

基于粒子群优化的多径辅助室内定位算法

李 泽, 田增山, 王中春, 王 亚
(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘 要: 由于室内多径信号丰富且包含了室内几何信息, 可以利用室内多径信号对目标进行定位. 基于此, 本文提出了一种多径辅助的目标定位算法. 首先, 利用多径信号的差分飞行时间(Time of Flight, TOF)构建关于目标以及散射体位置的适应度函数; 然后, 提出了基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的目标及散射体位置联合搜索算法, 其中利用目标及散射体到达角(Angle of Arrival, AOA)确定搜索范围; 其次, 选取搜索到的散射体位置联合差分TOF求解目标位置; 最后, 利用仿射传播聚类(Affinity Propagation Clustering, APC)对所有散射体估计到的目标位置进行聚类, 提出聚类准则消除大的定位误差. 仿真结果表明, 本文所提算法利用单个基站可以达到较高定位精度.

关键词: 室内定位; 多径信号; 粒子群优化; 仿射传播聚类

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)10-1952-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.10.012

Multipath-Assisted Indoor Localization Algorithm Based on Particle Swarm Optimization

LI Ze, TIAN Zeng-shan, WANG Zhong-chun, WANG Ya

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Multipath signals can be used to realize localization since they are abundant and contain geometry information of indoor environments. Based on this, this paper proposes a multipath-assisted target localization algorithm. Firstly, the fitness function about the target and scatterer locations is constructed with Time of Flight (TOF) differences. Then, the locations of the target and scatterers are searched jointly by Particle Swarm Optimization (PSO) and Angle of Arrivals (AOAs) that determines searching ranges. Secondly, the estimated locations of scatterers and TOF differences are used to estimate the target location. Finally, all target locations are clustered by using Affinity Propagation Clustering (APC), and a clustering criterion is proposed to eliminate big localization errors. The simulation results show that the proposed algorithm can achieve high localization accuracy with a single base station.

Key words: indoor localization; multipath signal; particle swarm optimization; affinity propagation clustering

1 引言

随着人类经济社会的发展, 出现了智慧工厂、智慧城市、智慧医疗等智能型产业, 这些产业的发展无不依赖于先进的智能计算. 由于地理位置信息是许多智能计算例如无人驾驶、机器人导航以及无人机通信^[1]等不可或缺的部分, 定位技术得到了极大的关注. 同时, 人们对室内位置信息的需求越来越多, 研究室内定位技术有着重要的意义.

在现有的室内定位技术中无线定位技术发展尤为迅速, 无线定位技术主要可分为以下几类: ①基于接收信号

强度(Received Signal Strength, RSS)^[2]; ②基于到达时间(Time of Arrival, TOA)^[3]以及飞行时间(Time of Flight, TOF)^[4,5]; ③基于到达角(Angle of Arrival, AOA)^[6,7]. 基于RSS的定位技术最为常用, 主要原因是RSS易于获取, 但其定位精度较低, 一般在2m~4m左右. 基于TOA和TOF的定位技术通常需要收发之间进行时钟同步, 来获取信号发送与接收时刻的差值, 利用电磁波的传播速度就可以计算收发之间的距离. 基于AOA的定位技术是利用目标与多个接收端之间形成的角度进行定位, 而信号的AOA可以利用其在天线之间的相位差进行估计. 文献[7]提出一种基于稀疏信号重构的AOA和极化角估计算

法,该算法利用压缩感知原理能够在较低信噪比条件下对角度与极化信息进行估计.在室内环境下,由于目标的移动性以及环境的复杂性使得多个基站往往得不到利用.为了解决这个问题,可以利用多径信号对目标进行定位.文献[8]提出一种基于多径信号的目标与反射面定位算法,该算法利用 TOA 测量值构建目标位置、反射点以及数据关联的目标方程,然后对目标位置进行求解.然而,由于多径信号缺乏方向信息造成数据关联计算量非常大,同时该方法没有考虑相位误差的影响.文献[9]中提出一种在 LTE 网络中基于多径信号的到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)的目标与反射点定位算法.然而,该方法需要基站之间时钟同步且需要手机传感器.文献[10]中提出了一种基于多输入多输出(Multiple-In-Multiple-Out, MIMO)的多径信号的目标跟踪算法,该算法利用同一个节点上接收到的多径信号消除载波频率偏移造成的相位误差,然而该方法只能对目标的相对位置进行估计.文献[11]中也提出了一种基于 MIMO 多径信号的目标定位算法,该算法则利用同一节点接收到的差分 TOF 消除相位误差的影响,然而该方法要求定位目标具有阵列天线.

本文提出一种对散射体以及目标进行联合定位方法,该方法只需要单个定位基站.首先,利用多径信号的差分 TOF 消除相位误差的影响;然后,提出了基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的目标与散射体位置联合搜索算法.其次,为了消除大的定位误差点提出了基于目标位置聚类的判别准则.由于不需要在目标设备上使用阵列天线,本文所提算法可以很好地应用在现有商用网络当中.在文献[12]和文献[13]中发现多次反射后信号能量衰减严重,并且在文献[10]和文献[11]中发现实际测试中多次反射路径很难被检测到^[10,11],因此本文所提算法也是基于单次反射.

2 信号模型

信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR)可以表示为^[14]

$$h(f) = \sum_{l=0}^L \gamma_l e^{-j2\pi f\tau_l} \quad (1)$$

其中, γ_l 和 τ_l 分别表示第 l 条路径的幅度和 TOF, L 为路径的个数, f 为载波频率.假设定位基站利用 N 个阵元的线性阵列,如图 1 所示.信号采用正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)调制方式,子载波数量为 M .所有天线上全部子载波的 CFR 矩阵可以表示为

$$\mathbf{H} = [h_{1,1}, \dots, h_{1,M}, \dots, h_{N,1}, \dots, h_{N,M}]^T \quad (2)$$

根据联合角度和时延估计算法(Joint Angle and Delay Estimation, JADE)模型^[15,16], \mathbf{H} 又可以表示为

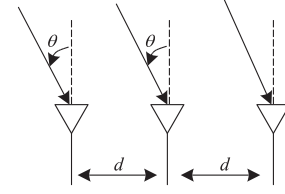


图1 阵列天线意图

$$\mathbf{H} = \mathbf{Z}(\theta, \tau) \mathbf{S}(\gamma) + \mathbf{N} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{S}(\gamma)$ 是 $L \times 1$ 衰减向量, \mathbf{N} 是 $NM \times 1$ 的噪声矢量. $\mathbf{Z}(\theta, \tau)$ 是 $NM \times 1$ 的方向矩阵,其可以表示为

$$\mathbf{Z}(\theta, \tau) = [\mathbf{a}(\theta_1) \otimes \mathbf{b}(\tau_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_L) \otimes \mathbf{b}(\tau_L)] \quad (4)$$

其中, \otimes 表示 Kronecker 乘法, $\mathbf{a}(\theta)$ 和 $\mathbf{b}(\tau)$ 分别表示为

$$\mathbf{a}(\theta) = [a_1(\theta), \dots, a_N(\theta)]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{b}(\tau) = [b_1(\tau), \dots, b_M(\tau)]^T \quad (6)$$

其中, $a_n(\theta) = e^{-j2\pi(n-1)d\sin\theta/c}$ 为 $\mathbf{a}(\theta)$ 中第 n 个元素, θ 为路径的 AOA, d 是天线之间的间距为半波长, c 为电磁波在真空中的传播速度. $b_m(\tau) = e^{-j2\pi\Delta f(m-1)\tau}$ 为 $\mathbf{b}(\tau)$ 中第 m 个元素, Δf 为子载波频率间隔.然而,在实际网络当中由于收发两端不同步存在载波频率偏移(Carrier Frequency Offset, CFO)造成的相位误差,则实际测量到的 CFR 为 $\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{H}e^{j\varphi_{\text{CFO}}}$, φ_{CFO} 为 CFO 造成的相位误差^[10].另外,对于 OFDM 信号由于存在采样定时偏移(Sampling Timing Offset, STO)以及包检测时延(Packet Detection Delay, PDD),会给不同子载波上的 CFR 造成 $2\pi k\Delta\tau$ 的相位偏移, $\Delta\tau$ 为附加传播时延^[5].但对于在同一接收端的多径信号而言,可以通过差分的方法消除相位误差的影响,进而可以利用差分 TOF 对目标进行定位.

3 目标与散射体联合定位模型

为了表示方便在如图 2 所示的房间内建立平面直角坐标系.目标、第 i 个散射体以及定位基站分别用 P 、 S_i 以及 R 来标记,散射体以及目标的坐标为

$$\mathbf{s}_i = [x_i, y_i], \quad i = 1, \dots, L+1$$

其中 $\mathbf{s}_{L+1} = [x_{L+1}, y_{L+1}]$ 为目标坐标,基站坐标表示为 $\mathbf{r} = [x_R, y_R]$.

第 i 条路径到达接收端的 TOF 为

$$\hat{\tau}_i = \frac{\|PS_i\| + \|S_iR\|}{c} + \Delta\tau + \tau(\varphi_{\text{CFO}}) + \varepsilon_i \quad (7)$$

其中, c 为电磁波在真空中的传播速度, $\|PS_i\| = \sqrt{(x_{L+1} - x_i)^2 + (y_{L+1} - y_i)^2}$ 为目标到第 i 个散射体的欧几里得距离, $\|S_iR\| = \sqrt{(x_i - x_R)^2 + (y_i - y_R)^2}$ 为第 i 个散射体到接收机的欧几里得距离, $\tau(\varphi_{\text{CFO}})$ 为载波频率偏移 CFO 引起的公共时间误差, ε_i 为时延估计误差, $\Delta\tau$ 为包检测时延引入的附加时延.

直达路径的 TOF 表示为

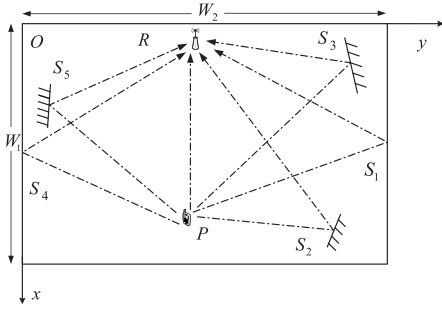


图2 室内场景示意图

$$\hat{\tau}_{L+1} = \frac{\|PR\|}{c} + \Delta\tau + \tau(\varphi_{\text{CF0}}) + \varepsilon_{L+1} \quad (8)$$

其中, $\|PR\| = \sqrt{(x_{L+1} - x_R)^2 + (y_{L+1} - y_R)^2}$ 为目标到接收机的欧几里得距离.

由式(7)和式(8)可知,利用差分可以将绝对 TOF 中包含的误差进行消除,因此这里将第 i 条反射路径与直达路径的 TOF 进行差分,得到的差分 TOF 表示为

$$\begin{aligned} \hat{\tau}_{i/L+1} &= \hat{\tau}_i - \hat{\tau}_{L+1} \\ &= \frac{\|PS_i\| + \|S_iR\|}{c} + \Delta\tau + \tau(\varphi_{\text{CF0}}) \\ &\quad + \varepsilon_i - \frac{\|PR\|}{c} - \Delta\tau - \tau(\varphi_{\text{CF0}}) - \varepsilon_{L+1} \\ &= \frac{\|PS_i\| + \|S_iR\| - \|PR\|}{c} + \varepsilon_{i/L+1} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\varepsilon_{i/L+1}$ 为差分 TOF 误差.

由图 2 可知,可以构造真实的第 i 条反射路径与直达路径之间的差分 TOF 为

$$\tau_{i/L+1} = \frac{\|PS_i\| + \|S_iR\| - \|PR\|}{c} \quad (10)$$

用变量 $\hat{\mathbf{t}}$ 表示所有 L 个差分观测矢量,其可以表示为

$$\hat{\mathbf{t}} = \left[\frac{\|PS_1\| + \|S_1R\| - \|PR\|}{c} + \varepsilon_{1/L+1}, \dots, \frac{\|PS_L\| + \|S_LR\| - \|PR\|}{c} + \varepsilon_{L/L+1} \right]^T \quad (11)$$

根据式(9)和式(10), $\hat{\mathbf{t}}$ 可以进一步表示为

$$\hat{\mathbf{t}} = \mathbf{t}(\mathbf{u}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (12)$$

其中, $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_{1/L+1}, \dots, \varepsilon_{L/L+1}]^T$ 为差分 TOF 估计误差矢量,其协方差矩阵为 $\mathbf{A} = E\{\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T\}$, $\mathbf{t}(\mathbf{u})$ 为关于目标及 L 个散射体位置的理论差分 TOF 矢量,其表示为

$$\mathbf{t}(\mathbf{u}) = \left[\frac{\|PS_1\| + \|S_1R\| - \|PR\|}{c}, \dots, \frac{\|PS_L\| + \|S_LR\| - \|PR\|}{c} \right]^T \quad (13)$$

其中, $\mathbf{u} = [s_1, \dots, s_{L+1}]$ 为 L 个散射体及目标的位置矢量. 为了求解目标以及反射体位置,根据非线性加权最

小二乘法目标函数如下:

$$\hat{\mathbf{u}} = \underset{\mathbf{u}}{\text{minimize}} v(\mathbf{u}) \quad (14)$$

其中, $v(\mathbf{u})$ 为误差函数表示为

$$v(\mathbf{u}) = (\hat{\mathbf{t}} - \mathbf{t}(\mathbf{u}))^T \mathbf{A}^{-1} (\hat{\mathbf{t}} - \mathbf{t}(\mathbf{u})) \quad (15)$$

由于目标及散射体位置都未知,虽然增加散射体个数可以进一步减小随机位置误差. 但是,随着散射体数量增多搜索空间呈指数增长,因此该问题是一个 NP-hard 问题.

4 基于 PSO 的位置搜索算法

对于问题(14)本文提出了一种基于 PSO 的快速搜索算法,本文所提算法起因来自两方面:第一、随着散射体个数增加,目标位置的搜索空间呈指数增加,群智能优化算法能够利用群体中的个体对信息的共享使求解过程变得容易;第二、通过多次结果融合可以进一步减小随机误差. 在整个算法中,每个粒子利用最佳适应度值去跟踪个体的历史最佳位置;结合本文的定位问题,基于 PSO 的定位方法主要包括以下五个步骤.

步骤 1 利用路径的 AOA 以及房间大小确定搜索范围. 假设基站位于 y 轴上如图 2 所示,对于第 i 条路径建立直线方程为

$$y_i - y_R = \tan\theta_i (x_i - x_R), \quad i = 1, 2, \dots, L+1 \quad (16)$$

求解直线方程(16)与边界的交点确定目标与散射体位置的范围,包括以下几个步骤:

步骤 1.1 当 $\tan\theta_i > 0$, 则直线与上边界 $y = W_2$ 相交,此时求解(16)与直线 $y = W_2$ 的交点 $E(x_e, y_e)$; 当 $x_e < W_1$ 时,则目标或者散射体的位置未超出环境大小,有 $x_i \in [0, x_e]$; 当 $x_e \geq W_1$ 时,则目标或者散射体位置必定在右边界与直线交点形成的线段上,有 $x_i \in [0, W_1]$.

步骤 1.2 同理可得,当 $\tan\theta_i < 0$, 求解(16)与直线 $y = 0$ 交点 $E(x_e, y_e)$, 当 $x_e < W_1$ 时,有 $x_i \in [0, x_e]$; 当 $x_e \geq W_1$ 时,有 $x_i \in [0, W_1]$.

步骤 1.3 当 $\tan\theta_i = 0$, 有 $x_i \in [0, W_1]$.

步骤 2 在步骤一所形成的位置区间内随机生成维度为 $L+1$ 的初始粒子 $\mathbf{p}_0^q = (x_1^q, \dots, x_{L+1}^q)$, 其中 x_1^q, \dots, x_L^q 为第 q 个粒子中的 L 个散射体位置横坐标, x_{L+1}^q 为第 q 个粒子中目标位置的横坐标. 每个粒子代表所有散射体与目标位置横坐标在给定区间的一种组合,设置初始种群数量为 Q . 然后,对每个粒子的历史最佳位置进行初始化,第 q ($q = 1, \dots, Q$) 个粒子的初始历史最佳位置为 $\text{pos}_{\text{best}}^q = \mathbf{p}_0^q$, 其初始速度为 $\mathbf{v}_0^q = (v_1, \dots, v_{L+1})$; 设置种群历史最佳位置 $\text{pos}_{\text{best}}^0 = \mathbf{0}_{L+1}$, $\mathbf{0}_{L+1}$ 为长度 $L+1$ 的零向量; 设置每个粒子的历史最佳适应度,第 q 个粒子的初始最佳适应度为 $f^q = \text{Inf}$, 种群的历史初始最佳适应度为 $f^0 = \text{Inf}$, 其中 Inf 是一个极大正数.

步骤 3 更新粒子及种群历史最佳适应度值以及历

史最佳位置. 在第 t 次迭代中, 计算种群中第 q 个粒子的适应度 fit_t^q , 当 $f_{\text{best}}^q \geq fit_t^q$ 即对某个粒子当前迭代中的位置使得残差更小, 因此有 $f^q = fit_t^q$ 以及 $pos_{\text{best}}^q = p_t^q$; 选择 Q 个粒子中适应度值最小的 fit_{min} 即所有粒子中残差最小, 当 $f^q \geq fit_{\text{min}}$ 有 $f^q = fit_{\text{min}}$ 以及 $pos_{\text{best}}^q = p(fit_{\text{min}})$, $p(fit_{\text{min}})$ 为适应度最小的粒子位置. 适应度函数为

$$fit = (\hat{t} - t(\mathbf{u}))^T \mathbf{A}^{-1} (\hat{t} - t(\mathbf{u})) \quad (17)$$

步骤 4 对种群中每个粒子的速度及位置进行更新有

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_t^q &= \mathbf{v}_{t-1}^q \times w + c_1 \times rand \times (\mathbf{pos}_{\text{best}}^q - \mathbf{p}_t^q) \\ &+ c_2 \times rand \times (\mathbf{pos}_{\text{best}}^q - \mathbf{p}_t^q) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\mathbf{p}_t^q = \mathbf{p}_{t-1}^q + \mathbf{v}_t^q$$

其中, w 为惯性权重, 其在计算过程中从 0.9 到 0.4 之间线性变化, c_1 为自我学习因子从 2.5 到 0.5 线性变换, c_2 为群体学习因子从 0.5 到 2.5 线性变化, $rand$ 为在 $[0, 1]$ 区间产生一个随机数^[17,18].

步骤 5 判断是否达到最大迭代次数 I , 如果 $t < I$, 则重复步骤 3 到步骤 5. 反之结束循环, 输出目标位置.

5 基于仿射传播聚类的定位优化算法

由于随机误差的存在, PSO 进行位置搜索可能会收敛于具有较大位置误差的局部最优值. 因此, 需要对大误差点进行剔除. 当散射体收敛于具有较大误差的位置时, 此时有两种情况: 第一、目标位置接近真实位置如图 3(a) 所示, 标记为情况 1; 第二、远离真实位置如图 3(b) 所示, 标记为情况 2. 本文首先利用 PSO 估计到的散射体位置对目标进行定位, 将第 i 个由 PSO 估计到的散

射体坐标带入式(11)中有

$$l_i = \sqrt{(x_{L+1} - \hat{x}_i)^2 + (y_{L+1} - \hat{y}_i)^2} - \sqrt{(x_{L+1} - x_R)^2 + (y_{L+1} - y_R)^2} + \varepsilon_{i/L+1} \quad (19)$$

其中, $l_i = \hat{\tau}_{i/L+1} \times c - d_i$, 为目标到基站到散射体的差分 TOF, $d_i = \sqrt{(\hat{x}_i - x_R)^2 + (\hat{y}_i - y_R)^2}$.

对式(19)两边平方并进行等式替换, 然后联合三个散射体位置有

$$\mathbf{Gz} = \mathbf{h} - \mathbf{e} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{z} = [x_{L+1} - x_R, y_{L+1} - y_R, d_{L+1}]^T$, d_{L+1} 为目标到定位基站之间的距离, \mathbf{e} 为测量误差矢量.

矩阵 \mathbf{G} 和 \mathbf{h} 分别表示为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{i_1} - x_R & \hat{y}_{i_1} - y_R & r_{i_1} \\ \hat{x}_{i_2} - x_R & \hat{y}_{i_2} - y_R & r_{i_2} \\ \hat{x}_{i_3} - x_R & \hat{y}_{i_3} - y_R & r_{i_3} \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{h} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} (\hat{x}_{i_1} - x_R)^2 + (\hat{y}_{i_1} - y_R)^2 - r_{i_1}^2 \\ (\hat{x}_{i_2} - x_R)^2 + (\hat{y}_{i_2} - y_R)^2 - r_{i_2}^2 \\ (\hat{x}_{i_3} - x_R)^2 + (\hat{y}_{i_3} - y_R)^2 - r_{i_3}^2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

其中, $i_1 \neq i_2 \neq i_3$ 且 $i_1, i_2, i_3 \in [1, L]$.

利用最小二乘法有

$$\mathbf{z} = (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{h} \quad (23)$$

利用所有散射体可以得到 C_L^3 (从 L 个不同元素中取出 3 个元素的组合数), 且在室内环境下存在主要散射体 6~8 个^[7,11]. 图 3(c) 和 3(d) 分别是情况 1 和情况 2 中利用散射体定位出的目标位置. 从图中可以看出, 这两种情况散射体收敛的位置误差较大, 通过散射体

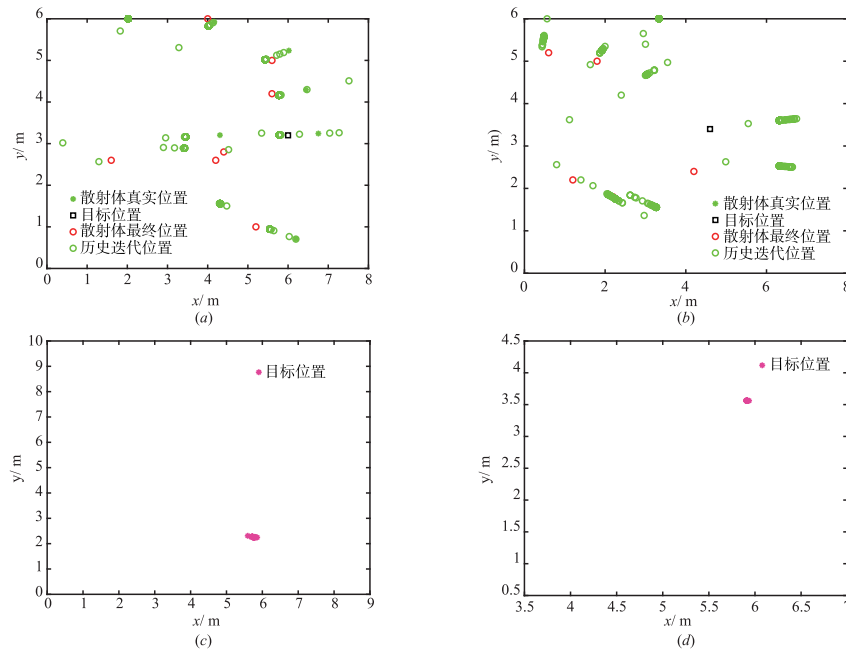


图3 情况1和2的PSO位置搜索与目标位置

计算出的目标位置都较为集中,且无法区分. 本文利用正确位置与错误位置散射体之间的互斥性来消除大误差点. 具体地,假设散射体中一部分接近真实位置,其余远离真实位置,标记为情况3. 在情况3中利用散射体计算出的目标位置会形成若干个类如图4(c)所示,图4(a)为对应的PSO搜索过程. 从图4(a)中可以看出当部分散射体接近真实位置,此时目标位置误差较大.

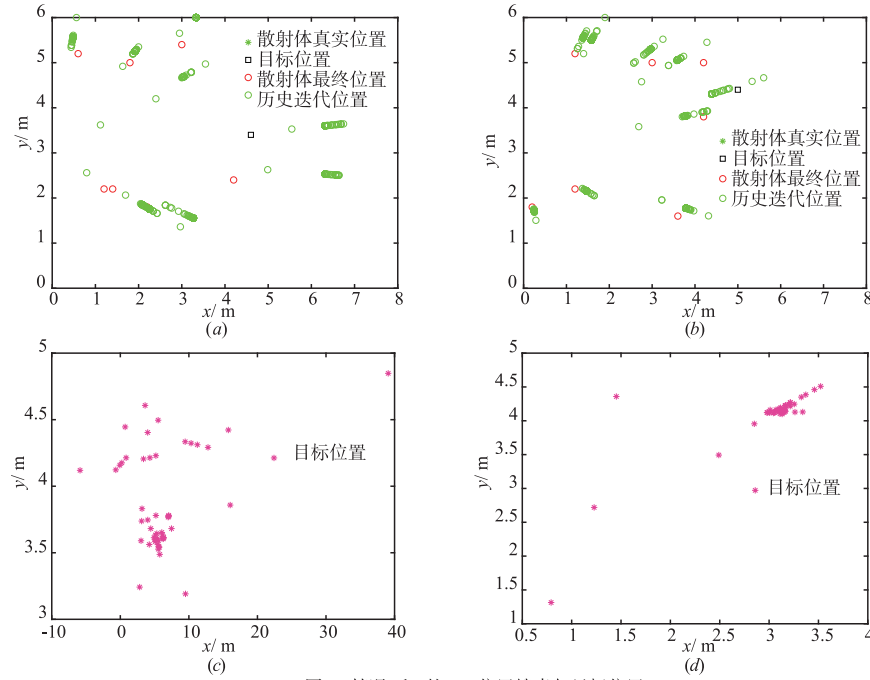


图4 情况3和4的PSO位置搜索与目标位置

常用的聚类算法例如 K-means 都需要输入类的个数^[19],而本文定位区域的个数无法预先获取. 本文利用仿射传播聚类(Affine Propagation Clustering, APC)算法^[20]对位置进行聚类. 具体地,对于目标位置点构成的数据集定义为 D ,其大小为 $U = C_L^3$.

首先,定义目标位置之间的负欧式距离作为目标位置之间的相似度,相似度表示为

$$u(i, j) = -\|p_i - p_j\|_2, \forall i, j \neq i \in \{1, \dots, U\} \quad (24)$$

其中, p_i 和 p_j 为 D 中任意两个目标位置.

然后,利用式(24)计算每个位置与其他位置之间的相似度,形成大小为 $U \times U$ 的相似度矩阵. 定义位置点的自相似度 $s(k, k)$,其表示为

$$s(k, k) = \sum_{i, j=1, i \neq j}^U s(i, j) / N \times (N - 1) \quad (25)$$

其中, $1 \leq k \leq U$.

首先,将自相似度矩阵作为输入,然后利用吸引度 $\alpha(i, j)$ 以及归属感 $\beta(i, j)$ 在不同位置点之间传递. 吸引度 $\alpha(i, j)$ 表征位置点 i 是 j 聚类中心所获得的权值,其方向是由位置点 j 指向 i ,归属感 $\beta(i, j)$ 表征位置点 j 是 i 聚类中心所获得的权值,其方向为位置点 i 指向

同时,当散射体位置误差较大造成目标位置超出定位区域. 当误差较大的散射体靠近真实位置,目标位置误差减小且多个区域距离也减小,标记为情况4,该情况下的定位误差较小. 图4(b)和4(d)为情况4的PSO搜索过程以及散射体定位出的目标位置. 为了获取目标位置的区域信息,可以采用聚类算法对目标位置进行聚类.

j . $\alpha(i, j)$ 和 $\beta(i, j)$ 迭代过程为

$$\alpha(i, j) = s(i, j) - \max_{j \neq i} \{\beta(i, j) + s(i, j)\} \quad (26)$$

$$\beta(i, j) = \min \left\{ 0, \alpha(i, j) + \sum_{i \neq i, j} \max \{0, \alpha(i, j)\} \right\}, i \neq j$$

$$\beta(i, j) = \sum_{i \neq j} \max \{0, \alpha(i, j)\}, i = j \quad (27)$$

然后,不断地对 $\alpha(i, j)$ 和 $\beta(i, j)$ 进行迭代计算直到满足迭代的最大次数或者所有的聚类中心不再发生变化为止,然后输出聚类结果.

定义搜索停止的准则为:聚类的类的个数不小于1且所有类的类中心都在定位区域内. 在输出聚类结果之后,判断是否满足搜索停止条件. 如果满足停止条件则输出目标位置,反之在本次最终位置与边界形成的子区间生成下次PSO的初始值. 然后,重新执行PSO算法直至满足停止条件. 本文所提整个定位算法的伪代码如算法1所示.

算法1 基于粒子群优化的多径辅助室内目标定位算法

输入:所有路径的AOA以及TOF、基站位置及房间尺寸大小

输出:目标位置

算法步骤:

- (1) 利用步骤一计算目标与散射体的位置范围;
- (2) do
- (3) for $q = 1, \dots, Q$
- (4) 利用步骤二对 p_0^q , pos_{best}^q , f^q 及 v_0^q 进行初始化;
- (5) end
- (6) 利用步骤二对 pos^q 及 f^q 初始化;
- (7) $t = 1$
- (8) do
- (9) for $q = 1, \dots, Q$
- (10) 利用式(17)计算 fit_i^q ;
- (11) if $f_{best}^q \geq fit_i^q$ then
- (12) $f^q = fit_i^q$ 及 $pos_{best}^q = p_i^q$;
- (13) end
- (14) end
- (15) 选择具有最小适应度值 fit_{min} 的粒子为 $p(fit_{min})$
- (16) if $f^0 \geq fit_{min}$ then
- (17) $f^0 = fit_{min}$ 及 $pos_{best}^0 = p(fit_{min})$;
- (18) end
- (19) for $q = 1, \dots, Q$
- (20) 利用式(18)对 v_i^q 及 p_i^q 进行更新;
- (21) end
- (22) $t = t + 1$
- (23) until $t = I$
- (24) 利用 pos_{best}^0 计算目标以及散射体位置;
- (25) 利用式(23)计算目标位置;
- (26) 利用 APC 对目标位置进行聚类;
- (27) until 满足停止准则;

6 仿真结果

对本文所提算法进行仿真验证,以图 2 为例设置房间的大小为 $12 \times 15\text{m}^2$,定位基站位置设为 $[0, 5]$. AOA、TOF 的误差均为零均值的高斯白噪声,标准差分别记作 $\sigma_{\text{AOA}}^2 = 5$ 和 $\sigma_{\text{TOF}}^2 = 0.6$,每个实验分别进行 500 次独立仿真实验。

6.1 不同算法性能对比

本文选取文献[11]中所提的多径信号的三角定位算法以及文献[21]中的改进的牛顿迭代求解算法进行对比.图 5 为三种算法的定位误差,从图中可以看出本文所提算法中值误差为 1.1m,而基于三角定位算法及改进牛顿迭代算法的中值误差分别为 2.1m 和 1.9m.因此,本文所提算法优于其他两种定位算法,主要原因是:三角定位法是基于网格搜索进行求解,当缺少目标发送信号的 AOD 时会出现位置模糊即存在局部最优值;对于改进的牛顿迭代法而言,初始点的选择会引入额外的误差。

6.2 定位优化算法性能

为了验证本文所提定位优化算法性能,将单独 PSO 与利用 APC 定位优化的 PSO 方法进行对比.图 6 为使用两种方法的定位误差,从图中可以看出当使用定位优化算法时中值误差为 1.1m,而单独使用 PSO 方法的

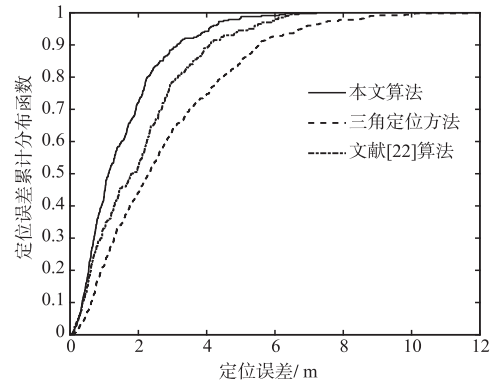


图5 不同定位算法的定位误差累积分布

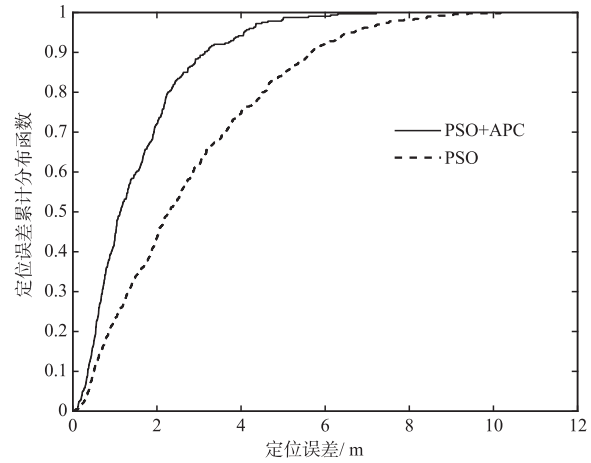


图6 利用定位优化算法的PSO及单独PSO定位误差累积分布

中值误差为 2.2m.同时,在不使用定位优化算法时的最大定位误差为 10.2m,而利用定位优化时最大定位误差减小到 7.1m.主要原因是定位优化算法可以有效地对具有大误差的散射体进行检测。

6.3 散射体个数对定位精度的影响

利用多个散射可以提高定位精度,图 7 为不同散射体个数时的定位误差,从图中可以看出当散射体个数为 4、6 和 8 时的中值误差分别为 1.5m、1.4m 以及 1.1m.当散射体个数从 4 个增加到 8 个时中值误差减小较多为 0.4m,而当散射体个数从 4 增加到 6 个时误差减小较少为 0.1m。

6.4 群体大小对算法的影响

群体大小不仅影响定位精度,同时也会影响算法复杂度.图 8 为不同种群大小时的定位误差,从图中可以看出当种群数量增加时定位精度提高.当种群大小从 500 增加到 1000 时定位中值误差减小了 0.15m,当种群数量从 1000 增加到 1500 时中值误差也减小了大约 0.15m.当种群数量从 1500 增加到 2000 时定位误差基本不变。

6.5 接收机位置对定位精度的影响

理论上将接收机位置放置在边界中间位置会得到

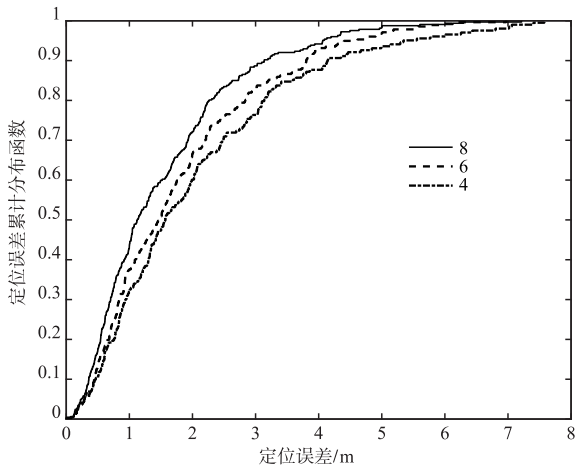


图7 不同散射体个数的定位误差累积分布

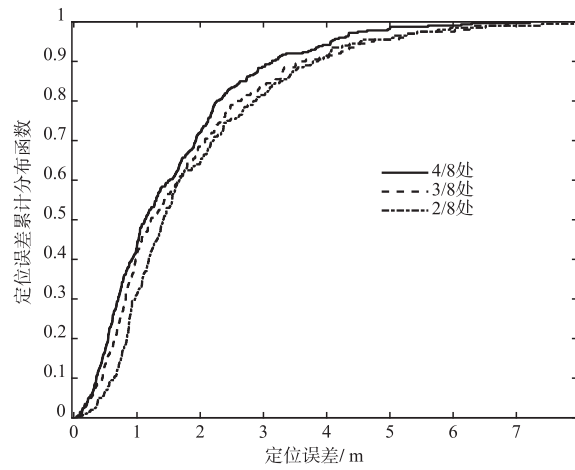


图9 接收机位置对定位精度的影响

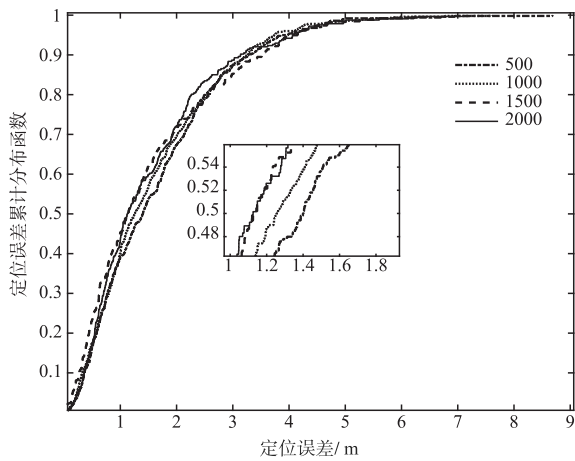


图8 不同种群大小对应的定位误差累积分布

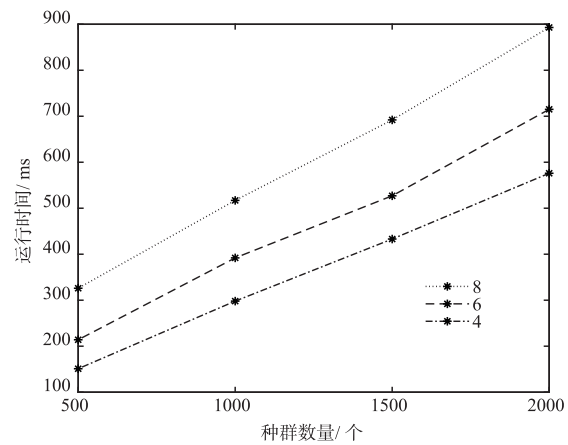


图10 种群数量对算法运算复杂度的影响

相对较好的定位精度,主要原因是当接收机处在中间位置时可以获得更多在空间上差异较大的多径信号. 本文分别将接收机置于边界 2/8、3/8 以及 4/8 处,其他条件与实验 1 保持一致. 图 9 为不同接收机位置对应的定位误差,从图中可以看出当接收机位置越接近中间位置时定位精度越高.

6.6 定位算法复杂度

为了探究种群数量对算法运算复杂度的影响,本文利用 Matlab 软件对算法运行时间进行统计,计算机配置为英特尔 i7 处理器,运行频率为 2.6GHz. 每种条件下算法运行 100 次,然后统计运算时间的平均值. 图 10 为不同种群大小时定位算法的运行时间统计图,从图中可以看出当散射体个数不变时,随着种群数量的增加算法运行时间也随之增加. 当散射体个数为 8 且种群数量为 2000 时,算法的运行时间是小于 1s. 同时,当增加散射体个数算法的运行时间也随之增加.

本文与基于网格搜索的定位算法的运算复杂度进行对比,网格搜索算法的步长为 0.1m,每种定位算法运

行 100 次,然后统计平均值. 图 11 为两种算法运算复杂度对比,从图中可以看出随着散射体个数的增加两种算法的运行时间也都增加. 但是,当散射体数超过 4 以后基于网格搜索的定位方法算法复杂度急剧增加,而本文所提算法运行时间增加很少.

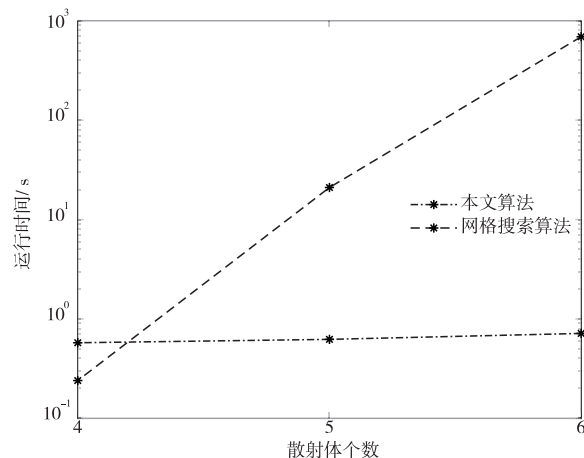


图11 不同算法的运算复杂度

6.7 信道仿真条件下定位性能

本文对路径进行仿真^[22],图 12 为散射体个数以及信噪比对定位精度的影响.从图中可以看出在散射体个数一定的条件下,随着信噪比的增加定位误差随之减小,主要原因是当信噪比提高角度以及时延估计的精度提高.

在高性能网络当中例如 802.11ad 和 5G,由于大规模阵列天线以及高带宽的应用使得参数估计的精度进一步提高.图 13 为不同参数误差下对应的定位误差,从图中可以看出随着参数精度的进一步提高,本文所提算法精度进一步提高.

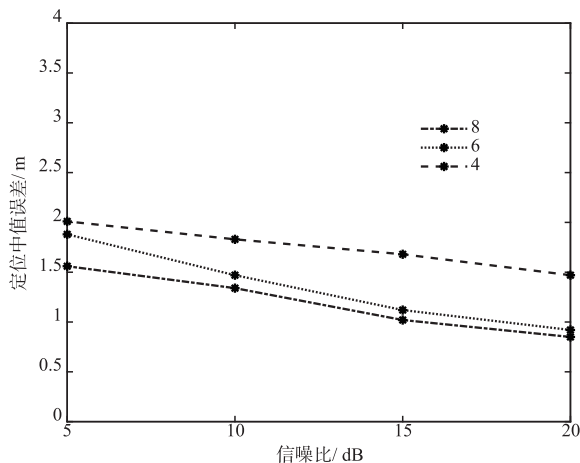


图12 信噪比对定位精度的影响

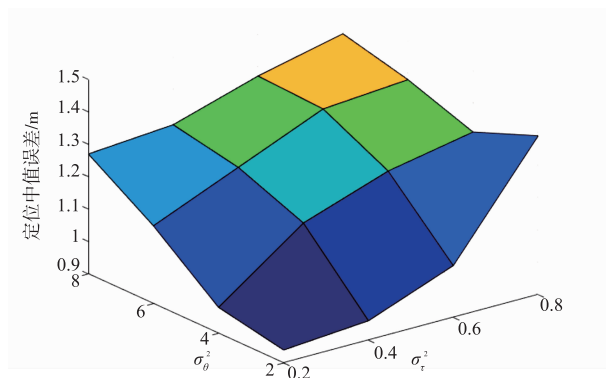


图13 不同参数误差下的定位精度

6.8 室内空间大小对算法的影响

环境大小影响了目标的模糊误差,为了探究不同空间大小下的定位精度,本文选取大小为 $6 \times 8\text{m}^2$ 和 $12 \times 15\text{m}^2$ 的空间大小作为对比.图 14 为不同空间大小下的定位误差,从图中可以看出空间大小为 $6 \times 8\text{m}^2$ 时的中值误差为 0.8m,当环境大小为 $12 \times 15\text{m}^2$ 时的中值误差为 1.1m,随着空间大小的减小定位精度也随之提高.

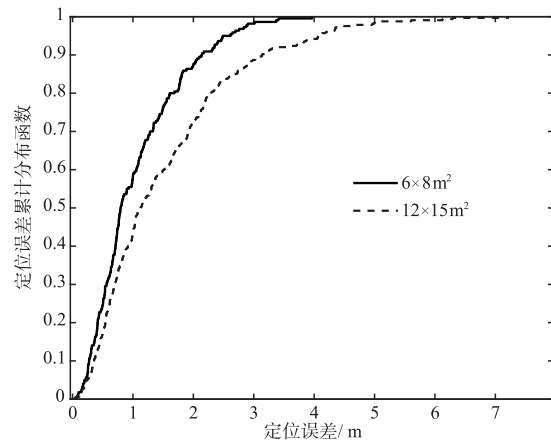


图14 不同室内空间大小的定位误差累积分布

7 结论

本文提出了一种基于 PSO 的室内多径辅助定位算法.相比传统定位算法对多径信号进行抑制,本文利用多径信号实现目标的单站定位.所提算法能够利用差分 TOF 消除相位误差的影响,避免了定位目标对阵列天线的需求.同时,提出了基于 PSO 的目标与散射体位置联合搜索算法,能够在使用较多散射体条件下实现对目标位置快速搜索.本文所提方法可以较好地应用当前的商业网络当中.此外,随着 5G 以及 802.11ad 等高性能网络的发展,参数精度的提高使得所提算法将获得更好的性能.

参考文献

- [1] 王巍,赵继军,彭力,等.基于 UAV 的移动物联网远距离通信节能策略研究[J].电子学报,2018,46(12):2914-2922.
WANG Wei, ZHAO Ji-jun, PENG Li, et al. Research on the energy saving strategy for long distance communication of mobile internet of things based on UAVs[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(12): 2914-2922. (in Chinese)
- [2] 张旻,罗争.一种基于 RSS 估计的虚假点消除方法[J].电子学报,2012,40(10):2117-2121.
ZHANG Min, LUO Zheng. A new method for eliminating ghost based on RSS estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10): 2117-2121. (in Chinese)
- [3] 杨天池,金梁,程娟.一种基于 TOA 定位的 CHAN 改进算法[J].电子学报,2009,37(4):819-822.
YANG Tian-chi, JIN Liang, CHENG Juan. An improvement CHAN algorithm based on TOA position[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 819-822. (in Chinese)
- [4] Xiong J, Sundaresan K, Jamieson K. ToneTrack: Leveraging frequency-agile radios for time-based indoor wireless localization[A]. Proceedings of International Conference

- on Mobile Computing and Networking [C]. New York: ACM, 2015. 537 – 549.
- [5] Xie Y, Li Z, Li M, et al. Precise power delay profiling with commodity Wi-Fi [A]. Proceedings of International Conference on Mobile Computing and Networking [C]. New York: ACM, 2015. 53 – 64.
- [6] 崔建华, 程乃平, 倪淑燕. 阵列天线抑制欺骗式导航干扰信号方法研究[J]. 电子学报, 2018, 46(2): 365 – 371. CUI Jian-hua, CHENG Nai-ping, NI Shu-yan. Research on spoofing suppressing method using antenna array for navigation signal[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2): 365 – 371. (in Chinese)
- [7] 田野, 练秋生, 徐鹤. 基于稀疏信号重构的 DOA 和极化角度估计算法[J]. 电子学报, 2016, 44(7): 1548 – 1554. TIAN Ye, LIAN Qiu-sheng, XU He. DOA and polarization angle estimation algorithm based on sparse signal reconstruction[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7): 1548 – 1554. (in Chinese)
- [8] Naseri H, Koivunen V. Cooperative simultaneous localization and mapping by exploiting multipath propagation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 65(1): 200 – 211.
- [9] Ulmschneider M, Gentner C. Multipath assisted positioning for pedestrians using LTE signals [A]. Proceedings of IEEE PLANS[C]. New York: IEEE, 2016. 386 – 392.
- [10] Kotaru M, Katti S. Position tracking for virtual reality using commodity WiFi [A]. Proceedings of ACM CVPR [C]. New York: ACM, 2017. 15 – 17.
- [11] Elahe S, Avinash K, Kamin W. Multipath triangulation: decimeter-level WiFi localization and orientation with a single unaided receiver[A]. Proceedings of ACM MobiSys[C]. New York: ACM, 2018. 376 – 388.
- [12] Gentner C, Jost T, Wang W, et al. Multipath assisted positioning with simultaneous localization and mapping[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(9): 6104 – 6117.
- [13] Canclini A, Annibale P, Antonacci F, et al. From direction of arrival estimates to localization of planar reflectors in a two dimensional geometry[A]. Proceedings of IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. New York: IEEE, 2011. 2620 – 2623.
- [14] 啜钢, 高伟东, 孙卓, 等. 移动通信原理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2016. CHUO Gang, Gao Wei-Dong, Sun Zhuo, et al. Principle of Mobile Communication[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016. (in Chinese)
- [15] Vanderveen M C, Papadias C B, Paulraj A. Joint angle and delay estimation (JADE) for multipath signals arriving at an antenna array [J]. IEEE Communications Letters, 1997, 1(1): 12 – 14.
- [16] Bazzi A, Slock D T M, Meilhac L. Single snapshot joint estimation of angles and times of arrival: A 2D matrix pencil approach[A]. Proceedings of IEEE ICC[C]. New York: IEEE, 2016. 1 – 6.
- [17] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240 – 255.
- [18] Seo J H, Im C H, Heo C G, et al. Multimodal function optimization based on particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2006, 42(4): 1095 – 1098.
- [19] Hua M, Lau M K, Pei J, et al. Continuous K-means monitoring with low reporting cost in sensor networks [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21(12): 1679 – 1691.
- [20] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points [J]. Science, 2007, 315(5814): 972 – 976.
- [21] Yuan G, Sheng Z, Wang B, et al. The global convergence of a modified BFGS method for nonconvex functions [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2017, 327: 274 – 294.
- [22] Ziricastro K I, Scanlon W G, Evans N E. Prediction of variation in MIMO channel capacity for the populated indoor environment using a radar cross-section-based pedestrian model [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(3): 1186 – 1194.

作者简介



李 泽 男, 1991 年 11 月出生, 安徽淮南人. 现为重庆邮电大学信息与通信工程专业在读博士研究生, 主要研究方向为无线定位.
E-mail: lizecqpt@yahoo.com



田增山 男, 1968 年 12 月出生, 河南固始人. 现为重庆邮电大学教授、博士生导师. 主要研究方向为蜂窝网无线定位系统、数据压缩和数据融合.
E-mail: tianzs@cqpt.edu.cn