

基于相关性测序的 TD-LTE 分布式系统室内定位算法

李玲霞 郭可可* 田增山 周 牧

(重庆邮电大学移动通信技术重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘 要: 在分时长期演进(TD-LTE)室内分布式网络中, 不同位置上的信号差异性不明显, 仅利用标定参考点不能实现准确位置估计。该文针对 TD-LTE 室内分布式网络下不同位置处的信号相似性问题, 提出基于相关性测序的定位算法。首先, 利用相邻位置的信号信息构建运动序列数据库。其次, 通过相关性测序算法, 得到在线接收信号参考强度(RSRP)序列与运动序列间的匹配度, 确定备选定位序列集。然后, 计算备选定位序列与在线 RSRP 序列间的相关系数及平均欧氏距离。最后, 根据匹配度、相关系数及平均欧氏距离, 选取最优备选定位序列, 实现对目标的位置估计。实验结果表明, 该文所提定位算法有效提高了室内分布式天线系统下的定位精度。

关键词: 室内定位; 分时长期演进; 分布式网络; 相关性测序; 运动序列数据库

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)05-1059-07

DOI: 10.11999/JEIT170655

TD-LTE Distributed Antenna System Based Indoor Localization Algorithm with Correlation Sequence

LI Lingxia GUO Keke TIAN Zengshan ZHOU Mu

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In the Time Division Long Term Evolution (TD-LTE) indoor distributed network, the signal differences among different positions are insignificant, thus accurate localization can not be achieved by reference point calibration. To solve this compelling problem, this paper proposes a correlation sequencing based localization algorithm. Firstly, the signal information among adjacent positions is utilized to construct Reference Signal Receiving Power (RSRP) motion sequence database. Next, correlation sequencing algorithm is conducted to obtain relation between real-time RSRP sequence and the ones in constructed database, which results in a set of candidate sequence. After that, the correlation coefficient and mean Euclidean distance between candidate sequences and the online one are calculated. Finally, the optimal candidate sequence is selected by a voting strategy to estimate target's position. Experimental results show that the proposed localization algorithm can effectively improve the localization accuracy within indoor distributed antenna system.

Key words: Indoor localization; Time Division Long Term Evolution (TD-LTE); Distributed network; Correlation sequencing; Motion sequence database

1 引言

公众用户 80%的出行时间在室内场景, 因此室

内定位服务成为了最热门的服务之一^[1-3]。与此同时, 室内定位技术可分为: 基于超声波^[4]、红外(Infrared Ray, IR)^[5]、超宽带(Ultra-WideBand, UWB)^[6]、无线射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)^[7]及 WLAN 的室内定位技术等^[8]。这些室内定位技术在达到较高定位精度的同时需要额外的设备开销及大量数据采集^[9]。

近年来, 随着移动通信技术及服务的蓬勃发展, 利用 LTE 正交频分复用技术(OFDM)、多输入多输出(MIMO)技术及高带宽传输技术, 可实现高精度位置估计^[10], 其中主要的定位算法有指纹定位^[11]、到达时间(TOA)定位^[12]、到达时间差(TDOA)定位^[13,14]、到达角(AOA)定位^[15,16]。同时, LTE 技术的发展使得分布式网络被广泛部署于居民区、大型商

收稿日期: 2017-07-05; 改回日期: 2018-01-30; 网络出版: 2018-03-21

*通信作者: 郭可可 941521441@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61301126, 61471077), 长江学者和创新团队发展计划(IRT1299), 重庆市科委重点实验室专项经费, 重庆市基础与前沿研究计划项目(重点)(cstc2015jcyjBX0065), 重庆市高校优秀成果转化资助项目(KJZH17117), 重庆邮电大学青年科学研究项目(A2013-31)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61301126, 61471077), The Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT1299), The Special Fund of CSTC Key Laboratory, The Fundamental and Frontier Research Project of Chongqing (Key Project) (cstc2015jcyjBX0065), The University Outstanding Achievement Transformation Project of Chongqing (KJZH17117), The Young Science Research Program of Chongqing University of Posts and Telecommunications (A2013-31)

场、飞机场等场所,而基于分布式网络的室内定位系统利用了现有的 TD-LTE 通信网络,降低了定位系统开销,越来越受到人们的关注。此外,由于分布式系统中不同位置处的信号具有相似性^[17],并且,所有的天线共用一个 MAC 地址,故传统定位算法不适用于此定位场景。调查发现,目前关于室内分布式网络下利用指纹算法进行定位的研究很少。

基于此,本文提出了一种基于相关性测序的 TD-LTE 分布式网络室内定位算法,该算法有效利用室内 TD-LTE 分布式网络的接收信号参考强度(RSRP)信号,根据相邻位置的信号信息,构建运动序列数据库,通过计算不同序列间的信号差异性,最终估计终端位置,有效提高定位精度。

2 面向室内分布式系统的信号分析

室内分布式天线系统主要分为中央控制单元(CAU)和拉远单元(RAU)^[17]。CAU 主要部署于基站侧,RAU 由远程天线组成,在分布式系统中,每一个用户只接收来自所属虚拟小区(所有远程天线的子集)的信号且虚拟小区会依据用户需求进行动态划分,图 1 为用户 p 在不同位置所属的虚拟小区,可知虚拟小区将会根据用户 p 的变化进行动态调整。

为了分析分布式系统下的信号分布情况,首先对定位场景中任意一个采样点进行数据采集,其信号强度如图 2 所示,可以看出,同一点不同时间的信号十分稳定,基本维持在一个极小的范围内抖动;

然后对整个定位场景以 0.6 m 为间隔进行数据采集,绘制信号分布热度图如图 3 所示,从图中可以看出,不同位置上的信号存在相似性,造成信号位置模糊,给指纹定位的精度带来严重影响。基于此,本文将物理位置连续的一系列信号构成运动序列,利用邻近位置的约束减少信号的位置模糊,再利用相关性测序算法提高定位精度。

3 基于相关性测序的 TD-LTE 分布式网络室内定位算法

本文所提算法定位流程图如图 4 所示。在离线阶段,利用基于二值图像的细化算法确定目标区域中的关键路径并将此设定为运动序列采集路径^[18,19],通过在采集路径上得到的 RSRP 信号序列,结合序列的物理位置,可构成运动序列数据库。在线阶段,首先,利用相关性测序算法,计算数据库中各运动序列与测试序列的匹配度矩阵;其次,利用位置回溯提取运动序列中与测试序列的匹配片段;然后,根据匹配度、相关系数及平均欧氏距离计算各匹配片段与测试序列的相似性度量矩阵;最后,通过标准化算法以及投票法得到最优估计位置。

3.1 运动序列数据库的构建

为了确定目标区域中的关键路径,首先,将实验场景转换成二值图像,如图 5(a)所示,其中,像素值为 0 的白色区域表示场景中的可行走区域,像

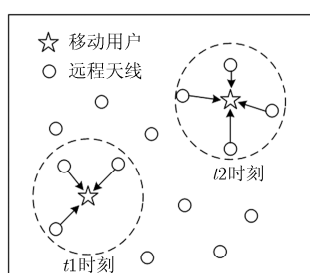


图 1 虚拟小区示意图

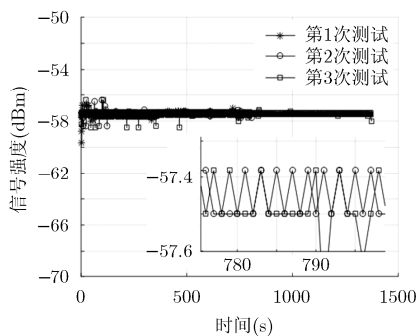


图 2 单点信号强度图

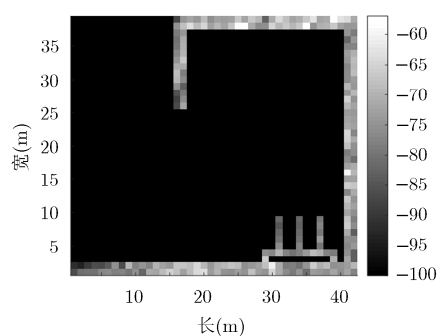


图 3 分布式系统下信号热度图(dBm)

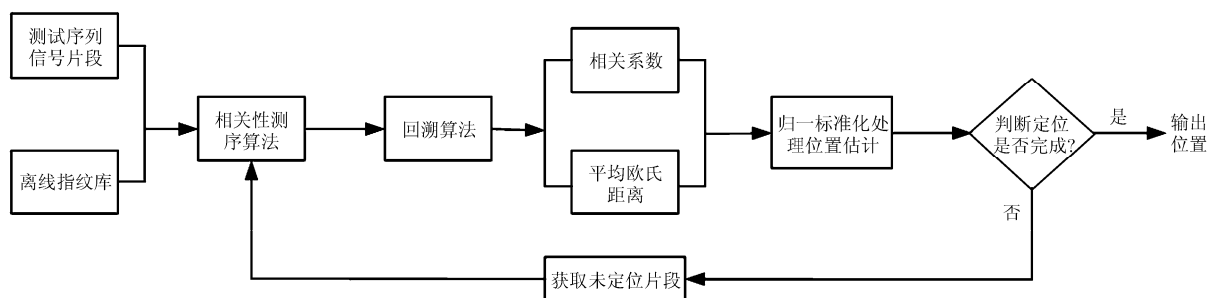


图 4 基于相关性测序算法流程图

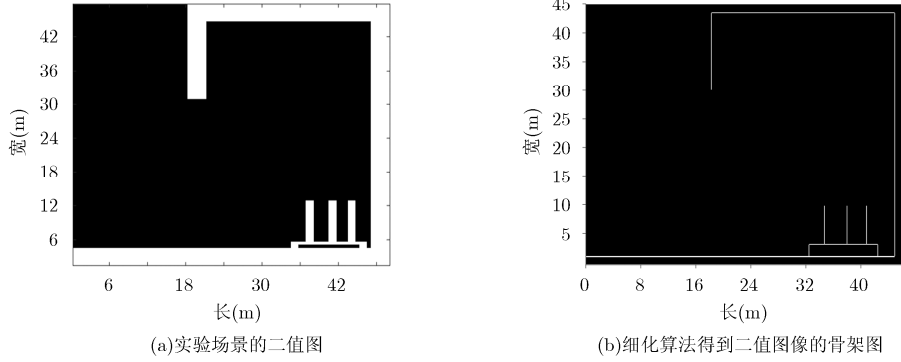


图5 离线运动数据库采集路径规划图

素值为 1 黑色区域表示场景中不可达区域; 然后, 利用细化算法对可行走区域进行骨架提取^[20], 如图 5(b)所示, 其代表了目标区域的几何结构, 遍历该骨架即可遍历目标区域场景, 将图 5(b)作为运动序列的采集路径。其次, 利用移动终端在采集路径上得到 n 条信号序列, 序列中每一时刻包含时间戳、传感器九轴信息及参考信号接收功率 RSRP。同时, 第 i 条 RSRP 序列 $\mathbf{RSRP}_i = \{\text{RSRP}_1, \text{RSRP}_2, \dots, \text{RSRP}_{m_i}\} (1 \leq i \leq n)$, 其中 m_i 为第 i 条采集序列的长度。

同时, 根据第 k 时刻采集到的九轴信息可得该时刻的位置坐标。其中, 根据加速度计得到的平均速度 v 可知行走距离 d ; 在初始位置基础上, 结合扩展卡尔曼滤波器(EKF)估计的航向角 θ ^[21]得到 k 时刻的位置 $\mathbf{p}_k = (x_k, y_k)$ 且

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_0 + \sum_{i=0}^{k-1} \mathbf{d}_i \cos \theta_i \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{y}_0 + \sum_{i=0}^{k-1} \mathbf{d}_i \sin \theta_i \quad (2)$$

其中, $\mathbf{p}_0 = (x_0, y_0)$ 为运动目标在 0 时刻的初始位置, $\mathbf{d}_i$ 为 $i-1$ 到 i 时的位移量, θ_i 为位移方向。

基于此, 构建离线阶段运动序列数据库 $\mathbf{R} = \{\mathbf{r}_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 。其中,

$$\mathbf{r}_i = \begin{bmatrix} \text{rsrp}_1 & x_1 & y_1 \\ \text{rsrp}_2 & x_2 & y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \text{rsrp}_{m_i} & x_{m_i} & y_{m_i} \end{bmatrix} \quad (3)$$

3.2 基于相关性测序的匹配度计算

本文第 2 节表明室内分布式系统中的信号存在位置模糊性, 故仅利用特定位置的 RSRP 将无法进行有效位置估计。基于此, 本文首先利用相关性测序算法计算在线阶段采集的信号序列 $\mathbf{RSRP}' = \{\text{RSRP}'_i\} (i = 1, 2, \dots, t)$ 与运动序列数据库中的序列 $\mathbf{RSRP}_i$ 间的匹配度, 其中 t 为在线采集序列的长度,

进而得到匹配度矩阵 $\mathbf{h}$, 且 $\mathbf{h}$ 中的元素满足

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{h}(i, j) &\geq \mathbf{h}(i, j+1), & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| &\leq \delta, \\ &|\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{i(j+1)}| &> \delta \\ \mathbf{h}(i, j) &\geq \mathbf{h}(i+1, j+1), & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| &\leq \delta, \\ &|\text{RSRP}'_{i+1} - \text{RSRP}_{i(j+1)}| &> \delta \\ \mathbf{h}(i+1, j+1) &\geq \mathbf{h}(i, j), & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| &\leq \delta, \\ &|\text{RSRP}'_{i+1} - \text{RSRP}_{i(j+1)}| &\leq \delta \\ \mathbf{h}(i, j) &\geq \mathbf{h}(i+1, j+1), & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| &> \delta, \\ &|\text{RSRP}'_{i+1} - \text{RSRP}_{i(j+1)}| &> \delta \\ \mathbf{h}(i+1, j+1) &\geq \mathbf{h}(i, j), & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| &> \delta, \\ &|\text{RSRP}'_{i+1} - \text{RSRP}_{i(j+1)}| &\leq \delta \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中, δ 为信号相似度阈值; RSRP'_i 为测试序列中第 i 个 RSRP; RSRP_{ij} 为运动序列数据库中第 i 条运动序列的第 j 个 RSRP; $\mathbf{h}$ 中第 i 行第 j 列元素 $\mathbf{h}(i, j)$ 为 RSRP'_i 与 RSRP_{ij} 的匹配度; $\mathbf{h}(i, j)$ 满足

$$\mathbf{h}(i, j) = \max \left\{ \begin{aligned} &0 \\ &\mathbf{h}(i-1, j-1) + s(\text{RSRP}'_i, \text{RSRP}_{ij}) \\ &\max\{\mathbf{h}(i-k, j) + w_k\} \\ &\max\{\mathbf{h}(i, j-l) + w_l\} \end{aligned} \right\}, \quad 1 \leq i \leq m+1, 1 \leq j \leq t+1 \quad (5)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{h}(0, j) &= 0, & 1 \leq j \leq t+1 \\ \mathbf{h}(i, 0) &= 0, & 1 \leq i \leq m+1 \\ \mathbf{h}(0, 0) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中,

$$\left. \begin{aligned} s(\text{RSRP}'_i, \text{RSRP}_{ij}) &= \begin{cases} \alpha, & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| \leq \delta \\ \beta, & |\text{RSRP}'_i - \text{RSRP}_{ij}| > \delta \end{cases} \\ w_k &= -(\alpha - \beta) \times k, & 1 \leq k \leq i \\ w_l &= -(\alpha - \beta) \times l, & 1 \leq l \leq j \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中, α 为信号匹配时的增益因子, β 为信号不匹配时的损耗因子; k 为距离当前行 i 的行距, l 为距离当前列 j 的列距。

为了确定 δ , 在定位区域内采集 p 个位置处的 RSRP, 并得到对应的 p 个标准差 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p$ 。选取置信标准差 σ_{op} 使其满足 $P(\sigma_{op} \geq \sigma_n) = 90\%$, 其中, $\sigma_n \in \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p\}$ 。基于此, 假设同一位置的信号服从均值为 m , 方差为 σ_{op} 的正态分布 $RSRP \sim N(m, \sigma_{op}^2)$, 由独立同分布理论可知, 同一位置两个不同时刻的信号 $RSRP_1$ 和 $RSRP_2$ 满足 $(RSRP_1 - RSRP_2) \sim N(0, 2\sigma_{op}^2)$, 由正态分布特性可知, $P(|rsrp_1 - rsrp_2| < 1.96 \times \sqrt{2}\sigma_{op}) = 95\%$ [22], 于是选取

$$(i', j') = \begin{cases} (z-1, v-1), & (H(z-1, v-1) \geq \max\{H(z, v-1), H(z-1, v)\}) \\ (z, v-1), & (H(z, v-1) > H(z-1, v-1), H(z, v-1) \geq H(z-1, v)) \\ (z-1, v), & (H(z-1, v) > \max\{H(z-1, v-1), H(z, v-1)\}) \end{cases} \quad (8)$$

令 $(z, v) = (i', j')$, 重复上述过程直到下一得分值 $h_i(i', j') = 0$ 。 $\mathbf{l}_i$ 中第 1 列为运动序列数据库中对应的 RSRP 片段, 第 2 列为 $\mathbf{RSRP}'$ 中对应的 RSRP 片段。基于此, 构成了匹配序列集 $\mathbf{L} = \{\mathbf{l}_i\} (1 \leq i \leq n)$ 。

在得到匹配片段后, 本文利用片段间的相关系数及平均欧式距离确定最佳匹配片段, 同时, 相关系数表示为

$$\rho = \frac{\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{\sqrt{D(\mathbf{X})} \times \sqrt{D(\mathbf{Y})}} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$ 分别表示 $\mathbf{L}$ 中数据库运动序列及在线序列的 RSRP 片段, $\text{Cov}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 表示两段 RSRP 片段的协方差, $\sqrt{D(\mathbf{X})}, \sqrt{D(\mathbf{Y})}$ 分别表示 $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{Y}$ 的标准差。故可得 n 个相关系数 $\mathbf{r} = [\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n]$ 。

同时, 平均欧式距离表示为

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^{t'} (X_j - Y_j)^2} / t' \quad (10)$$

其中, X_j 表示 $\mathbf{X}$ 中第 j 个 RSRP, Y_j 表示 $\mathbf{Y}$ 中第 j 个 RSRP, t' 表示匹配片段长度。最后可得 n 个平均欧式距离 $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_n]$ 。

3.4 基于归一标准化及投票法的位置估计

本文综合考虑匹配度、相关系数及平均欧式距离倒数 3 个度量进行位置估计, 首先, 为了消除变量量纲和变量自身大小对整体数据分析的影响, 本文对 3 个变量进行归一标准化处理, 相应得到 $\mathbf{H}$, $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{D}$ 。归一标准化表示为

$\delta = 1.96 \times \sqrt{2}\sigma_{op}$, 可保证同一个点两次采集的数据差超过 δ 的概率不大于 $1 - 0.9 \times 0.95 = 0.145$ 。

利用式(5), 式(6), 式(7)可得 n 个 $\mathbf{h}$, 同时得到相应的 n 个最大值 $h_i(z_i, v_i) (i = 1, 2, \dots, n)$, 其中, z_i, v_i 分别为 $\mathbf{h}_i$ 中匹配度最大值对应的行号与列号。

3.3 基于回溯的匹配片段确定

对 $\{\mathbf{h}_i(z_i, v_i)\}$ 按从大到小进行回溯, 确定在线序列 $\mathbf{RSRP}'$ 与运动序列数据库匹配得到的匹配片段位置。具体而言, 以每一个最大匹配度 $h_i(z_i, v_i)$ 为起点, 创建矩阵 $\mathbf{l}_i$, 令当前索引为 (z, v) , 将其匹配度对应于 $\mathbf{RSRP}'$ 及数据库中运动序列的 RSRP 保存在 $\mathbf{l}_i$ 中。同时确定 $\mathbf{h}_i$ 中下一匹配度 $h_i(i', j')$, 其索引 (i', j') 满足

$$f_i = x_i / \sum_{i=1}^n x_i \quad (11)$$

其中, x_i 表示匹配度、相关系数、平均欧式距离倒数中的每一项, n 表示运动序列数据库的大小, $\sum_{i=1}^n x_i$ 表示与 x_i 相对应的匹配度、相关系数或平均欧式距离倒数的总和, f_i 表示归一化的结果。

其次, 利用投票法得到综合评估因子:

$$i' = \arg \max_i |a_0 \times \mathbf{H}(i) + a_1 \times \mathbf{P}(i) + a_2 \times \mathbf{D}(i)| \quad (12)$$

其中, a_0, a_1, a_2 分别为 $\mathbf{H}$, $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{D}$ 的权重值, 且 $a_0 + a_1 + a_2 = 1$ 。

本文利用自适应匹配确定权重值, 然后根据投票结果得到最优定位序列。算法流程如表 1 所示。首先进行归一化投票, 然后根据投票结果确定在线序列的匹配片段, 最后根据数据库中的运动序列匹配片段的位置坐标得到匹配片段的位置。

4 实验结果分析

4.1 实验环境

本文在实际环境中验证分布式网络下序列相关性检测算法的定位性能, 测试场景包括 4 条走廊和一个房间, 如图 6 所示。测试场景的面积为 $51.4 \text{ m} \times 48.0 \text{ m}$ 。本实验利用基于二值图像的细化算法得到了定位场景中的关键路径并采集了 8 条运动序列, 形成离线数据库。此外, 利用随机采集的 $\mathbf{RSRP}$ 序列进行算法验证。本文算法运行平台为 Windows7 系统, 硬件平台为处理器 Inter(R) Core(TM)i3-3240, 内存 4 GB。实验中采集数据的测试软件为 WiFidirection, ICSTester, 分析软件为 GENEX Assistant。

表 1 动态分配权重投票法伪代码

输入:

 H : 归一标准化的匹配度向量 P : 归一标准化的相关系数向量 D : 归一标准化的欧氏距离向量

输出:

测试序列位置坐标

算法步骤:

(1) 初始化 $a_0 = 0; a_1 = 0$; 设置步长 $\text{step} = 0.1$; 初始化矩阵 V , 用于存储投票结果

(2) do

(3) $a_0 = a_0 + \text{step}$

(4) do

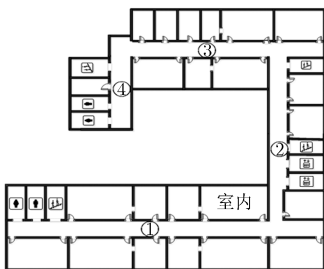
(5) $a_1 = a_1 + \text{step}$ (6) 计算 $i' : i' = \arg \max_i |a_0 \times H(i) + a_1 \times P(i) + a_2 \times D(i)|$;(7) i' 出现的位置对应于矩阵 V 中的位置加 1, $V(x) = V(x) + 1$;(8) until $a_1 > 1$ (9) until $a_0 > 1$ (10) 获取 V 中最大值出现的位置 i ;(11) 将数据库第 i 条路径的匹配片段位置作为定位结果输出。

图 6 实验场景平面拓扑图

4.2 参数选择

由 3.2 节可知, 增益因子和衰减因子对回溯的影响在于两者之间的比例, 又为了保证在线序列与数据库中运动序列在相似和不相似情况下的增益和衰减严格公平, 本文将 α 取 1, β 取 -1。

同时, 为了得到 δ , 本文在测试场景中间隔 0.6 m 设定采样点, 求取每个点位置采集 RSRP 信号的标准差。对应的累积误差概率分布图如图 7 所示。由图可知 90% 分位点处的 $\delta_{op} = 1.623$ 。所以得 $\delta = 1.96 \times \sqrt{2} \times \sigma_{op} = 4.498$ 。

4.3 算法性能分析

根据本文算法, 对短路径、短路径折返、长路径、长路径折返、室内+走廊 5 种情况进行验证。其中, 短路径的行走距离小于 100 m, 长路径的行走距离大于 100 m。图 8 为本文算法、未使用投票法的相关性测序算法、KNN 算法的定位误差。表 2 为各个方法的统计结果。由图 8 和表 2 可知, 本文算法在 4 种路径中的定位精度都优于其他 2 种算法。

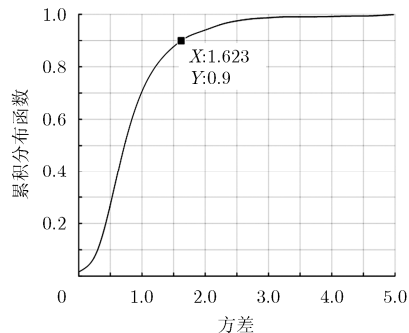


图 7 采样点的累积误差概率分布图

特别地, 本文算法在 5 种行走路径中的平均定位误差在 5 m 以内; 67% 定位误差在 4.5 m 以内; 90% 定位误差在 5.4 m 以内; 若只考虑序列间的匹配度, 将会受到前面序列的误差累积; 由于室内分布式网络下的位置模糊问题, 故 KNN 算法的定位精度极低。此外, 本文所提算法在长路径测试的情况下定位精度并没有明显降低, 是因为本文构造的运动序列随时间增长, 序列上各个信号间的相关性逐渐增加。

5 结束语

针对室内分布式网络下信号的位置模糊性问题, 本文首先对其信号特性进行了分析, 其次根据二值图像细化算法设定采集路径, 构建运动序列数据库, 然后通过相关性测序算法计算匹配度矩阵并回溯寻找匹配片段, 最后结合序列匹配度、相关系

表 2 不同算法在各种测试路径下的定位误差(m)

使用的算法	测试路径	平均误差	67%误差	90%误差
本文算法	短路径	1.48	1.36	1.87
	长路径	4.51	3.79	4.72
	短路径折返	1.79	1.52	2.18
	长路径折返	4.73	4.20	4.96
	室内+走廊	3.64	2.46	3.72
未使用投票法的相关性测序算法	短路径	3.04	2.85	3.43
	长路径	5.98	5.28	6.64
	短路径折返	9.64	8.22	10.53
	长路径折返	12.23	11.50	14.72
	室内+走廊	6.83	6.40	7.69
KNN 算法	短路径	66.17	52.21	69.50
	长路径	72.05	57.42	75.61
	短路径折返	69.88	53.55	72.30
	长路径折返	86.42	79.06	103.22
	室内+走廊	35.27	25.16	38.43

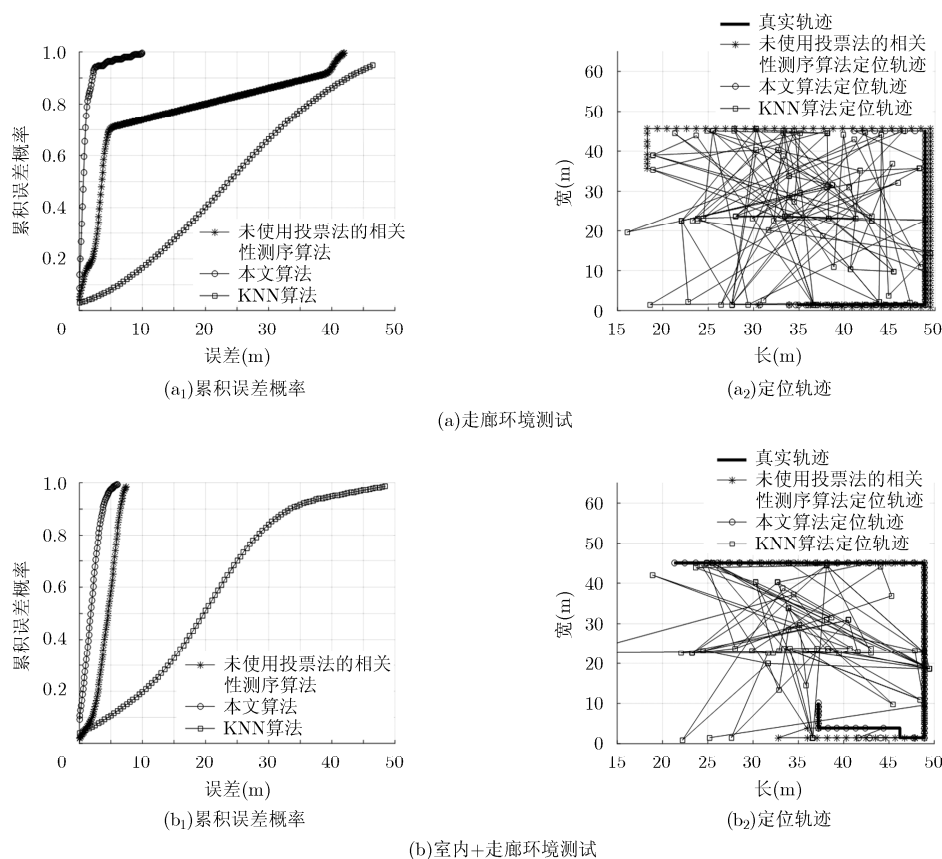


图8 室内分布式系统下本文算法与传统指纹算法对比图

数及平均欧氏距离, 进行归一标准化以及投票得到估计位置。实验结果表明, 本文算法降低了建库成本并实现分布式系统下的高精度定位。

参考文献

- [1] YANG Ting and ZHU Liping. A review of modern indoor localization systems[C]. Proceedings of the 2nd National Conference on Information Technology and Computer Science, Shanghai, 2015: 10-11.
- [2] GU Y, LO A, and NIEMEGEREERS I. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2009, 11(1): 13-32. doi: 10.1109/SURV.2009.090103.
- [3] 李丽娜, 马俊, 龙跃, 等. 基于 LANDMARC 与压缩感知的双阶段室内定位算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(7): 1631-1637. doi: 10.11999/JEIT151050.
LI Lina, MA Jun, LONG Yue, et al. Double stage indoor localization algorithm based on LANDMARC and compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1631-1637. doi: 10.11999/JEIT151050.
- [4] HARTER A, HOPPER A, STEGGLES P, et al. The anatomy of a context-aware application[J]. *Wireless Networks*, 2002, 8(2): 187-197. doi: 10.1023/A:1013767926256.
- [5] WANG G, CHEN H, LI Y, et al. On Received-signal-strength based localization with unknown transmit power and path loss exponent[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2012, 1(5): 536-539. doi: 10.1109/WCL.2012.072012.120428.
- [6] JOURDAN D B, DEYST J J, WIN M Z, et al. Monte Carlo localization in dense multipath environments using UWB ranging[C]. IEEE International Conference on Ultra-Wideband, Zurich, Switzerland, 2005: 314-319. doi: 10.1109/ICU.2005.1570005.
- [7] NI L M, LIU Y, LAU Y C, et al. LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID[J]. *Wireless Networks*, 2004(10): 701-710. doi: 10.1023/B: WINE.0000044029.06344.dd.
- [8] LIU B, CHEN H, ZHONG Z, et al. Asymmetrical round trip based synchronization-free localization in large-scale underwater sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(11): 3532-3542. doi: 10.1109/TWC.2010.090210.100146.
- [9] ZHANG W, YIN Q, CHEN H, et al. Distributed angle estimation for localization in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(2): 527-537. doi: 10.1109/TWC.2012.121412.111346.
- [10] DEL PERAL-ROSADO J A, LOPEZ-SALCEDO J A, SECOGRANADOS G, et al. Evaluation of the LTE

- positioning capabilities under typical multipath channels[C]. IEEE Advanced Satellite Multimedia Systems Conference, Baiona, Spain, 2012: 139–146. doi: 10.1109/ASMS-SPSC.2012.6333065.
- [11] 田增山, 王向勇, 周牧, 等. 基于 DBSCAN 子空间匹配的蜂窝网室内指纹定位算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(5): 1157–1163. doi: 10.11999/JEIT160768.
- TIAN Zengshan, WANG Xiangyong, ZHOU Mu, *et al.* DBSCAN based subspace matching for indoor cellular network fingerprint positioning algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(5): 1157–1163. doi: 10.11999/JEIT160768.
- [12] CHEN H, LIU B, HUANG P, *et al.* Mobility-assisted node localization based on TOA measurements without time synchronization in wireless sensor networks[J]. *Mobile Networks & Applications*, 2012, 17(1): 90–99. doi: 10.1007/s11036-010-0281-3.
- [13] WANG G and CHEN H. An importance sampling method for TDOA-based source localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2011, 10(5): 1560–1568. doi: 10.1109/TWC.2011.030311.101011.
- [14] HUANG B, XIE L, and YANG Z. TDOA-based source localization with distance-dependent noises[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(1): 468–480. doi: 10.1109/TWC.2014.2351798.
- [15] YANG Congfeng and WANG Fengshuai. Joint TDOA and AOA location algorithm[J]. *Journal of Systems Engineering & Electronics*, 2013, 24(2): 183–188. doi: 10.1109/JSEE.2013.00023.
- [16] TIAN Zengshan, LI Ze, ZHOU Mu, *et al.* PILA: Sub-meter localization using CSI from commodity Wi-Fi devices[J]. *Sensors*, 2016, 16(10): 1664. doi: 10.3390/s16101664.
- [17] 陈军. 高效能的分布式天线系统研究[D]. [博士论文], 华南理工大学, 2015.
- CHEN Jun. Research on high energy-efficient distributed antenna system[D]. [Ph.D. dissertation], South China University of Technology, 2015.
- [18] ZHANG Qiulin and ZHU Xijun. Study of the thinning algorithm for the palmprint[C]. IEEE Computer Society, First Acis International Symposium on Cryptography, and Network Security, Data Mining and Knowledge Discovery, E-Commerce and ITS Applications, and Embedded Systems, 2010: 179–182. doi: 10.1109/CDEE.2010.100.
- [19] FENG Xingkui, LI Linyan, and YAN Zuquan. A new thinning algorithm for fingerprint image[J]. *Journal of Image & Graphics*, 1999, 4(10): 835–838.
- [20] LAM L, LEE S W, and SUEN C Y. Thinning methodologies — A comprehensive survey[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1992, 14(9): 869–885. doi: 10.1109/34.161346.
- [21] LIU B, REN F, SHEN J, *et al.* Advanced self-correcting time synchronization in wireless sensor networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2010, 14(4): 309–311. doi: 10.1109/LCOMM.2010.04.092364.
- [22] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计[M]. 第4版, 北京: 高等教育出版社, 2008: 163–168.
- SHENG Zhou, XIE Shiqian, and PAN Chengyi. Probability Theory and Mathematical Statistics[M]. 4th Ed., Beijing: Hight Educatin Press, 2008: 163–168.
- 李玲霞: 女, 1976年生, 高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为未来移动通信理论与技术、宽带无线接入技术.
- 郭可可: 男, 1991年生, 硕士生, 研究方向为室内定位技术.
- 田增山: 男, 1968年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为移动通信、个人通信、GPS及蜂窝网定位系统及其应用技术.
- 周牧: 男, 1984年生, 教授, 研究方向为无线定位技术、机器学习与人工智能、凸优化理论.