

# 基于场强地图的室内定位技术研究

## Research on Indoor Positioning Technology Based on Field Strength Map

王伟刚,周 蓉,张云伟,李 韬(南京邮电大学,江苏 南京 210023)

Wang Weigang,Zhou Rong,Zhang Yunwei,Li Tao(Nanjing University of Posts and Telecommunications,Nanjing 210023,China)

### 摘 要:

室内定位技术的发展,要求能提供快速建立、适应性强、成本低的定位系统。基于场强地图的室内定位技术,能大幅减少离线测试工作量。针对当前离线阶段存在预测场强不准的问题,提出了追踪共轭梯度法,能快速建立场强地图。在线阶段提出了加权差分坐标K最近邻法,结果表明该方法与传统方法相比,能使离线阶段的反演模型数据优化,使得在线阶段的定位匹配误差进一步减小,获得更高的定位精度。

### 关键词:

室内定位;反演模式;场强地图;追踪共轭梯度法;加权差分坐标K最近邻法

doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2020.04.006

文章编号:1007-3043(2020)04-0027-08

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



### Abstract:

The development of indoor positioning technology requires the rapid establishment of a highly adaptable and low-cost positioning system. Based on constructing the field strength map and matching for positioning, the offline test workload can be greatly reduced. Aiming at the problem of predicting field strength inaccurate for the existing offline phase, in this paper, a pursuit conjugate gradient method is proposed based on the wave propagation model of the inversion model and the map can be build quickly. In the on-line phase, a weighted difference coordinate K-nearest neighbor method is proposed. Compared to the traditional methods, the experimental results show that our methods can optimize the inversion model data of the off-line phase, and make the established field strength map closer to the actual data. The results also show that the positioning matching error in the online stage is reduced, and the positioning accuracy is improved.

### Keywords:

Indoor positioning; Inversion mode; Field strength map; Pursuit conjugate gradient method; Weighted difference coordinate K-nearest neighbor method

引用格式:王伟刚,周蓉,张云伟,等. 基于场强地图的室内定位技术研究[J]. 邮电设计技术,2020(4):27-34.

## 0 引言

目前室内定位系统要求既要节约成本<sup>[1-3]</sup>,又要缩短定位时间。基于指纹库的室内定位技术,能对包括

信号指示强度(RSSI)在内的多种测量参数快速地建库<sup>[4-6]</sup>。其中,采用反演模式的电波传播模型,能迅速构造用于定位的场强地图,通过指纹库匹配的方式进行定位,该技术近年来颇受关注。估计值和收敛准则对计算结果有较大影响,此方法求得的解仍然存在较大的误差。利用反演模式下的电波传播模型,构造场强地图进行快速定位是当前比较实用的方法之一。Y. Shu 等人<sup>[7]</sup>采用共轭梯度法(CGM—Conjugate Gradient Method)定位室内中的位置,但是由于共轭梯

基金项目:国家自然科学基金(61271335,61605085,61571233,61871232);国家级实验教学示范中心项目(虚拟仿真201106)

收稿日期:2020-02-28

度法的局限性,该方法只能在特定的环境下使用。M. Leigsnering 等人<sup>[8]</sup>采用正交匹配追踪法(OMP——Orthogonal Matching Pursuit)求解病态方程组,有效地减小了计算误差,但是该方法的不足之处是计算复杂度比较高。S. Liu 等人<sup>[9]</sup>利用改进的正交匹配追踪法求解病态方程组,由于初始在线匹配定位时,多种匹配方法也已经运用到相关定位算法中。X. Liu 等人<sup>[10]</sup>利用并行最近邻匹配(KNN——K Nearest Neighbor)搜索算法对空间细分并过滤,该方法有助于减少内存占用,其不足之处是精度较低。H. Feng 等人<sup>[11]</sup>提出了一种用KNN算法对旁路图像进行熵估计的方案,该方法能有效地对互信息进行评估。X. Wang 等人<sup>[12]</sup>设计了一种基于机器学习中KNN匹配的分类器,该分类器的安全较高,性能较好,但不适用于数据多的情况。P. Botsinis 等人<sup>[13]</sup>提出一个INTRI室内定位框架,该框架运用了加权最近邻匹配(WKNN——Weight K Nearest Neighbor)算法进行位置匹配,但其可实施性较差。

## 1 离线阶段

### 1.1 基于电磁传播模型的构建

在无线信号传播过程中,会存在各种物体遮挡传输,大量的信号为非视距(NLOS)传播,只有极少量信号是视距(LOS)传播<sup>[14]</sup>。室内的无线传输存在多径效应,使得接收信号强度实时变化较大,也都会影响定位效果。然而,场强的波动依然在一定范围内,只要统计样本足够则可消除小尺度衰落的影响<sup>[15]</sup>,通过中值滤波可获得测试点的有效场强。

为了简化问题,将预测区域分成网格,图1是信号经过虚拟路径到达接收机的场景图。图1中AP是发射机的位置, $\overline{AB}_i$ 表示第*i*( $i=1 \cdots M$ )条射线, $A_i$ 是第*i*条

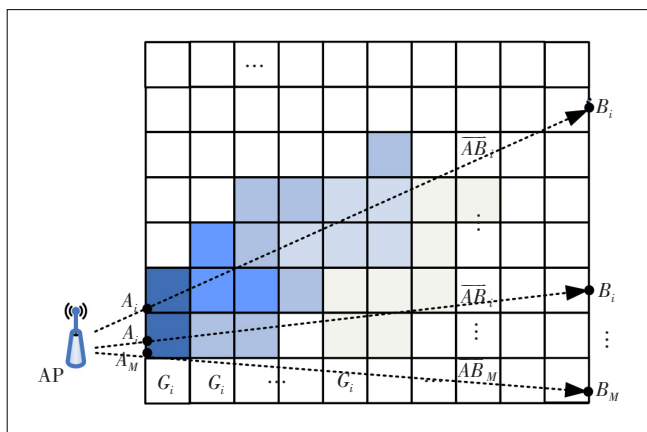


图1 无线传播模型示意图

射线进入预测区域的交点, $B_i$ 是到达接收机的点, $G_j$ 表示第*j*( $j=1 \cdots N$ )个网格。

图1中用 $\alpha_j$ 表示每个网格对应信号的衰减因子, $d_{i,j}$ 表示传播路径 $\overline{AB}_i$ 经过第*j*个网格的距离,如果虚拟传播路径不经过某个网格,则该网格对应的距离为0。

设接收端与发射源之间的传播损耗表示为:

$$P_{\text{Loss}}(r) = P_t(r) - P_r(r) = S_0(r) + S_1(r) + S_2(r) \quad (1)$$

式中:

$P_{\text{Loss}}(r)$ ——信号强度衰减

$P_t(r)$ ——信号的发射功率

$P_r(r)$ ——接收信号功率

$S_0(r)$ ——空间传播时由距离引起的衰落

$S_1(r)$ 和 $S_2(r)$ ——为阴影衰落和小尺度衰落

由于信号强度的衰减随距离空间变化,因此可以定义信号强度衰减因子 $\alpha(r)$ 为:

$$\alpha(r) = \lim_{\Delta r \rightarrow 0} \frac{P_{\text{Loss}}(r + \Delta r) - P_{\text{Loss}}(r)}{\Delta r} = \frac{dP_{\text{Loss}}(r)}{dr} \quad (2)$$

式中:

$r$ ——传播距离

衰减因子表示单位传播距离上的强度衰减量。式(2)也可改写为积分的形式,定义积分算子 $\mathfrak{R}(\alpha(r))$ ,可以将转化为:

$$P_{\text{Loss}}(r) = \mathfrak{R}[\alpha(r)] \quad (3)$$

它表示通过对积分算子 $\mathfrak{R}$ 的积分,信号强度的损耗表现为通过传播路径时所经历的总衰减。

当信号沿传播路径穿过网格时,每个网格有不同的衰减因子,用 $\alpha_j$ 表示区域内不同网格的衰减因子。当不通过某个网格时,则该网格的衰减因子为零。假设用*i*表示虚拟传播路径,则每条路径的损耗为:

$$P_{i\text{Loss}} = \sum_{j=1}^N \alpha_j d_{i,j}, i = 1, 2 \cdots M, j = 1, 2 \cdots N \quad (4)$$

全部*M*条路径组成的总损耗为:

$$P_{\text{Loss}} = D\alpha + E \quad (5)$$

式中:

$P_{\text{Loss}}$ ——信号在预测区域内的信号强度损耗,且

$$P_{\text{Loss}} = [P_{1\text{Loss}}, P_{2\text{Loss}}, \cdots, P_{M\text{Loss}}]$$

$D$ ——由信号经过预测区域内每个网格的距离组成的 $M \times N$ 矩阵,记作

$$D = \begin{bmatrix} d_{1,1} & d_{1,2} & \cdots & d_{1,N} \\ d_{2,1} & \cdots & & \\ \cdots & & d_{i,j} & \cdots \\ d_{M,1} & & & d_{M,N} \end{bmatrix}$$

$\alpha$ ——衰减因子向量,且 $\alpha=\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_j, \dots, \alpha_N$

$E$ ——由级数展开时的数据估计的近似性和测量引起的误差

### 1.2 新型反演模式的信号模型的求解

式(5)是一个病态方程组,它有多种求解方法。传统的方法有代数重建法(ART——Algebraic Reconstruction Technique)<sup>[16]</sup>、雅可比(Jacobi)算法<sup>[17]</sup>、共轭梯度法(CGM)、正交匹配追踪(OMP)等<sup>[9]</sup>。为了提高网格中衰减因子的求解准确度,本文提出使用追踪共轭梯度法(PCG——Pursuit Conjugate Gradient)求解网格中的衰减因子。

根据压缩感知的知识,高维的稀疏信号可以从低维的非相关观测值进行重构。在式(5)中,需要从 $M$ 维观测值 $P_{\text{Loss}}$ 恢复 $N$ 维信号 $\alpha$ ,其中 $M \ll N$ 。然而 $\alpha$ 本身不具有稀疏性,需要找到某个稀疏基 $\psi$ ,并有 $\alpha = \psi\theta$ ,稀疏矩阵 $\psi$ 为 $N \times N$ 维,系数 $\theta$ 为 $N \times 1$ 维的列向量且是 $K$ 稀疏的( $K \ll N$ )。

设 $b = P_{\text{Loss}} - E$ ,则式(5)可写为:

$$b = D\psi\theta \quad (6)$$

设 $H = D\psi$ ,则相当于求解:

$$b = H\theta \quad (7)$$

由于展开的系数 $\theta$ 具备稀疏性,则可由压缩感知技术中的OMP方法恢复稀疏矩阵 $\theta$ ,进而由 $\alpha = \psi\theta$ 可得到衰减因子 $\alpha$ 。求解过程如下:

先初始化参数设置,令 $r_0 = b, \Lambda_k = \phi, k = 1$ ,寻找 $\lambda_k$ ,使得:

$$\lambda_k = \arg \max_{j=1,2,\dots,N} |\langle r_{k-1}, a_j \rangle| \quad (8)$$

式中:

$r_k$ ——残差

$k$ ——迭代次数

$\Lambda_k$ —— $k$ 次迭代索引(列序号)的集合

$\lambda_k$ ——第 $k$ 次迭代找到的索引号

$a_j$ ——矩阵 $H$ 的第 $j$ 列

$H_k$ ——按索引 $\Lambda_k$ 选出的矩阵 $H$ 的列集合

$\theta_k$ —— $\theta$ 中提取的 $k \times 1$ 的列向量

令 $\Lambda_k = \Lambda_{k-1} \cup \lambda_k, H_k = H_{k-1} \cup a_j$ ,在此情况下,系数方程 $b = H_k\theta_k$ 求解公式为:

$$\hat{\theta}_k = \arg \min_{\theta_k} \|b - H_k\theta_k\|_2 \quad (9)$$

为了求解式(9),我们做了如下的推导, $\|b - H_k\theta_k\|_2$ 可以转化为求解2-范数的平方:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_k &= \arg \min_{\theta_k} \|b - H_k\theta_k\|_2^2 = \\ & \arg \min_{\theta_k} 2 \left\| \theta_k - \frac{1}{4} (b^T H_k^T H_k)^{-1} b^T H_k \right\|_2^2 + \\ & b^T b - \frac{1}{8} (b^T H_k)^T (b^T H_k^T H_k)^{-1} b^T H_k \quad (10) \end{aligned}$$

其中 $b^T b - \frac{1}{8} (b^T H_k)^T (b^T H_k^T H_k)^{-1} b^T H_k$ 与 $\theta_k$ 无关,忽略范数前的常数系数2,因此可以等价于求:

$$\hat{\theta}_k = \arg \min_{\theta_k} \left\| \theta_k - \frac{1}{4} (b^T H_k^T H_k)^{-1} b^T H_k \right\|_2^2 \quad (11)$$

进一步,式(11)可以用共轭梯度法求解。设 $t$ 是共轭梯度法中的迭代次数,初始值为 $\theta_0$ ,初始梯度方向为 $P_0 = -g_0 = 2 \left\| \theta_{\theta=\theta_0} - \frac{1}{4} (b^T H^T H)^{-1} b^T H \right\|_2 \cdot \vec{e}$ ,其中 $\vec{e} = [1, \dots, 1]^T, k \times 1$ 维, $g_0$ 表示初始值为 $\theta_0$ 时的一阶偏导数,建立新的目标函数为:

$$\min f(\theta_t) = \left\| \theta_t - \frac{1}{4} (b^T H^T H)^{-1} b^T H \right\|_2^2 \cdot \vec{e} \quad (12)$$

其中 $\vec{e} = [1, \dots, 1]^T$ 。

共轭梯度法迭代式为:

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \Omega P_t \quad (13)$$

其中 $\Omega$ 为步长。将式(13)代入式(12),求 $f(\theta_t + \Omega P_t)$ 的极小值点,其表达式为:

$$\min f(\theta_t + \Omega P_t) = \left\| \theta_t + \Omega P_t - \frac{1}{4} (b^T H^T H)^{-1} b^T H \right\|_2^2 \quad (14)$$

可求得 $\Omega$ ,进而可求式(14)的一阶偏导数 $g_t$ ,表示式为:

$$g_t = -2 \left\| \theta_t - \frac{1}{4} (b^T H^T H)^{-1} b^T H \right\|_2 \cdot \vec{e} \quad (15)$$

如果 $\|g_t\| > \varepsilon$ ,则根据FR(Fletcher-Reeves)公式

$$\beta_t = \frac{g_{t+1}^T g_{t+1}}{g_t^T g_t}, \text{得到下降方向:}$$

$$P_{t+1} = -g_{t+1} + \beta_{t+1} P_t \quad (16)$$

将式(16)代入式(13),依次迭代直至 $\|g_t\| < \varepsilon$ ,得到 $\theta_t$ 。

令 $\hat{\theta}_k = \theta_t$ ,更新残差 $r_k$ ,

$$r_k = b - H_k \hat{\theta}_k \quad (17)$$

如果 $k \leq K$ ,令 $k = k + 1$ ,继续寻找索引 $\lambda_k$ ;否则重

构造出  $\theta = \hat{\theta}_k$ , 进而求出  $\alpha$ 。

PCG 算法步骤如表 1 所示。

表 1 PCG 算法

PCG 算法步骤:
输入: 稀疏矩阵 $\psi$ , $M \times N$ 的传感矩阵 $H = D\psi$ , 信号强度向量 $b$ , 信号稀疏度 $K$ , 初始残差 $r_0 = b$ , 初始索引 $\Lambda_k = \phi$ , 索引迭代初始值 $k = 1$ , 共轭梯度法中迭代初始值 $t = 1$ , 初始梯度方向 $P_0$ 。
Step1: 根据式(8)找到索引 $\lambda_k$ , 建立目标函数(12)。
Step2: 把式(13)代入(12)求出 $\Omega$ , 并利用式(15)得到一阶偏导数 $g_t$ , 如果 $\ g_t\  > \varepsilon$ , 则根据 FR 公式以及式(16)求 $\beta_t, P_t$ , 继续迭代式(13)得到 $\theta_t$ , 令 $\hat{\theta}_k = \theta_t$ , 重复 Step2; 否则, 跳至 Step3。
Step3: 令 $\hat{\theta}_k = \theta_t$ , 更新残差表示式(17)。
Step4: 当 $k = k + 1$ 时, 如果 $k \leq K$ , 则跳至 Step1; 否则, 输出 $\theta = \hat{\theta}_k$ 。
输出: 信号稀疏表示系数估计 $\theta = \hat{\theta}_k$ , 残差 $r_k$ , 代入 $\alpha = \psi\theta$ , 求出 $\alpha$ 。

为了对各种算法复杂度进行分析, 各算法迭代次数总体分析如表 2 所示。  $k$  表示索引的迭代次数,  $t$  是共轭梯度法迭代次数。

表 2 几种方法的典型性能分析比较

线性/非线性运算	运算复杂度	线性/非线性运算	运算复杂度
ART	非线性 $k$	OMP	非线性 $k$
Jacobi	非线性 $k$	PCG	非线性 $k \times t$
CGM	非线性 $t$		

PCG 算法的迭最大代次数由稀疏度  $K$  和迭代次数  $t$  2 项决定, 前者在稀疏的前提下是小于  $M$  的常数, 而后者则已经由经典的 OMP 算法证明是收敛的<sup>[9]</sup>。

### 1.3 场强地图的建立

通过对预测区域网格作精细划分, 并利用衰减因子对各位置的场强统计特征值做出预测, 得出网格的信号场强的计算方法如下:

$$\hat{P}_j = \hat{P}_{(A_i)} - \sum_{j=1}^N \alpha_j d_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N \quad (18)$$

式中:

$\hat{P}_j$ ——网格  $G_j$  内信号场强的估计值

$\hat{P}_{(A_i)}$ ——测试区域边界  $A_i$  处的信号强度

式(18)表明接收点强度为发射点场强减去各网格上的衰减总和。

信号场强地图中保存了多种信息, 包括信号样本强度、位置等。假设室内 AP 点个数为  $S$ , 则信号强度矩阵可记为:  $RSSI = (rssi_1, \dots, rssi_u, \dots, rssi_s)$ , 其中该矩阵中的每个列向量可以具体写为  $rssi_u = (rssi_{u,1}, \dots,$

$rssi_{u,j}, \dots, rssi_{u,N})^T$ , 其中,  $u = 1, \dots, S$ , 代表 AP 个数,  $j$  代表网格  $G_j (j = 1, \dots, N)$ , 场强地图的参数矩阵形式为:

$$R = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & G_1 & rssi_{1,1} & \dots & rssi_{s,1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_j & y_j & G_j & rssi_{1,j} & \dots & rssi_{s,j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_N & y_N & G_N & rssi_{1,N} & \dots & rssi_{s,N} \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中  $x_j, y_j (j = 1 \dots N)$  为场强地图中第  $j$  个网格的位置坐标。

## 2 在线阶段

经过建立好场强地图后, 接收终端在线可获得最新的信号强度等数据, 经滤波及相关处理后, 采用匹配算法进行匹配与定位。

### 2.1 传统的在线匹配算法

传统的定位匹配算法常采用基于欧几里德距离的思想, 计算实测均值与场强地图中对应值的差值, 将差值最小的点作为定位点。

假设第  $u$  个 AP 发射信号时, 在线测得的  $Q$  位置处 RSSI 均值为  $rssi'_u, u = 1, \dots, S$ , 求得距离  $L_u$ , 其表达式为:

$$L_u = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{j=1}^N (rssi'_u - rssi_{u,j})^2} \quad (20)$$

对信号强度进行初步过滤, 计算满足该条件的欧氏距离:

$$L_u = \frac{1}{q} \sqrt{\sum_{j=1}^q (rssi'_u - rssi_{u,j})^2} \quad s.t. |rssi'_u - rssi_{u,j}| < \varepsilon \quad (21)$$

记录满足式(21)的位置  $G_j$ 、对应场强地图中信号强度值  $rssi_{u,j}$ 、以及坐标  $(x_j, y_j)$ , 并将坐标重新排序整理为  $(x_j, y_j), j=1, \dots, q$ 。如果  $L_u$  大于阈值, 则调整缩小  $\varepsilon$ , 并刷新记录。假设在线需要测量的实际位置为  $(x', y')$ , 通过式(21)计算后, 将记录的位置与实际位置进行对比, 得到最终位置信息。

目前广泛应用的匹配算法是 KNN (K Nearest Neighbor)<sup>[18]</sup>, WKNN (Weight K Nearest Neighbor)<sup>[19]</sup> 以及 DC-WKNN (Differential Coordinates-WKNN)<sup>[20]</sup>。但是这些算法在复杂的室内环境中存在以下 2 个问题。

a) 定位中人员走动、门开关都会引起某些 RSSI 发生巨大波动, 导致求得的近邻坐标与实际的坐标产生



较大误差,但是上述的几种算法中没有对坐标误差进行约束,因此这种影响仍然存在。

b) 当 AP 信号受环境影响尤为严重时,对接收端接收到的 RSSI 影响较大,因此需要考虑 AP 点的权重性问题,而上述算法在计算距离时,对各个 AP 的处理一样,没有考虑到这个问题。

针对上述 2 个问题,本文提出一种加权差分坐标 K 最近邻法(WDC-WKNN——Weight Differential Coordinates-WKNN)。

## 2.2 改进的在线匹配算法

针对 2.1 节中指出的在线匹配过程中存在的问题,本节提出的 WDC-WKNN 算法主要进行了 2 个方面的改进。

改进一是设置单个 AP 所测得的坐标误差门限  $\zeta$ , 要求测得的坐标误差小于门限值,如果不满足要求,则舍弃并重新匹配。该门限值的设置主要解决当单个 AP 的 RSSI 波动较大时,导致  $(\tilde{x}_u, \tilde{y}_u)$  变大,使得求  $(x, y)$  时误差变大的问题。

改进二是对于稳定的和某些受环境影响尤为严重的 AP 信号,根据影响大小设置 AP 权重系数。

由式(21)测得的满足条件坐标可分别求与实测位置的误差值,表达式为:

$$e_j = \sqrt{(x' - x_j)^2 + (y' - y_j)^2}$$

$$s.t. (x' - x_j)^2 + (y' - y_j)^2 < \xi \quad (22)$$

记录满足式(22)的坐标个数  $q$ 、误差  $e_j$  及位置  $(x_j, y_j)$ , 并按照误差大小重新排序整理为  $(x_j, y_j), j=1, \dots, q$ 。第  $u$  个 AP 点发射信号时,估计出的相应坐标为:

$$(\tilde{x}_u, \tilde{y}_u) = \left( \sum_{j=1}^q w_j x_j, \sum_{j=1}^q w_j y_j \right)$$

$$w_j = \frac{1/e_j}{\sum_{j=1}^q 1/e_j}, j = 1, \dots, q \quad (23)$$

其中,  $w_j$  为满足条件的  $q$  个坐标的权重系数。

针对改进一,增加门限值  $\zeta$ 。由公式(23)计算出  $(\tilde{x}_u, \tilde{y}_u)$  后,如果  $\|(x' - \tilde{x}_u)^2 + (y' - \tilde{y}_u)^2\| > \zeta$ , 说明此次测量误差较大,则删去由式(22)记录的坐标  $(x_j, y_j), j=1, \dots, q$  中误差最大的一个数值,并重新计算式(23)得到  $(\tilde{x}_u, \tilde{y}_u)$ , 直至满足  $\|(x' - \tilde{x}_u)^2 + (y' - \tilde{y}_u)^2\| < \zeta$ 。

针对改进二,考虑 AP 的权重问题,对于  $S$  个 AP

点,估计的坐标为:

$$(x, y) = \sum_{u=1}^S W_u (\tilde{x}_u, \tilde{y}_u)$$

$$W_u = \frac{\sum_{j=1}^q e_j}{\sum_{u=1}^S \sum_{j=1}^q e_j} \quad (24)$$

其中,  $W_u$  为第  $u$  个 AP 的权重系数。坐标的绝对误差计算表达式为:

$$e = \left\| (x' - x)^2 + (y' - y)^2 \right\| \quad (25)$$

最后,总结出 WDC-WKNN 算法步骤如表 3 所示。

表 3 WDC-WKNN 算法

WDC-WKNN 算法步骤:
输入:实际坐标 $(x', y')$ , 测得的信号强度值 $\text{rssi}'_u, u=1, \dots, S$ , 场强地图。
Step1: 当 $ \text{rssi}'_u - \text{rssi}_{u,j}  < \varepsilon$ 时, 根据式(21)记录满足该条件的格点在场强地图中的强度值 $\text{rssi}_{u,j}$ 、误差 $e_j$ 、位置 $G_j$ 以及坐标 $(x_j, y_j)$ , 并重新排序整理记为 $(x_j, y_j), j=1, \dots, q$ 。
Step2: 当 $(x' - x_j)^2 + (y' - y_j)^2 < \xi$ 时, 根据式(22)记录满足该条件的坐标个数、误差 $e_j$ 及位置 $(x_j, y_j)$ , 并按照误差大小重新排序记为 $(x_j, y_j), j=1, \dots, q$ 。
Step3: 设置单个 AP 所测得的坐标误差门限 $\zeta$ , 计算式(23)得到 $(\tilde{x}_u, \tilde{y}_u)$ , 当 $\ (x' - \tilde{x}_u)^2 + (y' - \tilde{y}_u)^2\  > \zeta$ 时, 说明此次测量误差较大, 则去掉 Step2 中记录的网格数 $q$ 中误差 $e_j$ 最大的一个数值, 并重新计算式(23)求出 $(\tilde{x}_u, \tilde{y}_u)$ , 直至 $\ (x' - \tilde{x}_u)^2 + (y' - \tilde{y}_u)^2\  < \zeta$ 。
Step4: 考虑不同 AP 的权重不一样, 根据式(24)计算出坐标 $(x, y)$ , 并根据式(25)计算出绝对误差 $e$ 。
输出: 坐标 $(x, y)$ , 绝对误差 $e$ 。

由于场强地图在线匹配都是线性匹配, 所以此阶段的算法的复杂度都相同。另外, 由于该算法为匹配算法, 只要选择并调整合适的  $\zeta$  值, 一定能满足条件, 因此能实现快速收敛。

## 3 实验结果评估

### 3.1 仿真环境

设在室内布置 3 个 AP 点, 仿真的室内环境是  $10 \times 10$  m, 模拟测试区域如图 2 所示。

图 2 中, 格子中的方框代表采样点位置, 三角形代表 AP 点位置。

### 3.2 仿真结果比较

为了比较本文所提的 PCG 算法与传统 ART、CGM、Jacobi、OMP 算法的性能, 分别使用这 5 种算法求解衰减因子, 并且比较场强地图中 RSSI 的值与实测

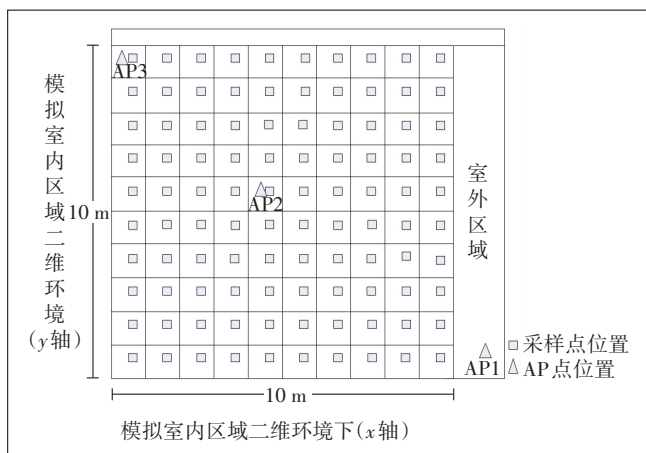


图2 测试区域平面图

RSSI的值。为了不重复性展示,选AP2作为场强地图的详细分布显示。AP2发射信号时,仿真的RSSI覆盖情况如图3所示。

图3(a)、(b)、(c)、(d)、(e)为分别采用ART、Jacobi、CGM、OMP、PCG算法求解衰减因子并得到的RSSI值。可以看出,相比于其他算法,PCG算法计算衰减因子后得到的RSSI值噪点较少,因此本章提出的PCG算法更接近于室内环境。

考虑3个AP发射信号时,图4为ART、Jacobi、CGM、OMP、PCG算法求解衰减因子后,得到的RSSI值分布情况与参照组进行对比的误差分析图。

图4中,横坐标是场强地图中的RSSI与样本均值的误差绝对值,纵坐标是误差百分比。当绝对误差为

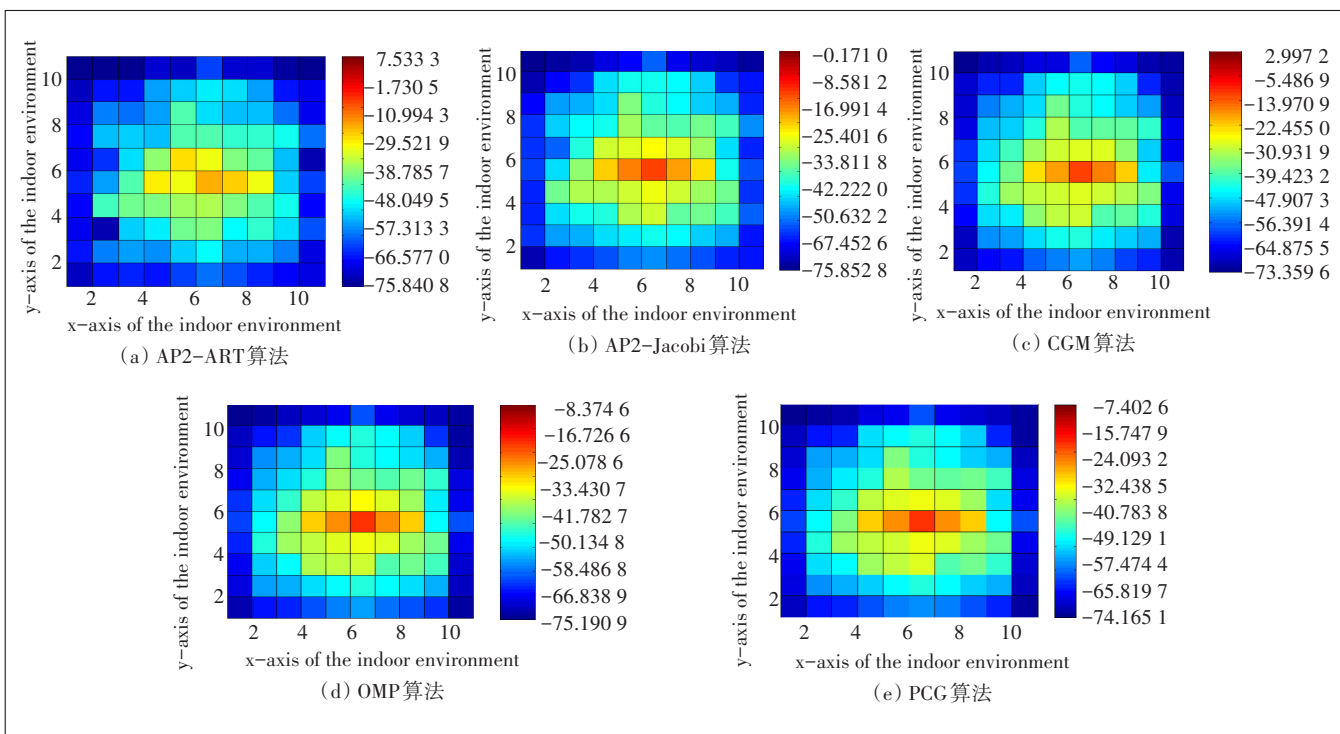


图3 5种算法计算出的RSSI值

3 dB, AP1发射信号时,PCG算法对应曲线高于OMP、CGM、Jacobi、ART对应曲线分别约为14%,46%,54%和56%; AP2发射信号时,PCG算法对应曲线高于OMP、CGM、Jacobi、ART对应曲线分别约为8%,22%,24%和26%; AP3发射信号时,PCG算法对应曲线高于OMP、CGM、Jacobi、ART对应曲线分别约为6%,14%,24%和28%。由此说明PCG算法所求出的信号强度误差比其他算法所求出的信号强度误差小,可以得出PCG算法计算出衰减因子后,构建的场强地图中RSSI

覆盖效果更好,准确度较高。

可以看出,AP2在室内中心位置,计算出的RSSI误差最小,AP1在室外,AP3在室内边角位置,计算出的误差相对较大。可以得出,当AP在室内的时候,PCG算法相对于其他算法,构建场强地图的效果更好;当AP点在室外的时候,虽然PCG算法计算出衰减因子后误差增大,但构建的场强地图中RSSI覆盖效果也优于其他算法。

### 3.3 定位效果评估

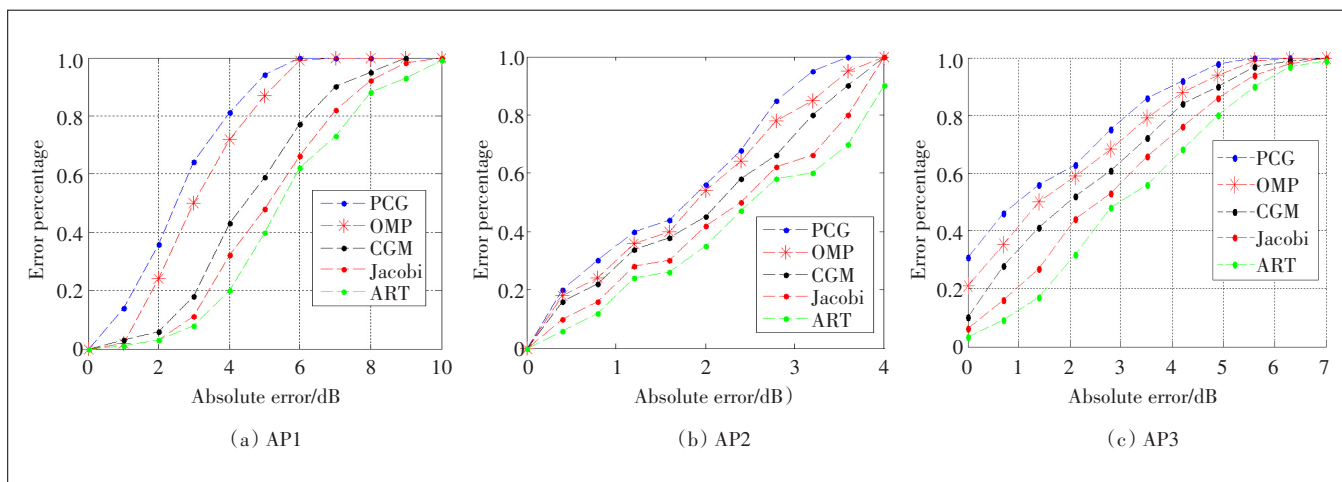


图4 不同AP发射信号时RSSI误差分析图

为了评估本文提出的PCG算法以及WDC-WKNN算法与传统匹配算法的效果,利用PCG算法求解衰减因子并构建场强地图,然后利用结合WDC-WKNN算法和传统的WKNN、DC-WKNN算法进行在线定位匹配的误差比较如图5所示。

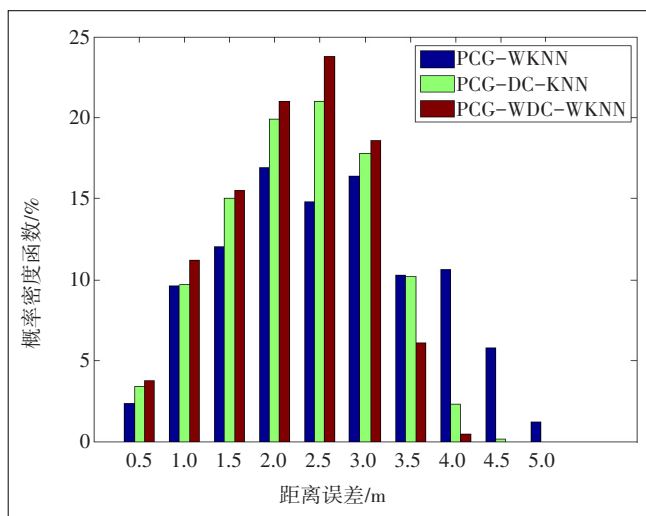


图5 不同方法进行在线匹配的PDF误差

从图5可以看出,误差在3 m的时候,PCG-WDC-WKNN算法对应的柱形图高度比PCG-WKNN、PCG-DC-WKNN算法对应的柱形图分别约高0.5%,1.5%,表示提出的WDC-WKNN算法比传统的匹配算法定位效果好,精度高。

为了更直观地分析本文提出的WDC-WKNN算法的性能,仿真得到PCG-WDC-WKNN、PCG-DC-WKNN、PCG-WKNN算法进行定位的误差CDF曲线图,仿真图如图6所示。

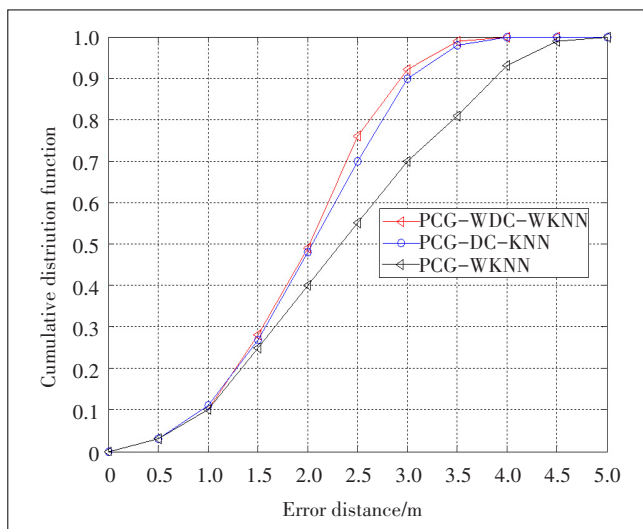


图6 不同方法进行在线匹配的CDF误差

从图6中看出,当都采用PCG算法求解衰减因子得到场强地图时,PCG-WDC-WKNN算法的定位误差在3 m以内的点约占95%,定位误差在2 m以内的点约占50%。而PCG-WKNN、PCG-DC-WKNN算法的定位误差在3 m以内的点分别约占90%,70%,定位误差在2 m以内的点分别约占45%,40%,另外定位误差超过3.5 m的概率分别接近3%,20%,可以视为定位完全失败。可以得出PCG-WDC-WKNN算法与PCG-WKNN、PCG-DC-WKNN算法相比,定位效果较好,本章提出的WDC-WKNN定位匹配算法比传统匹配算法的位置定位准确。

#### 4 结束语

本文采用了基于电磁传播反演模型进行定位。

针对离线阶段采集场强工作量大的问题,本文提出了PCG反演算法,通过实验得到场强地图的结果可以看出,本文算法建立的场强地图和传统算法相比,场强信号误差均有减小。在线阶段,针对AP信号受环境影响尤为严重的问题,本文提出了改进的在线匹配WDC-WKNN算法,仿真结果显示该算法在3 m以内的累积误差分布明显高于传统算法,说明该算法能很好地将误差范围进行有效控制。所提的仿真实验方法也加强了工程与科研人员对电磁传播的学习与应用。

### 参考文献:

- [1] BOTSINIS P, ALANIS D, FENG S, et al. Quantum-assisted indoor localization for uplink mm-Wave and downlink visible light communication systems[J]. *IEEE Access*, 2017(5):23327-23351.
- [2] NGUYEN C L, GEORGIU O, YONEZAWA Y, et al. The wireless localization matching problem[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017,4(5):1312-1326.
- [3] GARCIA N, WYMEERSCH H, LARSSON E G, et al. Direct localization for massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017,65(10):2475-2487.
- [4] LI Z, LUO L, SHENG G, et al. UHF partial discharge localisation method in substation based on dimension-reduced RSSI fingerprint [J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2017, 12 (2) : 398-405.
- [5] BUFFI A, MICHEL A, NEPA P, et al. RSSI measurements for RFID tag classification in smart storage systems[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018,67(4):894-904.
- [6] BOORANAWONG A, JINDAPETCH N, SAITO H. A system for detection and tracking of human movements using RSSI signals [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018,18(6):2531-2544.
- [7] SHU Y, HUANG Y, ZHANG J, et al. Gradient-based fingerprinting for indoor localization and tracking[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016,63(4):2424-2433.
- [8] LEIGSNERING M, AHMAD F, AMIN M G, et al. Compressive sensing-based multipath exploitation for stationary and moving indoor target localization [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2015,9(8):1469-1483.
- [9] LIU S, LYU N, WANG H. The implementation of the improved OMP for AIC reconstruction based on parallel index selection [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2018, 26 (2):319-328.
- [10] LIU X, TAO X, DUAN Y, et al. K-NN based bypass entropy and mutual information estimation for incremental remote-sensing image compressibility evaluation[J]. *China Communications*, 2017, 14(8) : 54-62.
- [11] FENG H, EYERS D, MILLS S, et al. Principal component analysis based filtering for scalable, high precision k-NN search [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2018,67 (2):252-267.
- [12] WANG X, QIU J, YE S, et al. An advanced fingerprint-based indoor localization scheme for WSNs[C]//2014 IEEE 9th Conference on Industrial Electronics and Applications. IEEE, 2014:2164-2169.
- [13] BOTSINIS P, ALANIS D, FENG S, et al. Quantum-assisted indoor localization for uplink mm-wave and downlink visible light communication systems[J]. *IEEE Access*, 2017,5:23327-23351.
- [14] FAHS B, ROMANOWICZ M, KIM J, et al. A self-alignment system for LOS optical wireless communication links [J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2017,29(24):2207-2210.
- [15] LEE W C Y. *Mobile communications design fundamentals*[M]. John Wiley & Sons, 2010.
- [16] XU T, RONG M, WU Y, et al. The estimation of the current-density distribution in a moving arc root using the ART algorithm [J]. *IEEE Transactions on Plasma Science*, 2009,37(7):1311-1317.
- [17] LEE Y. Decision-aided Jacobi iteration for signal detection in massive MIMO systems [J]. *Electronics Letters*, 2017, 53 (23) : 1552-1554.
- [18] ILIAS B, SHUKOR S A A, ADOM A H, et al. Indoor mobile robot localization using KNN [C]//Control System, Computing and Engineering (ICCSCE), 2016 6th IEEE International Conference on. IEEE, 2016:211-216.
- [19] LIU Z, LUO X, HE T. Indoor positioning system based on the improved W-KNN algorithm [C]//2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE, 2017:1355-1359.
- [20] YEN L, YAN C H, RENU S, et al. A modified WKNN indoor Wi-Fi localization method with differential coordinates [C]//2017 International Conference on Applied System Innovation (ICASI). IEEE, 2017:1822-1824.
- [21] WANG Q, FENG Y Y, ZHANG X D, et al. IWKNN: An Effective Bluetooth Positioning Method Based on Isomap and WKNN [J]. *Mobile Information Systems*, 2016:1-11.
- [22] PENG Y, FAN W, DONG X, et al. An Iterative Weighted KNN (IW-KNN) Based Indoor Localization Method in Bluetooth Low Energy (BLE) Environment [C]// 2016 Intl IEEE Conferences on Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced and Trusted Computing, Scalable Computing and Communications, Cloud and Big Data Computing, Internet of People, and Smart World Congress (UIC/ATC/ScalCom/CBDCCom/IoP/SmartWorld). IEEE, 2016.
- [23] RUI M, QIANG G, CHANGZHEN H, et al. An Improved Wi-Fi Indoor Positioning Algorithm, by Weighted Fusion [J]. *Sensors*, 2015, 15(9):21824-21843.

### 作者简介:

王伟刚,毕业于南京邮电大学,副教授,博士,主要从事电子与无线通信技术以及室内定位技术的研究;周蓉,硕士,主要从事室内定位技术和机器学习的研究;张云伟,在读硕士,主要从事室内定位技术和区块链技术的研;李韬,在读硕士,主要从事图像识别和定位技术的研究。