

# 基于散射体信息的室内 NLOS 多站协作定位算法

谢良波, 李升, 周牧, 李泽, 田增山, 王亚, 付长友

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

**摘 要:** 针对现有视距 (LOS) 定位方法在非视距 (NLOS) 环境中定位精度急剧恶化的问题, 提出一种基于散射体信息的室内 NLOS 多站协作定位算法, 可在完全没有 LOS 路径的情况下进行定位。首先, 利用多 AP 以及联合场景先验信息协同确定目标 NLOS 区域和散射体模糊区域; 其次, 根据信号的到达角对散射体区域进行约束, 并在区域内搜索散射体的位置信息; 然后, 利用这些信息构造基于差分飞行时间的误差最小化方程; 最后, 提出混合使用遗传算法和列文伯格马夸尔特算法求解目标方程。仿真及真实环境模拟测试结果显示, 所提算法仅通过 NLOS 路径即可定位目标。

**关键词:** 室内定位; 非视距; 多站; 散射体

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2021070

## Scatterer information based indoor NLOS multiple base station cooperative localization algorithm

XIE Liangbo, LI Sheng, ZHOU Mu, LI Ze, TIAN Zengshan, WANG Ya, FU Changyou

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

**Abstract:** In indoor environments, the localization accuracy of existing line of sight (LOS) solutions will deteriorate severely in non-line-of-sight (NLOS) environment. In order to solve this problem, an scatterer information based indoor NLOS multiple base stations cooperative localization algorithm was proposed, which could realize localization when no LOS path was available. Firstly, the target NLOS area and scatterer blur area were collaboratively determined through multiple AP and joint scene prior information. Secondly, the areas of scatterer were further constrained according to the angle of arrival. Then, an error minimization equation based on the differential time of flight was established by employing angle, scatterer and time. Finally, a hybrid algorithm using genetic algorithm and Levenberg Marquardt algorithm was proposed to solve the objective equation. Simulation and measurement results show that the proposed algorithm can localize the target with only NLOS paths.

**Keywords:** indoor localization, non-line-of-sight, multiple base station, scatterer

### 1 引言

随着无处不在的基于位置服务的发展, 智能产业的普及加速了室内场景中智能应用的过程<sup>[1-3]</sup>。考虑到大量的人类活动发生在室内环境中, 实

用的基于位置的室内服务目前吸引了研究人员的大量研究<sup>[4-5]</sup>。受卫星信号覆盖范围的限制, 在室外得到广泛应用的全球定位系统在室内无法发挥出应有的性能, 因此, 在过去的 20 年中已经提出了多种室内定位技术。现有定位技术大致可以分为基

收稿日期: 2020-10-23; 修回日期: 2021-03-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61704015, No.61771083); 重庆市自然科学基金资助项目 (No.cstc2019jcyj-msxmX0108, No.cstc2020jcyj-msxmX0842); 重庆市教委科学技术研究基金资助项目 (No.KJZD-K202000605, No.KJQN202000630)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61704015, No.61771083), The Natural Science Foundation of Chongqing (No.cstc2019jcyj-msxmX0108, No.cstc2020jcyj-msxmX0842), Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJZD-K202000605, No.KJQN202000630)

于视觉的<sup>[6-7]</sup>、基于传感器的<sup>[8]</sup>和基于无线的，主要包括 Wi-Fi<sup>[9-10]</sup>、蓝牙<sup>[11-12]</sup>、超宽带 (UWB, ultra wide band)<sup>[13-14]</sup>等。在室内环境下，由于障碍物的遮挡无线信号会产生折射和散射，此种现象称之为非视距 (NLOS, non line of sight) 传播。尽管如此，当前基于 Wi-Fi 的定位方法主要集中于视距 (LOS, line of sight) 场景，而在 NLOS 环境中还没有比较好的解决方案。

在 NLOS 干扰较严重的室内环境下，传统的 LOS 定位算法将不再适用。基于此，出现了一些方法，如传播模型法、基于散射体信息法等。目前，传播模型法大部分基于经典散射模型。文献[15]提出了一个推导的散射模型，包括圆环模型、圆盘模型以及椭圆模型的到达角 (AOA, angle of arrive)、飞行时间 (TOF, time of flight) 概率密度函数的方法。由于室内场景大小的限制，大部分散射模型仅仅适用于室外的蜂窝网定位，因此在室内环境下传播模型法应用较少。而基于散射体几何位置关系的定位算法，其巧妙之处在于把 NLOS 干扰带来的定位误差转换为可用的物理测量因素，因此定位精度主要取决于定位参数的测量精度。文献[16]提出了一种定位方法，该方法利用 4 个基站，其中 3 个作为定位基站，剩下的一个作为辅助基站，通过 AOA 和 TOF 的测量值计算散射体的位置，并以此确定目标到散射体的距离，由于散射体到目标之间不存在障碍物，因此利用散射体作为虚拟基站，通过传统的 LOS 定位方法完成对目标的定位。然而该方法中以散射体为虚拟基站是建立在信号经过散射体后为镜面反射的基础上，要求散射体表面足够大且光滑或者信号波长足够小，但实际情况中很难满足该条件。因此，这种方法在 UWB 定位中应用较多，并且在一般的商用网络中，收发双方往往是不同步的，因此以上基于绝对 TOF 测量的定位算法在大多数场景中都不太实用。针对上述问题，本文提出一种室内 NLOS 环境下多站协同的定位算法，可在完全没有 LOS 路径的情况下对目标进行定位。本文主要的研究工作如下。

1) 建立了一种多站协作的室内 NLOS 定位算法。区别于传统的抑制多径信号的方法，本文算法将 NLOS 路径作为定位路径，可以在完全没有 LOS 信号、散射体位置未知的情况下完成定位，并且还消除了相位误差对 TOF 的影响，解决了现有的室内定位系统至少需要一条 LOS 路径的问题。因此，该

算法可应用于现有的商用 Wi-Fi 和 LTE 网络。

2) 由于缺少出射角 (AOD, angle of departure)，将导致散射体的位置出现较大的位置模糊。为了解决这个问题，本文算法充分利用多个接入点 (AP, access point) 的优势，结合房屋结构的先验信息，并利用多个 AP 相互协同缩小了散射体的模糊范围，从而限制了散射体区域。此外，定位方程的求解使用了列文伯格马夸尔特 (LM, Levenberg Marquardt) 算法。

3) 提出了一种基于遗传算法 (GA, genetic algorithm) 和 LM 混合求解算法。传统 LM 算法的收敛性能取决于迭代初始位置。为了解决这一问题，本文首先采用 GA 对目标的位置进行粗略估计，利用其全局优化能力可以自适应地调整搜索方向这一特性，以获得目标的全局近似解，并作为 LM 算法的迭代初始位置。仿真结果表明，该混合算法可以有效提高定位精度。

## 2 信号模型

反映信号传播特性的信道冲激响应 (CIR, channel impulse response) 可以表示为

$$h(\tau) = \sum_{n=0}^N \alpha_n e^{-j2\pi f_D \tau_n} \delta(\tau - \tau_n) \quad (1)$$

其中， $\alpha_n$  为第  $n$  条路径的幅度， $\tau_n$  为第  $n$  条路径的 TOF， $f_D$  为多普勒频移，由于室内的目标移动速度通常很慢，因此多普勒频移很小，可简化为

$$h(\tau) = \sum_{n=0}^N \alpha_n \delta(\tau - \tau_n) \quad (2)$$

对式(2)进行傅里叶变换，得到的信道频率响应 (CFR, channel frequency response) 为<sup>[17]</sup>

$$H(f) = \sum_{n=0}^N \alpha_n e^{-j2\pi f \tau_n} \quad (3)$$

其中， $N$  为路径的个数， $f$  为信号的载波频率。假设每个 AP 均有  $P$  根天线，组成的线性天线阵列如图 1 所示。

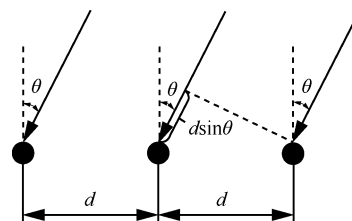


图 1 线性天线阵列

采用正交频分复用 (OFDM, orthogonal frequency division multiplexing) 调制, 子载波数量为  $K$ , AP 上所有天线的全部子载波的 CFR 矩阵可以表示为

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_{1,1}, \dots, \mathbf{H}_{1,K}, \dots, \mathbf{H}_{P,1}, \dots, \mathbf{H}_{P,K}]^T \quad (4)$$

由联合角度和时延估计模型<sup>[18-19]</sup>可知,  $\mathbf{H}$  又能表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{A}(\theta, \tau) \mathbf{S} + \mathbf{E} \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{E}$  是  $PK \times 1$  维的噪声矢量,  $\mathbf{S}$  是  $N \times 1$  维的衰减矢量,  $\mathbf{A}(\theta, \tau)$  是  $PK \times N$  维的导向矩阵, 可以进一步表示为

$$\mathbf{A}(\theta, \tau) = [\mathbf{a}(\theta_1) \otimes \mathbf{b}(\tau_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_N) \otimes \mathbf{b}(\tau_N)] \quad (6)$$

其中,  $\otimes$  表示克罗内克 (Kronecker) 积,  $\mathbf{a}(\theta)$  和  $\mathbf{b}(\tau)$  可分别表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(\theta) &= [a_1(\theta), \dots, a_p(\theta)]^T \\ \mathbf{b}(\tau) &= [b_1(\tau), \dots, b_k(\tau)]^T \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $a_p(\theta) = e^{-j2\pi f(P-1)d \sin \theta / c}$ ,  $\theta$  为路径的 AOA,  $c$  为电磁波在真空中的传播速度, 半波长  $d$  为天线间隔,  $b_k(\tau) = e^{-j2\pi \Delta f(K-1)\tau}$ ,  $\Delta f$  为子载波频率间隔。现在的问题是如何估计传播路径的 AOA 和 TOF。本文结合了稀疏恢复方法, 在低信噪比环境下也能有很好的性能。文献[20]中仅考虑 AOA, 而本文所需的参数包括 AOA 和 TOF。因此, 本文将一维信号稀疏恢复方法拓展为二维信号稀疏恢复方法, 重现式(5)中的问题为

$$\mathbf{H} = \tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau) \mathbf{S} + \mathbf{E} \quad (8)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau)$  是一个大小为  $PK \times K^\theta K^\tau$  的完全字典空间;  $\mathbf{S}$  是一个稀疏向量, 对于真实路径所对应的 AOA 和 TOF 在该向量中表现为一个非零值。本文将  $\tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau)$  定义为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau) &= [\tilde{\mathbf{a}}(\theta^1, \tau^1), \dots, \tilde{\mathbf{a}}(\theta^1, \tau^{K_r}), \dots, \\ &\tilde{\mathbf{a}}(\theta^{K_\theta}, \tau^1), \dots, \tilde{\mathbf{a}}(\theta^{K_\theta}, \tau^{K_r})] \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{a}}(\theta, \tau) = \mathbf{a}(\theta) \otimes \mathbf{b}(\tau)$ 。具体来说, 本文选择 2 个等间距的网格  $\{\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^{K_\theta}\}$  和  $\{\tau^1, \tau^2, \dots, \tau^{K_r}\}$ , 分别对应 AOA 和 TOF。为解决式(8)中的问题, 从而引出带有误差项的优化问题, 可表示为

$$\min \|\mathbf{H} - \tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau) \tilde{\mathbf{S}}\| + \lambda \|\tilde{\mathbf{S}}\|, \lambda \in (0, +\infty) \quad (10)$$

式(10)是一个  $L_p$ -norm 的优化问题, 理想的稀疏度量是  $L_0$  范数, 表示的是  $\tilde{\mathbf{S}}$  中非零元素的个数。然而, 当本文使用  $L_0$ -norm 来求解式(10)时会发现这是一个 NP-hard 问题。为了解决这个问题, 可以使用  $L_1$ -norm 作为  $L_0$ -norm 的近似值, 对于  $L_1$ -norm 优化则是一个经典的凸优化问题。文献[21]中提到通过调整参数  $\lambda$ , 可以在  $\|\mathbf{H} - \tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau) \tilde{\mathbf{S}}\|$  和  $\|\tilde{\mathbf{S}}\|$  之间的最优权衡曲线上移动, 由此得到  $\|\mathbf{H} - \tilde{\mathbf{A}}(\theta, \tau) \tilde{\mathbf{S}}\|$  和  $\|\tilde{\mathbf{S}}\|$  之间的稀疏性或非零元素个数之间最优权衡曲线的近似, 采用二次锥规划可以很好地解决该优化问题, 最终得到 AOA 和 TOF。

### 3 室内 NLOS 多站定位模型

NLOS 环境下信号传播如图 2 所示, 其中虚线所示的 LOS 信号直接沿直线传播, 但是当目标和 AP 之间存在障碍物遮挡时, LOS 信号将不复存在, 此时, 收发双方处于 NLOS 环境中, 无线信号会经过散射体散射之后再被 AP 接收到, 此现象被称之为 NLOS 传播。信号波长与散射体尺寸会影响 NLOS 信号传播特性, 如果散射体尺寸大于信号波长, 则为反射; 如果小于, 则为散射。为了提高定位方法普适性, 本文中 NLOS 信号均为散射信号, 反射情形下的角度估计是散射情形下的特殊情况, 所以本文的 NLOS 定位模型对于反射信号依然适用。

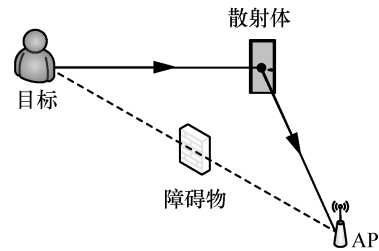


图 2 NLOS 环境下信号传播

在日常生活中 (如会议室、教室、商场等常见环境), 当环境中 AP 被障碍物完全遮挡而不存在 LOS 信号或者房间内部没有布置 AP, 而需要通过房间外的 AP 对房间内目标进行定位时, 此时, 利用传统的依赖于 LOS 信号的定位方法往往达不到理想精度要求。针对上述问题, 本文构建如图 3 所示的普适性较强的室内 NLOS 定位场景, 并提出相应定位方法。

图 3 中, 射线表示信号的反射路径, 待定位目

标位置坐标记为  $u(x, y)$ , 编号为  $n$  的 AP 以及第  $i$  个散射体分别记为  $AP_n(x_{ap}^{(n)}, y_{ap}^{(n)})$  和  $\hat{s}_i^{(n)}(\hat{x}_i^{(n)}, \hat{y}_i^{(n)})$ , 假设每个 AP 接收到经由  $M$  个散射体反射后的路径。房间的长、宽分别为  $L$  和  $W$ , 左右两侧门的坐标分别为  $d_1(x_{d_1}, y_{d_1})$  和  $d_2(x_{d_2}, y_{d_2})$ , 中间为墙壁。

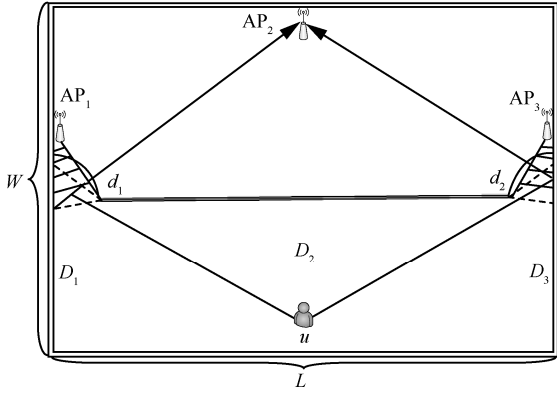


图3 室内 NLOS 定位场景

首先根据  $AP_1$ 、 $AP_3$  以及  $d_1$ 、 $d_2$  的位置信息, 协同确定  $AP_1$  和  $AP_3$  的 LOS 区域和 NLOS 区域。 $AP_1$  到点  $d_1$  的直线方程为

$$y = k_1x + b_1 \quad (11)$$

其中,  $k_1$ 、 $b_1$  分别为直线的斜率和截距。因此,  $AP_1$  的 LOS 区域可确定为

$$D_1: \begin{cases} 0 \leq x \leq \frac{y-b_1}{k_1} \\ 0 \leq y < y_{d_1} \end{cases} \quad (12)$$

同理,  $AP_3$  的 LOS 区域可确定为

$$D_3: \begin{cases} \frac{y-b_2}{k_2} \leq x \leq L \\ 0 \leq y < y_{d_2} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $k_2$ 、 $b_2$  分别为两点  $d_2(x_{d_2}, y_{d_2})$ 、 $AP_3(x_{ap}^{(3)}, y_{ap}^{(3)})$  所确定直线的斜率和截距。针对 LOS、NLOS 混合的场景, 也就是当目标  $u$  位于  $D_1$ 、 $D_3$  区域时,  $AP_1$ 、 $AP_3$  便能检测到来自目标的能量较强的 LOS 信号, 此时, 可利用混合场景下的定位算法<sup>[22]</sup>。结合式(12)与式(13), 即可进一步估计出 NLOS 区域, 对应于模型中的  $D_2$  区域, 当定位目标  $u$  位于  $D_2$  中时, 此时 3 台 AP 皆没有来自目标的 LOS 路径, 因此只能通过散射信号进行定位。其表达式为

$$D_2: \begin{cases} \frac{y-b_1}{k_1} < x < \frac{y-b_2}{k_2} \\ 0 \leq y < y_{d_1} \end{cases} \quad (14)$$

其次, 利用多个 AP 相互协作缩小散射体的模糊范围, 结合房屋结构先验信息确定散射体的存在区域, 对应于模型中的阴影部分区域。根据连接  $d_1$  和  $AP_3$  以及  $d_2$  和  $AP_1$  的直线, 分别确定散射体区域的下边界, 可表示为

$$\hat{y}_i^{(n)} \geq \begin{cases} k_3\hat{x}_i^{(n)} + b_3, x_{d_1} \geq \hat{x}_i^{(n)} \geq 0 \\ k_4\hat{x}_i^{(n)} + b_4, L \geq \hat{x}_i^{(n)} \geq x_{d_2} \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $k_3$ 、 $b_3$  分别为两点  $d_1$ 、 $AP_3$  所确定直线的斜率和截距,  $k_4$ 、 $b_4$  分别为两点  $d_2$ 、 $AP_1$  所确定直线的斜率和截距。由于目标的方向和位置未知, 因此无法准确计算出散射体区域的上边界, 但能够根据 AP 布局与房间先验信息对散射体区域的上边界进行近似估计, 可表示为

$$G_1: \begin{cases} k_1\hat{x}_i^{(n)} + b_1 \geq \hat{y}_i^{(n)} \geq k_3\hat{x}_i^{(n)} + b_3 \\ x_{d_1} \geq \hat{x}_i^{(n)} \geq 0 \end{cases} \quad (16)$$

$$G_2: \begin{cases} k_2\hat{x}_i^{(n)} + b_2 \geq \hat{y}_i^{(n)} \geq k_4\hat{x}_i^{(n)} + b_4 \\ L \geq \hat{x}_i^{(n)} \geq x_{d_2} \end{cases} \quad (17)$$

根据散射体的存在区域  $G_1$  和  $G_2$ , 结合入射信号的 AOA 将散射体的位置进一步约束到区域中的线段上, 再从约束线段上搜索散射体的位置, 后续用于建立定位方程组。由前面的假设可知, 每个 AP 接收到经由  $M$  个散射体反射后的路径, 相应地, 存在  $M$  条散射路径的 AOA, 因此能够确定散射体的约束线段, 假设第  $i$  条路径的 AOA 为  $\theta_i^{(n)}$ , 因此由 AP 到散射体两点之间确定的直线方程为

$$l^{(n)}: \hat{y}_i^{(n)} = \tan \theta_i^{(n)} \hat{x}_i^{(n)} + (y_{ap}^{(n)} - \tan \theta_i^{(n)} x_{ap}^{(n)}) \quad (18)$$

结合散射体的约束区域, 从而确定散射体的搜索范围, 即散射体的约束线段, 可表示为

$$\begin{aligned} Z_1 &= l^{(n)} \cap G_1 \\ Z_2 &= l^{(n)} \cap G_2 \end{aligned} \quad (19)$$

由于  $G_1$ 、 $G_2$  的上边界仅为一个估计值, 因此线段  $Z_1$ 、 $Z_2$  上还存在着模糊, 需要再对线段进行进一步的约束。然而, 在没有任何目标先验信息的情况下去除模糊是困难的, 并且考虑到算法的复杂度, 本文结合模型中的几何特征的方式去除模糊, 图 4 展示了各个 AP 接收到的反射信号的传播路径。

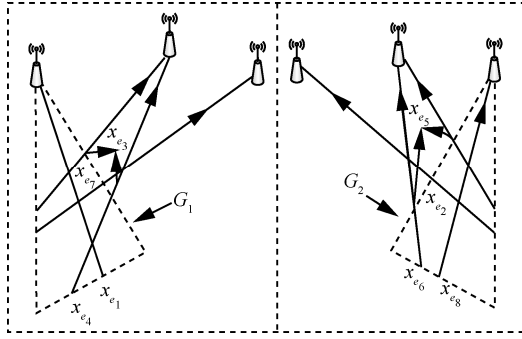


图 4 各个 AP 接收到的反射信号的传播路径

图 4 中，射线表示各个 AP 接收的反射后的信号，通过对散射区域中的线段，也就是图 4 中三角形区域中的线段取中间的方式去除大部分模糊误差，由此对散射体建立约束，可表示为

$$\mathcal{R}_1: \begin{cases} \frac{x_{ap}^{(1)} + x_{e_1}}{2} \leq \hat{x}_i^{(1)} \leq x_{e_1} \\ x_{e_4} \leq \hat{x}_i^{(2)} \leq \frac{x_{e_3} + x_{e_4}}{2} \parallel 0 \leq \hat{x}_i^{(2)} \leq \frac{x_{e_5}}{2} \\ 0 \leq \hat{x}_i^{(3)} \leq \frac{x_{e_7}}{2} \end{cases} \quad (20)$$

$$\mathcal{R}_2: \begin{cases} \frac{L + x_{e_2}}{2} \leq \hat{x}_i^{(1)} \leq L \\ \frac{x_{e_5} + x_{e_6}}{2} \leq \hat{x}_i^{(2)} \leq x_{e_6} \parallel \frac{x_{e_5} + L}{2} \leq \hat{x}_i^{(2)} \leq L \\ x_{e_8} \leq \hat{x}_i^{(3)} \leq \frac{x_{ap}^{(3)} + x_{e_8}}{2} \end{cases} \quad (21)$$

其中， $\mathcal{R}_1$  和  $\mathcal{R}_2$  分别为  $Z_1$  和  $Z_2$  的约束条件，并记作  $\hat{Z}_1$  和  $\hat{Z}_2$ 。此时，在线段  $\hat{Z}_1$ 、 $\hat{Z}_2$  上以一定的步长搜索散射体，并选取其中一条路径作为参考路径。信号从目标  $u(x, y)$  发射，经第  $i$  散射体  $\hat{s}_i^{(n)}(\hat{x}_i^{(n)}, \hat{y}_i^{(n)})$  反射后，最终由编号为  $n$  的定位基站  $AP_n(x_{ap}^{(n)}, y_{ap}^{(n)})$  接收到，信号经历的总路程记为  $L_{s_i}^{(n)}(x, y)$ ，因此第  $i$  条路径的飞行时间  $\hat{\tau}_i^{(n)}$  为

$$\hat{\tau}_i^{(n)} = \frac{L_{s_i}^{(n)}(x, y)}{c} + \Delta\tau + \tau(\varphi_{CFO}) + \varepsilon_i^{(n)}$$

$$L_{s_i}^{(n)}(x, y) = \sqrt{(x_{ap}^{(n)} - \hat{x}_i^{(n)})^2 + (y_{ap}^{(n)} - \hat{y}_i^{(n)})^2} + \sqrt{(x - \hat{x}_i^{(n)})^2 + (y - \hat{y}_i^{(n)})^2} \quad (22)$$

其中， $c$  为电磁波在真空中的传播速度， $\tau(\varphi_{CFO})$  为载波频率偏移 (CFO, carrier frequency offset) 引起

的公共误差， $\Delta\tau$  为附加时延， $\varepsilon_i$  为估计误差。由于发射机与接收机的时钟不同步以及晶振源存在细微的偏差，导致收发两端混频器产生的载波频率出现偏差，从而引入了部分系统相位误差  $\tau(\varphi_{CFO})$  和  $\Delta\tau$ 。但对于同一个 AP 上接收到的多径信号而言，可以选取一个参考路径，将不同路径与参考路径之间进行差分消除相位误差的影响，并利用差分 TOF 建立定位方程。以第一条路径作为基准，将第  $i$  条反射路径与基准路径做差分，并将第  $i$  条路径相对于参考路径的差分 TOF 记为  $\Delta\text{tof}_{i,1}^{(n)}$ ，可表示为

$$\Delta\text{tof}_{i,1}^{(n)} = \hat{\tau}_i^{(n)} - \hat{\tau}_1^{(n)} = \frac{L_{s_i}^{(n)}(x, y)}{c} + \Delta\tau + \tau(\varphi_{CFO}) + \varepsilon_i^{(n)} - \left( \frac{L_{s_1}^{(n)}(x, y)}{c} + \Delta\tau + \tau(\varphi_{CFO}) + \varepsilon_1^{(n)} \right) = \frac{L_{s_i}^{(n)}(x, y) - L_{s_1}^{(n)}(x, y)}{c} + \Delta\varepsilon_{i,1}^{(n)} \quad (23)$$

其中， $\Delta\varepsilon_{i,1}^{(n)}$  为估计误差的差值。因此，通过差分的方式可以消除不同路径之间公共的系统误差项  $\tau(\varphi_{CFO})$  和  $\Delta\tau$ 。由于目标方程的建立与估计误差无关，因此省略掉估计误差项  $\Delta\varepsilon_{i,1}^{(n)}$ 。基于此，理论上的差分 TOF 非线性定位方程可表示为

$$c\Delta\text{tof}_{i,1}^{(n)} = L_{s_i}^{(n)}(x, y) - L_{s_1}^{(n)}(x, y), \quad i \in [2, \dots, M] \quad (24)$$

其中，方程包含  $x$ 、 $y$  2 个未知数，当等式的个数大于或等于未知数个数时即可联立求解。已知 AP 的个数为 3 个，当  $M \geq 2$ ，即各个 AP 接收到的反射后的信号多于 2 条时，式(24)为超定方程，通常在室内环境下很容易满足。然而信号在室内 NLOS 环境中传播时，其 TOF 与 AOA 的估计值往往存在一定的相位误差，导致式(24)不总是准确的，因此本文提出通过差分的方式消除系统公共误差。基于理论上的差分 TOF 方程(24)，然后和观测的差分 TOF 构造误差最小化目标定位方程，差分 TOF 的观测值记为  $\Delta T_{i,1}^{(n)}$ ，式(24)可改写为

$$\mathbf{v}_{i-1}^{(n)}(\mathbf{X}) = c\Delta T_{i,1}^{(n)} - c\Delta\text{tof}_{i,1}^{(n)} \quad (25)$$

其中， $\mathbf{v}_i^{(n)}(\mathbf{X})$  为残差， $\mathbf{X} = [x \ y]^T$ ，联立 AP 的残差方程建立定位方程组，其向量形式可表示为

$$\mathbf{v}^{(n)} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^{(n)}(\mathbf{X}) \\ \vdots \\ \mathbf{v}_{M-1}^{(n)}(\mathbf{X}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta T_{2,1}^{(n)} - c\Delta\text{tof}_{2,1}^{(n)} \\ \vdots \\ \Delta T_{M,1}^{(n)} - c\Delta\text{tof}_{M,1}^{(n)} \end{bmatrix} \quad (26)$$

基于以上分析, 本文将确定方程求解问题转换为优化问题求解, 可表示为

$$\Phi(X) = \underset{(x,y)}{\operatorname{argmin}} (\nu^{(1)}, \nu^{(2)}, \dots, \nu^{(n)}) \quad (27)$$

因此, 对目标位置的定位估计可以通过最小化目标函数式实现, 目标函数式可表示为

$$\psi(X) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^{M-1} \Phi_q^2(X) = \frac{1}{2} V V^T \quad (28)$$

其中,  $V = [\nu_1^{(1)}, \nu_1^{(2)}, \dots, \nu_1^{(n)}, \dots, \nu_{M-1}^{(1)}, \nu_{M-1}^{(2)}, \dots, \nu_{M-1}^{(n)}]$ 。

综上所述, 结合目标的可行域  $D_2$ , 本文将定位问题转化为非线性最小二乘优化问题, 可表示为

$$\begin{aligned} \min \quad & \psi(X) = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^{M-1} \Phi_q^2(X) \\ \text{s.t.} \quad & X \in D_2 \end{aligned} \quad (29)$$

#### 4 基于 LM 的目标与散射体联合定位算法

对于本文的优化问题, 可采用使用导数的最优方法求解, 如高斯牛顿 (GN, Gauss Newton) 法、LM 算法等。GN 法对初始点的依赖性很大, 当初始点远离极小点时, 牛顿方向在迭代过程中不一定是下降方向, 导致 GN 法很难收敛。LM 属于信赖域算法, 继承了 GN 法的优点, 利用目标函数的雅可比 (Jacobian) 矩阵近似黑塞 (Hessian) 矩阵, 节省了算法每步都需要计算 Hessian 矩阵的额外开销, 提高算法效率, 并且通过引入单位矩阵, 解决了近似 Hessian 矩阵不一定可逆的问题。因此, 本文利用 LM 算法对目标的位置进行快速求解, 主要包括以下几个步骤。

**步骤 1** 利用多个 AP 相互协作并且结合房间先验信息确定散射体的模糊范围以及目标的可行域  $D_2$ , 再根据路径的 AOA 得到散射体线段  $\hat{Z}_1$  和  $\hat{Z}_2$ , 并在约束线段上按一定步长进行搜索, 从而得到散射体的位置信息。

**步骤 2** 利用每条路径的飞行时间  $\tau_k^{(n)}$ , 根据  $c\tau_k^{(n)}$  计算出每条路径总长度的观测值, 选取其中一条作为参考路径, 计算其余路径与参考路径之间的路程差。

**步骤 3** 根据式(14)所示的目标可行域, 从可行域中选取目标的初始点  $X_0(x_0, y_0) \in D_2$ , 确定阻尼参数  $u$ 、放大系数  $v$ 、参数  $\beta$  和精度  $\text{eps}$ , 并根据实际情况进行适当调整<sup>[23]</sup>。

**步骤 4** 开始进入迭代, 计算  $\psi(X)$ , 由  $\Phi(X) = [\Phi_1(X) \ \Phi_2(X) \ \dots \ \Phi_{M-1}(X)]^T$ , 雅可比矩阵  $J$  根据式(27)得到, 可表示为

$$J = \frac{\partial \Phi}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Phi_1}{\partial X} & \frac{\partial \Phi_2}{\partial X} & \dots & \frac{\partial \Phi_{M-1}}{\partial X} \end{bmatrix}^T \quad (30)$$

其中,  $\frac{\partial \Phi_q}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Phi_q}{\partial x} & \frac{\partial \Phi_q}{\partial y} \end{bmatrix}$ ,  $q \in [1, 2, \dots, M-1]$ 。

**步骤 5** 根据  $J^T \Phi$  计算的梯度, 通过求解式(31)计算目标函数的下降方向  $\phi$ , 可表示为

$$[Q + uI] \phi = -J^T \Phi \quad (31)$$

其中,  $Q = [J^T J]$ ,  $I$  为单位矩阵。文献[22]指出, LM 算法在求解非线性最小二乘优化问题时, 由于使用了 Jacobian 矩阵近似 Hessian 矩阵, 在残差比较大的情况下算法会无法正常收敛, 因此提出了 B-LM 算法, 式(31)可改写为

$$[Q + B + uI] \phi = -J^T \Phi \quad (32)$$

其中,  $B$  矩阵可通过 BGFS 算法<sup>[24]</sup>中的修正公式计算得到。

**步骤 6** 根据 Armijo-Goldstein 准则<sup>[25]</sup>计算步长  $\lambda_k$ , 再利用式(33)更新目标位置, 计算终止条件 ( $\text{norm}(\phi) \leq \text{eps}$ ) 是否被满足。

$$X_{k+1} = X_k + \lambda_k \phi_k \quad (33)$$

① 若满足终止条件则跳出迭代, 使用当前的位置坐标  $X$  作为目标函数的最优解。

② 当  $\psi(X_{k+1}) \geq \psi(X_k) + \beta J_k^T \Phi_k \phi_k$  时, 令  $u = uv$ , 否则, 令  $u = u/v$ ; 然后进入下一次迭代。

**步骤 7** 由于最后的迭代结果可能收敛于局部最优值, 因此本文利用仿射传播聚类 (APC, affine propagation clustering) 算法<sup>[26]</sup>剔除误差较大的目标位置, 聚类算法主要原理是根据目标位置之间的相似度将其分类, 相似度定义为目标位置之间的负欧氏距离, 以目标位置的相似度作为算法的输入, 对式(34)与式(35)所定义的吸引度  $\alpha$  与归属度  $\varepsilon$  不断地进行迭代, 直到所有聚类中心的位置不再发生变化或者满足最大迭代次数。

$$\alpha(i, j) = s(i, j) - \max \{ \varepsilon(j, i) + s(i, j) \} \quad (34)$$

$$\varepsilon(j, i) = \begin{cases} \min \{ 0, \alpha + \sum \max \{ 0, \alpha(i, j) \} \}, & i \neq j \\ \sum \max \{ 0, \alpha(i, j) \}, & i = j \end{cases} \quad (35)$$

其中,  $i$  表示目标位置点,  $j$  表示聚类中心,  $s(i, j)$  表示位置  $i$  与位置  $j$  之间的相似度。最后对聚类的算法输出取平均, 作为最终的目标位置。

### 5 基于遗传算法的定位算法优化

经过多次实验观察, LM 算法的收敛性能好坏很大程度上取决于迭代初始位置, 如果初始位置离真实目标位置较远, 将导致最终的定位误差较大。如图 5 所示,  $\Delta$  为 AP 的摆放位置, 连线为信号的传播路径,  $\times$  为散射体,  $\star$  为目标的真实位置,  $\square$  为目标初始位置,  $\circ$  为 LM 输出的最终位置, 从图 5(a) 可以直观地看出, 当初始位置的选取离真实位置较远时, 此时可能会存在局部最优值, 导致较大的定位误差; 图 5(b) 展示了初始位置靠近目标真实位置时的情况, 此时算法的收敛效果最好, 具有较小的定位误差。为了解决这一问题, 本文采用 GA 对目标的位置进行粗略估计, 获取一个目标的全局近似解, 并以此作为 LM 算法迭代的初始位置。

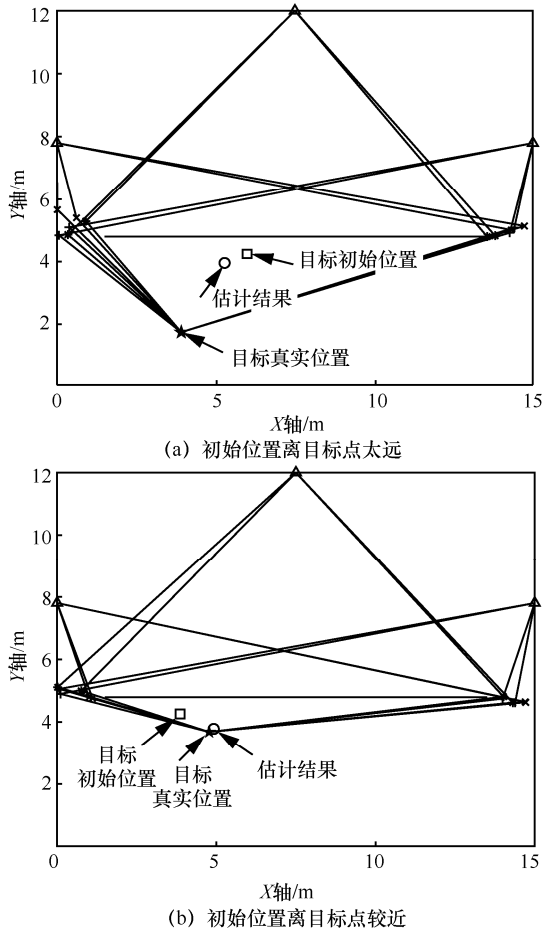


图 5 初始位置对于 LM 算法性能的影响

GA 具有全局寻优能力, 能够自适应调整搜索方向等优点, 且不需要复杂的求导运算, 使算法的运行效率非常高, 因此本文采用 GA 来确定 LM 算法的初始值。GA 的步骤包括初始种群的确定、适应度函数的设计, 以及选择、交叉、变异等操作, GA 的性能主要取决于适应度函数的计算, 结合目标函数式(28), 适应度函数可以设计为

$$\text{fitness}(X) = -\min_X \sqrt{\sum_{q=1}^{M-1} \Phi_q^2(X)} \quad (36)$$

种群的适应度越高, 意味着方程的近似解越精确。当达到最大进化代数后, 将适应度最高的种群作为 GA 的全局最优解, 并以此值作为 LM 算法的初始值, 进行二次优化求解, 如图 6 所示, 其中, 图 6(a)和图 6(b)分别为 2 次不同位置的结果。

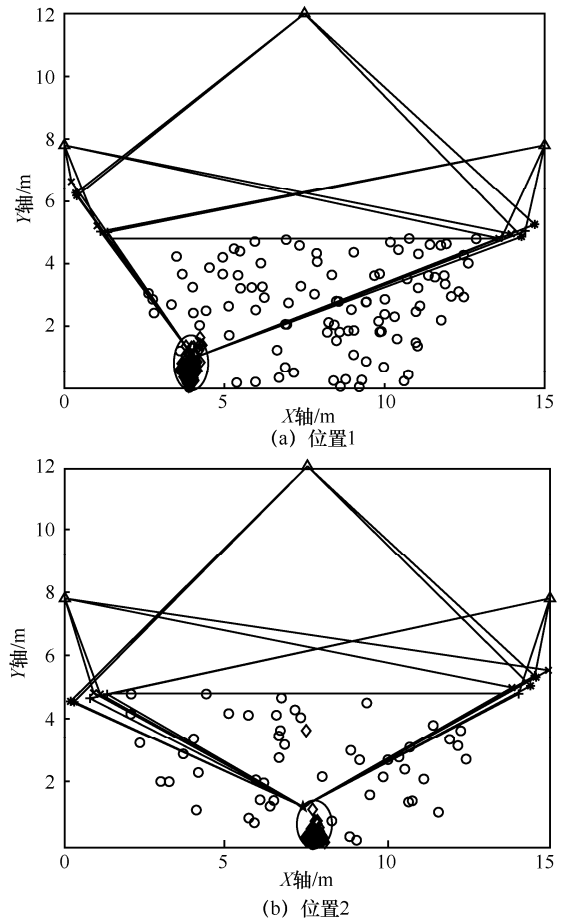


图 6 GA 对目标初始位置的影响

图 6 中,  $\diamond$  为 GA 的最优解, 分布比较集中且接近真实目标位置;  $\circ$  为未使用 GA 时的初始点, 若不做处理, 将导致 LM 算法的收敛值不准确甚至无法收敛。结合 GA 全局收敛性、群体搜索, 以及

LM 算法强局部收敛性、高稳健性的优点，进一步提高整体定位算法的性能。

综上所述，定位算法流程如算法 1 所示。

**算法 1** 定位算法流程

**输入** AOA\TOF、房间先验信息、AP 位置

**输出** 目标位置

1) 利用先验信息及 AP 位置确定目标可行域  $D_2$  和散射体区域，结合 AOA 搜索得到散射体的位置坐标

2) 利用 GA 确定目标位置的初始值  $X_0 \in D_2$

3) 初始化  $B$  为单位矩阵，确定最大迭代次数  $P$ ，阻尼参数  $u$ ，放大系数  $v$ ，参数  $\beta$ ，精度  $\epsilon$ ，最大统计次数  $T$ ， $\varphi$  的初始大小

4) for  $t \in \{1, \dots, T\}$  do

5) while  $\text{norm}(\varphi) > \epsilon$  do

6) for  $i \in \{1, \dots, P\}$  do

7) 利用式(27)和式(28)分别计算  $\Phi(X_i)$

和  $\psi(X_i)$

8) 利用式(30)计算  $J_i$  并更新  $Q_i$

9) 利用式(31)计算目标函数的下降方向  $\varphi_i$ ，更新  $B_{i+1}$ ，根据 Armijo-Goldstein 准则更新步长  $\lambda_i$ ， $\varphi = \varphi_i$

10) 根据式(33)更新  $X_{i+1}$

11) if  $\text{norm}(\varphi_i) \leq \epsilon$  then

12) break

13) end if

14) if  $\psi(X_{i+1}) \geq \psi(X_i) + \beta J_i^T \Phi_i \varphi_i$

then

15)  $u = uv; i = i + 1$

16) else

17)  $u = u/v; i = i + 1$

18) end if

19) end for

20) end while

21)  $X_i = X_{i+1}$

22) end for

23) 利用 APC 算法进行聚类，完成定位

## 6 仿真分析

### 6.1 仿真条件

为了分析所提的多站协同定位算法的性能，本节对本文所提算法进行仿真验证，仿真条件如下。

设置房间的大小为  $20 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ ，其中左右两侧门的坐标分别为  $d_1(1.5, 8)$ 、 $d_2(27.5, 8)$ ，定位基站的坐标分别为  $AP_1(0, 11)$ 、 $AP_2(15, 20)$ 、 $AP_3(30, 11)$ ，散射体个数为 2 个。根据模型的几何特征以及文献[27]的误差分布结果，确定 AOA、TOF 的误差均为零均值的高斯白噪声，标准差分别记作  $\sigma_{\text{AOA}} = 3^\circ$  和  $\sigma_{\text{TOF}} = 0.8 \text{ m}$ ，每个实验分别进行 500 次独立仿真。

### 6.2 不同算法性能对比以及定位精度

本文选取文献 [28] 中所提的基于 AAT (AOD/AOA/TOF) 的 NLOS 定位方法以及文献[22]中的  $M^3$  算法进行对比。图 7 中展示了 2 种算法与本文所提算法的定位误差累积分布。从图 7 中可以看出，本文所提算法中值误差为 2.63 m，而 AAT 算法和  $M^3$  算法中值误差分别为 3.13 m 和 3.02 m。本文所提算法优于 AAT 算法和  $M^3$  算法，主要原因是 AAT 算法利用绝对 TOF 进行定位，因此对 TOF 的测量精度有比较高的要求，对于时钟不同步的收发方，想要获取精确 TOF 非常困难，而  $M^3$  算法在缺少 LOS 路径时会出现位置模糊即存在局部最优值，同时 2 种算法均额外利用了 AOD，这对目标的硬件要求较高，因此算法的普适性受到影响。此外，从图 7 中还可以看出使用 GA 优化前后的性能对比，优化前后的中值误差从 4.48 m 减少到 2.63 m。

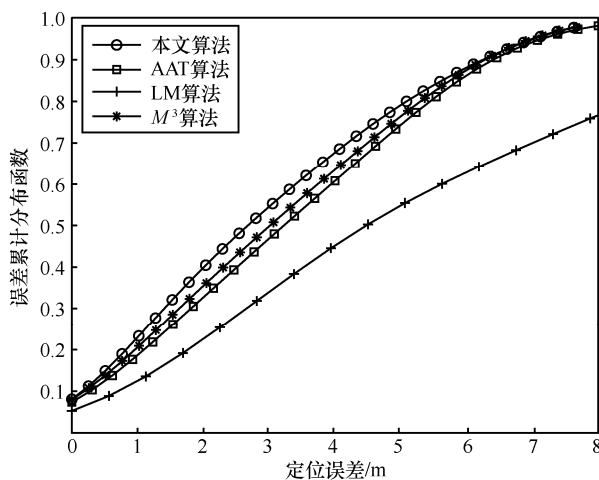


图 7 不同定位算法的定位误差累积分布

### 6.3 散射体个数对定位精度的影响

本文所提算法对散射体材质没有任何要求，但散射体尺寸会影响 NLOS 信号的传播特性<sup>[29]</sup>，散射信号的能量衰减较大，相比于反射信号来说定位精度会变低。传统的室内环境多为非光滑平面，其散射体尺寸较无线信号波长小，在室内环境中多为散

射现象。因此，散射体的尺寸大小问题最终可归结为散射体数量的问题。散射体数量越多，意味着可建立的约束方程越多，因此增加散射体个数可以减少定位误差。图 8 为不同散射体个数时的定位误差累积分布。从图 8 中可以看出，当散射体个数为 2、4、6 时，中值误差分别为 2.63 m、2.12 m、1.86 m。随着散射体个数增加，定位精度也随之增加，当散射体个数从 2 增加到 4 时，误差减小较多，为 0.51 m；当散射体从 4 增加到 6 时，误差减小较少，为 0.26 m。

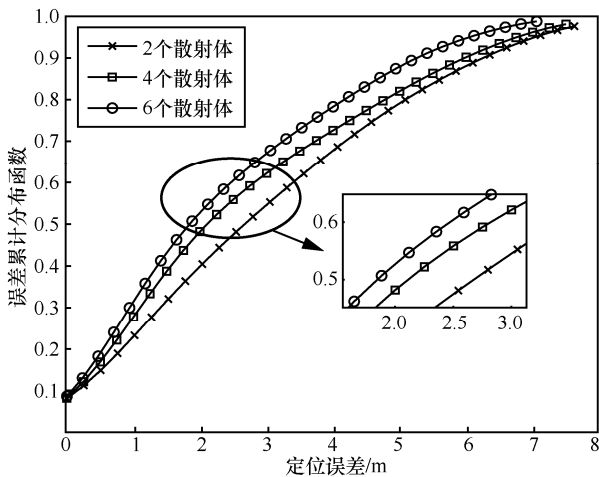


图 8 不同散射体个数时的定位误差累积分布

### 6.4 房间结构对算法的影响

本文根据 AP 的位置以及房间内墙壁构造几何约束，进而限制散射体的模糊区域以及目标可行域，当房间中墙壁的长度减小时，散射体的模糊区域会随之增大，但目标的可行域却会减小；当房间中墙壁的长度增加时，散射体的模糊区域会随之缩小，但目标的可行域会随之增大。图 9 为不同墙壁长度时的定位误差累积分布。从图 9 中可以看出，当房间内的墙壁长度为 27 m、28 m 和 29 m 时，中值误差分别为 2.77 m、2.72 m 和 2.63 m，由此可知，墙壁长度的长短对定位的精度影响非常小。

### 6.5 AP 摆放位置对算法的影响

为了验证 AP 摆放位置对定位精度的影响，通过改变 AP<sub>1</sub> 和 AP<sub>3</sub> 的纵坐标位置并始终保持  $y_{ap_1} = y_{ap_3}$  来观察其影响，图 10 为 AP<sub>1</sub> 和 AP<sub>3</sub> 不同纵坐标时的定位误差累积分布。从图 10 中可以看出，当纵坐标位置为 9 m、10 m、11 m、13 m 时，中值误差分别为 1.98 m、2.18 m、2.63 m、2.63 m。随着 AP<sub>1</sub> 和 AP<sub>3</sub> 纵坐标位置下移，定位精度总体呈增加

趋势，当纵坐标位置从 11 m 减少到 10 m 时，误差增加较多，为 0.40 m，之后误差波动范围较小。结合图 2 来观察这个过程，当纵坐标逐渐增大，也就是 AP<sub>1</sub> 和 AP<sub>3</sub> 离房间中间的墙壁越远时，散射体模糊区域和目标可行域都会增大，因此会在一定程度上降低定位精度。

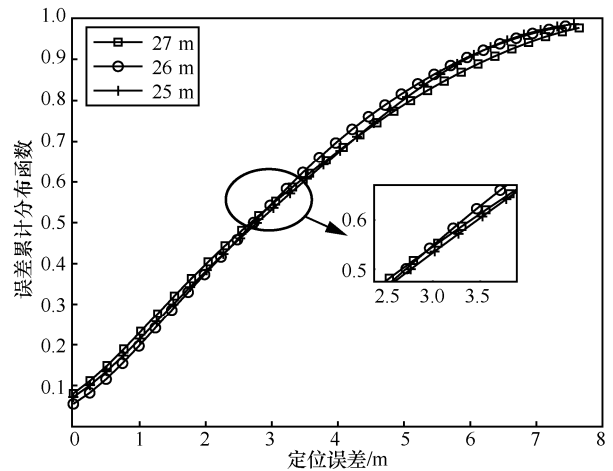


图 9 不同墙壁长度时的定位误差累积分布

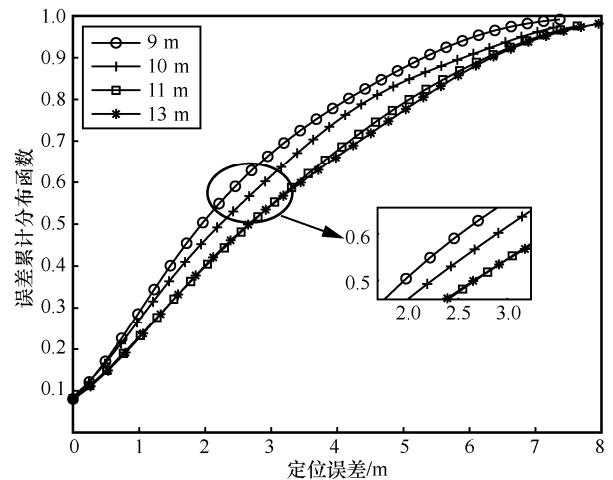


图 10 AP<sub>1</sub> 和 AP<sub>3</sub> 不同纵坐标时的定位误差累积分布

### 6.6 AOA 误差和 TOF 误差对定位精度的影响

为了验证参数估计带来的 AOA 和 TOF 误差对定位精度的影响。表 1 展示了在不同 AOA 和 TOF 误差下的定位精度，为了表述方便，本文使用距离单位表示 TOF，使用均方根误差 (RMSE, root mean square error) 来衡量定位性能。可以看出，AOA 和 TOF 误差对定位精度的影响很小，其实这正是所提模型的优点所在。

为了验证该优点，进一步仿真以确认 AOA/TOF 误差在相关约束条件下是否会影响准确

性,如图 11 所示,其中,图 11(a)表示 AOA 误差对应的误差累积分布,图 11(b)表示 TOF 误差对应的误差累积分布。当除去所提出的模型带来的约束时,定位精度将随着 AOA/TOF 误差的增加而降低。

表 1 不同 AOA 和 TOF 误差下的定位精度

AOA/TOF	0.2/m	0.4/m	0.6/m	0.8/m	1.0/m
0°	3.78	3.51	3.69	3.49	3.86
1°	3.12	3.14	3.37	3.30	3.23
2°	3.61	3.18	3.49	3.28	3.24

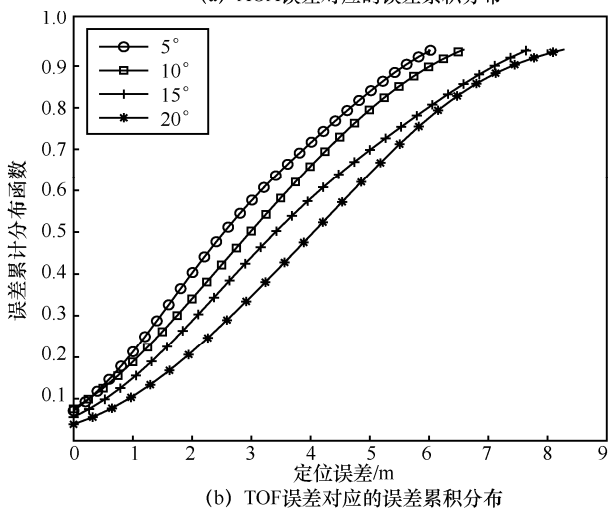
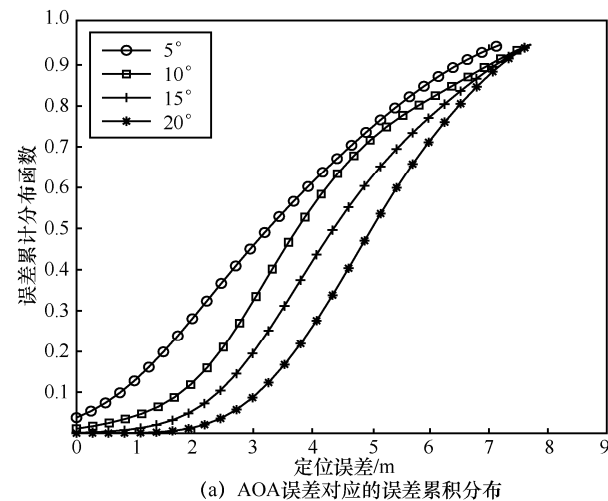


图 11 AOA 和 TOF 估计误差对定位精度的影响

## 7 真实环境模拟测试

### 7.1 复杂环境建模仿真软件 Wireless Insite 介绍

由于采用现有商用设备无法搭建测试平台,因此为了进一步验证算法在实际环境中的性能,本文采用 Wireless Insite 软件来模拟真实的室内环境,通

过图形用户界面中实现室内传播建模,模拟真实的室内场景,分析发射机到不同区域的路径损耗和传播路径,最大程度上还原真实的测试。

Wireless Insite 是 REMCOM 软件包中一款对复杂电磁环境进行建模仿真分析的软件,适用前沿的高频电磁处理方法,能够在 50 MHz~100 GHz 的频率范围内提供准确的计算结果。根据一致性绕射理论 (UTD, uniform theory of diffraction) 和几何绕射理论 (GTD, geometrical theory of diffraction), 基于射线跟踪的方法构建信号在不同场景中的传播模型,还使用了 2D、3D 和快速 3D 的算法,根据无线信号经过物体反射或者绕射后的相关特征以及透射系数计算电磁场,并结合具体的天线模式来计算无线信号在传播过程中的损耗、到达时间和到达角等。因此该软件可以最大化地复现实际的室内或室外环境,以分析电磁波在环境中的传播特性。

文献[30]利用 Wireless Insite 进行 5G 信道建模,通过 Wireless Insite 进行射线追踪模拟,并利用 Ericsson 5G 试验台的测量结果验证了射线追踪模拟的准确性。文献[31]讨论了 Wireless Insite 对无线电波传播的预测过程,并介绍了在与仿真相同的位置设置同样参数的实际测试环境,对仿真和实际测量的结果进行详细比较,最终通过质量和准确度的综合分析对 Wireless Insite 软件进行验证,结果表明该软件能够最大限度地还原真实的测试。

### 7.2 模拟测试

模拟测试环境中无线信号载波频率为 5.805 GHz (标准 ISM 频段),因此在未来完全有可能运用到实际网络中。由自由空间损耗衰减模型可知<sup>[32]</sup>,载波频率越高,波长越短,意味着无线信号在传播过程中损耗会越大,在发射功率保持不变的情况下信噪比会降低,将对参数估计精度造成一定影响<sup>[20]</sup>,使 AOA 和 TOF 估计误差变大,从而导致定位精度下降。图 12 展示了真实场景以及模拟测试场景。此次模拟实验在房间内设置了 110 个目标点,对应图中的方块,在房间外布置 3 个 AP,其坐标分别为 AP<sub>1</sub>(0,11.4)、AP<sub>2</sub>(6.0,13.9)、AP<sub>3</sub>(13.2,11.2),连线表示无线信号,两扇门宽度均为 0.8 m,房间大小为 13.3 m×13.9 m。

模拟测试环境的定位误差累积分布如图 13 所示。从图 13 中可以看出,中值误差为 1.12 m,通过 Wireless Insite 验证了算法在实际场景中的有效性。

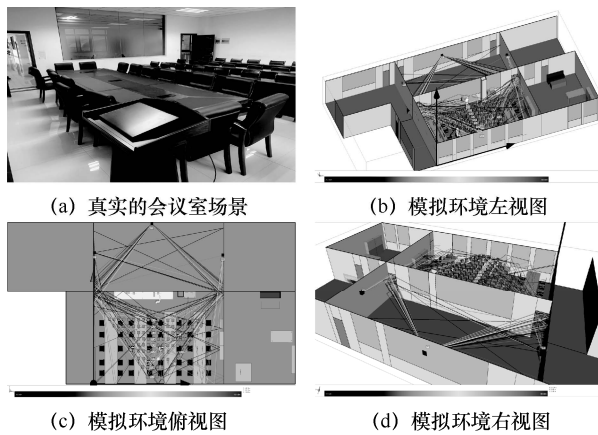


图 12 真实场景以及模拟测试场景

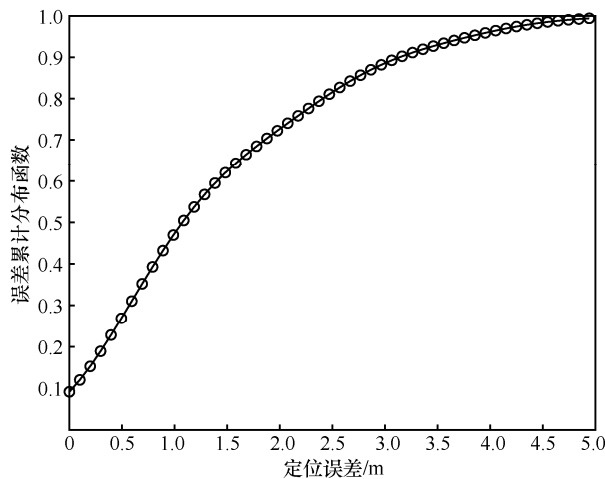


图 13 模拟测试环境的定位误差累积分布

## 8 结束语

本文充分利用室内环境的结构信息及散射体分布特性实现定位，提出了一种利用多径信息的室内 NLOS 多站协作定位算法。基于差分 TOF、散射体估计值以及 AP 位置，建立 NLOS 定位模型，并利用 GA 获得的目标的粗略位置，再通过 LM 进行二次优化获取目标精确位置。仿真结果以及真实环境模拟测试结果显示，所提算法具有较好定位精度。

### 参考文献：

[1] ZENG Y Z, PATHAK P H, MOHAPATRA P. WiWho: Wi-Fi-based person identification in smart spaces[C]//2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-12.

[2] MARQUEZ A, TANK B, MEGHANI S K, et al. Accurate UWB and IMU based indoor localization for autonomous robots[C]//2017 IEEE 30th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-4.

[3] LI Z, ZHAO X H, HU F Y, et al. SoICP: a seamless outdoor-indoor crowdsensing positioning system[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 8626-8644.

[4] MAKKI A, SIDDIQ A, SAAD M, et al. Survey of Wi-Fi positioning using time-based techniques[J]. Computer Networks, 2015, 88: 218-233.

[5] ZHU H, XIAO F, SUN L J, et al. R-TTWD: robust device-free through-the-wall detection of moving human with Wi-Fi[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(5): 1090-1103.

[6] ENDO Y, SATO K, YAMASHITA A, et al. Indoor positioning and obstacle detection for visually impaired navigation system based on LSD-SLAM[C]//2017 International Conference on Biometrics and Kansei Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2017: 158-162.

[7] CHAN S H, WU P T, FU L C. Robust 2D indoor localization through laser SLAM and visual SLAM fusion[C]//2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1263-1268.

[8] XU S H, CHEN R Z, YU Y, et al. Locating smartphones indoors using built-in sensors and Wi-Fi ranging with an enhanced particle filter[J]. IEEE Access, 2019, 7: 95140-95153.

[9] HE S N, CHAN S H G. Wi-Fi fingerprint-based indoor positioning: recent advances and comparisons[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(1): 466-490.

[10] KANDEL L N, YU S C. Indoor localization using commodity Wi-Fi APs: techniques and challenges[C]//2019 International Conference on Computing, Networking and Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 526-530.

[11] DENG Z, FU X, WANG H. An IMU-aided body-shadowing error compensation method for indoor bluetooth positioning[J]. Sensors, 2018, 18(1): 1-21.

[12] LUO R C, HSIAO T J. Indoor localization system based on hybrid Wi-Fi/BLE and hierarchical topological fingerprinting approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(11): 10791-10806.

[13] VASISHT D, KUMAR S, KATABI D. Decimeter-level localization with a single Wi-Fi access point[C]//USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. Berkeley: USENIX Association, 2016: 165-178.

[14] GURURAJ K, RAJENDRA A K, SONG Y, et al. Real-time identification of NLOS range measurements for enhanced UWB localization[C]//2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-7.

[15] ERTEL R B, REED J H. Angle and time of arrival statistics for circular and elliptical scattering models[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1999, 17(11): 1829-1840.

[16] ZHU X X, SHI M Y, ZHANG J, et al. A scattering model based non-line-of-sight error mitigating algorithm via distributed multi-antenna[C]//2007 IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-5.

[17] 蔡跃明. 现代移动通信[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010.

[18] CAI Y M. Modern mobile communications[M]. Beijing: China Machine Press, 2010.

[18] 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, 2009, 1(1): 297-299.
- [19] BAZZI A, SLOCK D T M, MEILHAC L. Single snapshot joint estimation of angles and times of arrival: a 2D Matrix Pencil approach[C]//2016 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [20] MALIOUTOV D, CETIN M, WILLISKY A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 3010-3022.
- [21] STEPHEN B, LIEVEN V. 凸优化[M]. 王书宁, 许鑫, 黄晓霖, 译, 北京: 清华大学出版社, 2013.  
STEPHEN B, LIEVEN V. Convex optimization[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.
- [22] CHEN Z, ZHU G R, WANG S L, et al.  $M^3$ : multipath assisted Wi-Fi localization with a single access point[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(2): 588-602.
- [23] 田增山, 舒月月, 周牧, 等. 基于 B-LM 圆环模型的 NLOS 信息约束单基站定位算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(10): 2316-2322.  
TIAN Z S, SHU Y Y, ZHOU M, et al. Single base station localization algorithm based on B-LM ring of scattering model using NLOS information[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(10): 2316-2322.
- [24] YUAN G L, SHENG Z, WANG B P, et al. The global convergence of a modified BFGS method for nonconvex functions[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2018, 327: 274-294.
- [25] CHEN L, DU C Z, MA Y F. The higher-order Levenberg-Marquardt method with Armijo type line search for nonlinear equations[J]. Optimization Methods and Software, 2017, 32(3): 516-533.
- [26] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972-976.
- [27] 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]. Journal on Communications, 2014, 35(1): 99-106.
- [28] WEI X N, PALLEIT N, WEBER T. AOD/AOA/TOA-based 3D positioning in NLOS multipath environments[C]//2011 IEEE 22nd International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1289-1293.
- [29] 扈罗全, 朱洪波. 一种有多反射特性的超宽带信道建模方法[J]. 微波学报, 2007, 23(1): 56-61.  
HU L Q, ZHU H B. A modeling method for ultra-wideband channels with multiple bounces[J]. Journal of Microwaves, 2007, 23(1): 56-61.
- [30] ZHAO K, GUSTAFSON C, LIAO Q B, et al. Channel characteristics and user body effects in an outdoor urban scenario at 15 and 28 GHz[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2017, 65(12): 6534-6548.
- [31] MEDEDOVIĆ P, VELETIĆ M, BLAGOJEVIĆ Ž. Wireless insite software verification via analysis and comparison of simulation and measurement results[C]//2012 Proceedings of the 35th International Convention MIPRO. Piscataway: IEEE Press, 2012: 776-781.
- [32] SULYMAN A I, ALWARAFY A, MACCARTNEY G R, et al. Directional radio propagation path loss models for millimeter-wave wireless networks in the 28-, 60-, and 73-GHz bands[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(10): 6939-6947.

## [作者简介]



谢良波 (1986- ), 男, 四川成都人, 博士, 重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为射频识别技术、室内定位技术等。



李升 (1996- ), 男, 湖南娄底人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为无线定位。



周牧 (1984- ), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线定位、参数估计、机器学习等。



李泽 (1991- ), 男, 安徽淮南人, 重庆邮电大学博士生, 主要研究方向为无线定位。



田增山 (1968- ), 男, 河南固始人, 博士, 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、数据压缩、数据融合等。

王亚 (1995- ), 女, 河南周口人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为无线定位。

付长友 (1995- ), 男, 河南固始人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为无线定位。