1 节通过最小二乘法得出目标节点的初始估计位置可以有效解决该问题，减少了收敛时间，则粒子群算法的初始位置可表示为：

$$x_{i1} = Z_a(1) + rand()$$

$$x_{i2} = Z_a(2) + rand()$$

其中： $rand()$ 的作用是产生分布在 $[0, 1]$ 内的随机数，可以使粒子群算法的初始粒子在最小二乘法估计出的位置附近开始搜索，达到了提高收敛速度的目的。本文中使粒子群算法停止的条件是最大迭代次数，设置的最大迭代次数设置为 $iter_{max} = 100$ 。

对于算法中的惯性权重 ω ，一般情况下按照线性递减的方式变化，若函数一旦进入局部极值点就很难跳出，从而陷入局部最优^[9]。文献[10]指出，当惯性权重 ω 服从正态分布时，算法的全局搜索能力较传统的线性递减时有明显提高，可避免陷入局部最优，能够有效协调全局和局部搜索在算法中的权重。高斯函数服从正太分布，因此本文使惯性权重按照高斯函数递减，表示为：

$$\omega_t = (\omega_{max} - \omega_{min}) \exp\left[-\frac{t^2}{(\kappa \times iter_{max})^2}\right] + \omega_{min}$$

其中： κ 为一常数， κ 的大小影响了曲线的变化率，本文选取 $\kappa = 0.2$ 。

基于改进粒子群算法的 NLOS 定位算法流程为：

- 1) 将 TDOA 测量值代入最小二乘法中，对目标节点的位置坐标进行初始估计，从而可得到目标节点和各基站的估计距离 \tilde{d}_i ；
- 2) 将估计距离 \tilde{d}_i 代入到式 (7)、(8)，再进一步代入式 (12)、(13) 可以得到 NLOS 传播时延的均值 $\mu_{ei,1}$ 和方差 $\sigma_{ei,1}^2$ ，从而可得到重构后的 TDOA 参数；
- 3) 将 TDOA 定位模型转化为粒子群算法中的适应度函数，把修正后的 TDOA 参数代入到适应度函数中；
- 4) 利用改进惯性权重的粒子群算法进行迭代求解目标节点的精确位置。

3 仿真结果与分析

本文采用 MATLAB 对上述的理论进行验证，模拟的仿真环境如下：假设室内环境比较复杂，有多种障碍物和人员的走动，无法检测到 LOS 信号，只能得到 NLOS 信号；在 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 室内二维平面中，有 3 个基站和一个目标节点，基站坐标已知且所有基站和目标节点位于同一个平面中。将本文提出的 LS-POS 算法与两步最小二乘法 (2LS) 和文献^[11]提出的 Chan-Taylor 算法进行比较，采用均方根误差作为评价定位精度的指标：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x - \tilde{x}_i)^2 + (y - \tilde{y}_i)^2)}$$

其中： (x, y) 为提前设置的目标节点的真实位置坐标， $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 为第 i 次实验计算出的目标节点的估计坐标， n 为实验次数。

由图 1 可以看出随着测量噪声误差的增大，3 种算法的均方根误差都相应增大，但本文提出的 LS-PSO 算法定位性能要优于 2LS 和 Chan-Taylor 算法。最小二乘法是一种非迭代定位算法，无法在迭代的过程中逐渐减小误差，因此两步最小二乘法的定位性能较差。

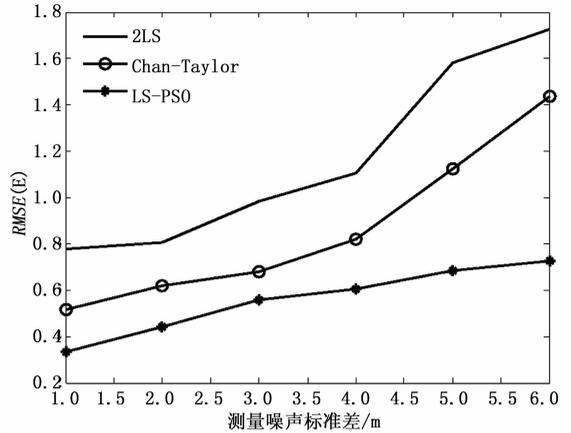


图 1 测量噪声标准差和均方根误差的关系

图 2 所示为在非视距环境下，改变均方根时延拓展中的参数 T1 使其逐渐增加，代表着非视距误差也相应的增加，由图可以看出随着非视距误差的增加，3 种算法的均方根误差都受到了较大影响，出现了较大的上升幅度，但相比另外两种算法，本文提出的 LS-PSO 算法受到的影响最小。Chan-Taylor 算法受到的影响较大，定位结果与 2LS 相当，这是因为 Chan 算法能够精确定位的前提是 TDOA 误差的均值要尽量小，否则定位结果将会受到很大影响^[12]，在存在非视距误差的环境中 TDOA 误差服从的是正均值的高斯分布，且此均值较大，因此 Chan 定位精度明显下降，Taylor 又是以 Chan 算法的定位结果为初始值，从而导致该算法在非视距环境下性能的降低。

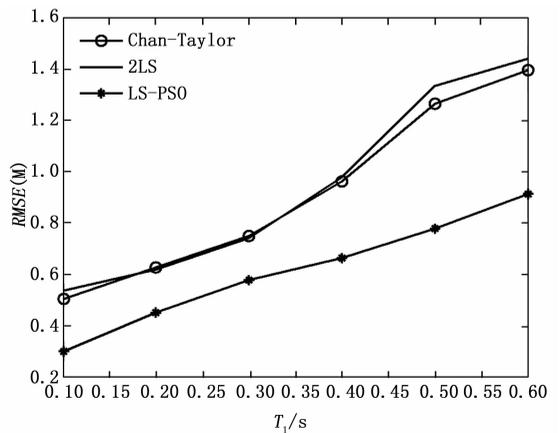


图 2 非视距误差和均方根误差的关系

图 3 为本文提出的基于 LS 初值估计的 POS 算法和经典 PSO 算法在收敛能力上的比较，横轴表示算法的迭代次数，纵轴表示粒子群算法中的适应度值。由图可以看出，LS-PSO 算法在第 23 次迭代即可收敛，达到了最佳的适应度

值, 而经典 PSO 算法在 41 步才达到最佳适应度值, 因此 LS-PSO 算法相对于经典 PSO 算法提高了收敛速度。

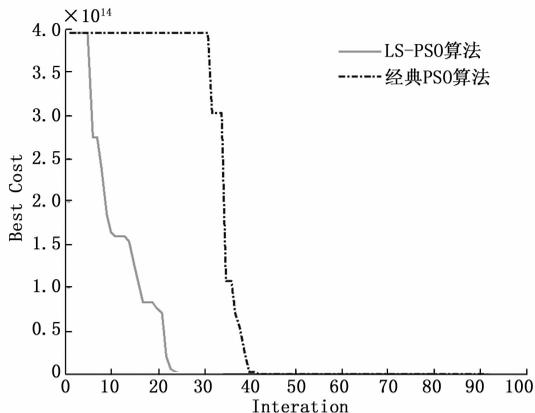


图 3 LS-PSO 和经典 PSO 算法收敛速度的比较

图 4 展示了粒子群算法中惯性权重的改进对定位结果的优化作用, 当惯性权重按照高斯函数变化, 定位结果明显优于按照线性递减的策略, 改善了粒子群算法易陷于局部最优的缺点, 从而提高了定位精度。图 5 为惯性权重按照两种策略变化时收敛速度的比较, 当惯性权重按照高斯函数变化时, 经过 23 步迭代即可收敛, 而当惯性权重按照线性递减策略变化时, 需要经过 37 步迭代才收敛。因此, 对粒子群算法中的惯性权重参数进行调整, 使其按照高斯函数变化, 可以显著改善算法易陷入局部最优的缺陷、提高定位精度, 并且可以加快算法的收敛速度, 优化了算法的性能。

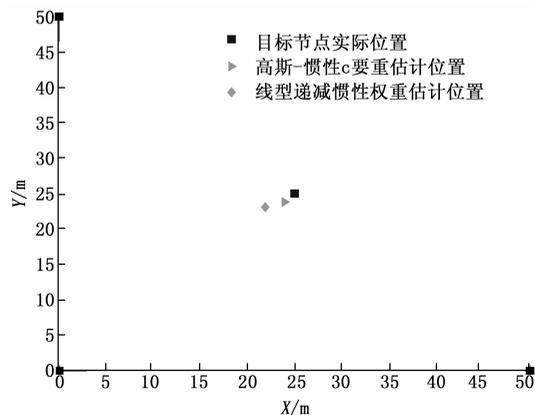


图 4 两种策略定位精度的比较

4 结语

本文研究了非视距环境下超宽带室内定位算法。首先对 NLOS 室内环境中的 TDOA 定位模型重构; 然后由均方根时延拓展估计出 NLOS 误差的均值和方差, 对重构后的 TDOA 模型参数作调整, 建立适应度函数; 最后通过 LS-PSO 算法估计出目标节点的位置坐标, 并与 2LS 和 Chan-Taylor 算法进行定位性能的比较。仿真结果显示, 本文提出的 LS-PSO 算法可以较好的抑制非视距误差, 提高非视

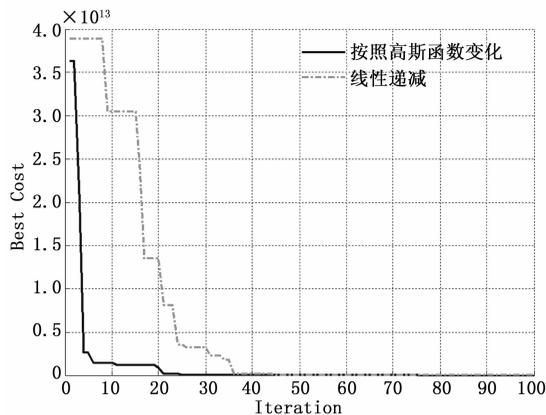


图 5 两种策略收敛速度的比较

距环境下的定位精度, 且可以有效提高算法的收敛速度。此外, 除了在超宽带室内定位中, 本文提出的算法也可应用在非视距环境下的其他无线定位技术中, 提高其定位精度, 因此具有一定的实际意义。

参考文献:

- [1] Hazas M, Scott J, Krumm J. Location-aware computing comes of age [J]. Computer, 2004, 37 (2): 95-97.
- [2] 马琳琳. 超宽带室内定位标签关键技术的研究 [D]. 郑州: 郑州轻工业学院, 2013.
- [3] Cong L, Zhuang W. Hybrid TDOA/AOA mobile user location for wideband CDMA cellular systems [J]. Wireless Communications IEEE Transactions on, 2002, 1 (3): 439-447.
- [4] Li W, Jia Y, Du J, et al. Distributed Multiple-Model Estimation for Simultaneous Localization and Tracking With NLOS Mitigation [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62 (6): 2824-2830.
- [5] 蒋康荣. 蜂窝网络中基于 TDOA 的定位算法研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
- [6] Greenstein L J, Erceg V, Yeh Y S, et al. A New Path-Gain/Delay-Spread Propagation Model for Digital Cellular Channels [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1997, 46 (2): 477-485.
- [7] Jiang Y, Hu T, Huang C C, et al. An improved particle swarm optimization algorithm [J]. Applied Mathematics & Computation, 2007, 193 (1): 231-239.
- [8] 范平志, 邓平, 刘林. 蜂窝网无线定位 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
- [9] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings [C]. IEEE, 2002 (4): 1942-1948.
- [10] 胡建秀, 曾建潮. 具有随机惯性权重的 PSO 算法 [J]. 计算机仿真, 2006, 23 (8): 164-167.
- [11] Li H, Oussalah M. Combination of Taylor and Chan method in mobile positioning [A]. IEEE, International Conference on Cybernetic Intelligent Systems [C]. IEEE, 2012: 104-110.
- [12] 陈晓维, 李校林. 蜂窝网络中基于 TDOA 的 CHAN 定位算法性能分析 [J]. 广东通信技术, 2007, 27 (8): 66-68.