

基于自适应渐消记忆的蓝牙序列匹配定位算法

田增山 王阳* 周牧 未平

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 针对传统指纹定位算法建库耗时长和定位精度低的问题, 该文提出一种基于自适应渐消记忆的蓝牙序列匹配定位算法。首先, 利用行人航迹推算(PDR)和最近邻算法(NNA)对运动序列进行位置标定和接收信号强度(RSS)映射; 然后, 根据邻近位置的相关性, 采用序列递归搜索算法构建指纹序列数据库; 最后, 通过自适应渐消记忆算法, 并结合初始序列匹配度实现位置估计。实验结果表明, 该算法在室内环境下能够获得较低的建库时间开销以及较高的定位精度。

关键词: 室内定位; 低功耗蓝牙; 行人航迹推算; 序列递归搜索; 自适应渐消记忆

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)06-1381-08

DOI: [10.11999/JEIT180637](https://doi.org/10.11999/JEIT180637)

Adaptive Fading Memory Based Bluetooth Sequence Matching Localization Algorithm

TIAN Zengshan WANG Yang ZHOU Mu WEI Ping

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

Abstract: The traditional fingerprinting localization algorithm has high construct time overhead and low positioning accuracy. Because of this problem, an adaptive fading memory based bluetooth sequence matching localization algorithm is proposed. Firstly, Pedestrian Dead Reckoning(PDR) and Nearest Neighbor Algorithm(NNA) are applied to performing position calibration and Received Signal Strength(RSS) mapping of Motion Sequences. Secondly, according to the relevance of neighboring locations, a sequence recursive search method is used to construct fingerprint sequence database. Finally, an adaptive fading memory algorithm and initial sequence matching degree are considered to realize the position estimation of target. The experimental results show that this algorithm is able to consume low construct time overhead and achieve high indoor localization precision.

Key words: Indoor localization; Bluetooth Low Energy(BLE); Pedestrian Dead Reckoning(PDR); Sequence recursive search; Adaptive fading memory

1 引言

随着移动终端、物联网设备的不断更新与快速发展, 基于位置的服务已经广泛应用于人们的生活中。近年来, 室外定位技术愈发成熟, 其高效、快

速和准确性已经能够满足人们的定位导航需求^[1], 但在室内环境中, 由于结构的复杂多变, 信号易受遮挡且存在多径效应, 如大型的博物馆、商场、景点等, 导致室内定位技术发展较为缓慢。目前, 被广

收稿日期: 2018-07-02; 改回日期: 2019-01-12; 网络出版: 2019-01-25

*通信作者: 王阳 1107919267@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61771083, 61704015), 长江学者和创新团队发展计划基金(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基金(cstc2017jcyjAX0380, cstc2015jcyjBX0065), 重庆市高校优秀成果转化基金(KJZH17117), 重庆市研究生科研创新项目(CYS17221), 重庆市教委科学技术研究项目(KJ1704083)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61771083, 61704015), The Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT1299), The Special Fund of Chongqing Key Laboratory of CSTC, Fundamental and Frontier Research Project of Chongqing (cstc2017jcyjAX0380, cstc2015jcyjBX0065), The University Outstanding Achievement Transformation Project of Chongqing (KJZH17117), The Postgraduate Scientific Research and Innovation Project of Chongqing (CYS17221), The Scientific and Technological Research Foundation of Chongqing Municipal Education Commission (KJ1704083)

泛研究的室内定位技术有基于无线局域网(Wireless Local Area Networks, WLAN)、蜂窝网、超宽带^[2]、蓝牙^[3]、微机电系统(Micro Electro Mechanical Systems, MEMS)^[4]、红外^[5]、射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)^[6]等定位技术。

蓝牙4.0具有低功耗,低成本,3 ms低延迟,100 m以上超长距离,AES-128加密等集诸多优点于一体的特色^[7,8]。而且现在的大部分移动终端设备都配备有WiFi和蓝牙模块,只需要具备特有的测试软件便可使用,不需要增加额外的测试设备,易于实现和投入使用。从最初颁布蓝牙1.0标准规范至今,利用蓝牙低功耗技术实现室内定位的研究源源不断,典型的有基于信号传播模型的方法^[9]、基于Cell-ID的方法^[10]、基于位置指纹的算法^[11]。不过,对于复杂的空间环境,蓝牙定位系统的稳定性稍差,受噪声信号干扰大。

传统建库方法需要耗费大量时间成本,导致建库效率极低;同时,由于环境结构和人流量变化的影响,同一位置点的接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)波动较大,这些问题都极大地限制了单蓝牙系统定位的进一步发展。文献^[12]利用滑动、扫描和映射的方式实现快速准确的数据库构建,文献^[13]利用基于相对RSS值生成指纹的动态区域划分机制实现快速建库,以上两种方法均可极大降低建库时间开销,但定位精度不够高。文献^[14]设计了一种基于嗅探器的反指纹系统(Inverse FingerPrinting, Inv-FP),在低功耗蓝牙(Bluetooth Low Energy, BLE)嗅探器和服务器上利用逆指纹技术实现室内定位,该方法能实现较高精度的室内定位,但针对长时间定位的情况,会存在误差的逐渐累积。文献^[15]提出了一种联合室内定位系统iBILL,该系统有效利用惯性传感器和iBeacon设备的RSS信息,通过改进的粒子滤波算法估计用户实时位置,该方法能较好地抑制大误差点,但未考虑到建库耗时问题,具有很大的局限性。

本文提出一种基于自适应渐消记忆的蓝牙序列匹配定位算法,首先利用行人航迹推算(Pedestrian Dead Reckoning, PDR)和最近邻算法(Nearest Neighbor Algorithm, NNA)完成指纹库位置标定和信号映射;然后通过邻近点的相关性,利用序列递归搜索方法构建指纹序列数据库;最后根据自适应滤波器的工作原理^[16],构建误差修正函数进行权重因子的自适应调整,采用渐消记忆算法并结合序列匹配度实现位置估计。

本文结构安排如下:第2节给出了基于序列递归搜索的数据库构建方法;第3节描述了基于自适

应渐消记忆的序列匹配定位过程;第4节通过实验数据验证了本文算法的有效性和稳定性;第5节总结全文。

2 基于序列递归搜索的数据库构建

2.1 位置标定和信号映射

首先,建立坐标系并规划可行走区域的参考位置点,计算指纹点坐标 $\mathbf{p}_k=(x_{t_k}, y_{t_k}), k=1, 2, \dots, m$, m 为指纹点个数;然后,完成关键行走路径规划,并手持测试设备依次采集所有路径的RSS序列和MEMS传感器数据;最后,完成所有路径多次测量数据的预处理,可表示为: $\mathbf{RSS}_i=\{\text{rss}_1, \text{rss}_2, \dots, \text{rss}_b\}, 1 \leq i \leq a$ 和 $\mathbf{MEMS}_i=\{\mathbf{a}_{b_i}, \mathbf{w}_{b_i}, \mathbf{m}_{b_i}\}_i, 1 \leq i \leq a$,其中, a 为路径采集条数, b_i 为第 i 条路径序列有效长度, rss 为序列任意时刻所有AP采集的信号, \mathbf{a} , \mathbf{w} 和 \mathbf{m} 分别表示每条路径MEMS传感器的3轴列向量数据。

接下来,利用MEMS数据通过扩展卡尔曼滤波算法^[17,18]解算出任意时刻的速度 v_i 和航向 θ_i ,根据行人航迹推算方法获得 t 时刻的位置 $\mathbf{q}_t=(x_t, y_t)$,即

$$x_t = x_0 + \sum_{i=0}^{t-1} d_i \cos \theta_i, \quad y_t = y_0 + \sum_{i=0}^{t-1} d_i \sin \theta_i \quad (1)$$

其中, $\mathbf{q}_0=(x_0, y_0)$ 为任意路径标定的初始位置, $d_i=v_i t_i$ 为任意时刻位移量, θ_i 为位移方向。

同时,利用最近邻算法依次计算所有时刻 \mathbf{q}_t 与实际规划的所有指纹点 \mathbf{p}_k 之间的欧式距离 $c_k=\sqrt{(x_{t_k}-x_t)^2+(y_{t_k}-y_t)^2} (k=1, 2, \dots, m)$,其中, m 为参考位置指纹点个数, t 为行走路径任意位置对应时刻, k 为指纹点编号。将 c_k 排序并获取最小值对应的指纹点坐标;最后,将所有路径序列的坐标、方向和对应该信号向量 rss 一一映射,存入初始指纹数据库。由于环境的影响,测试中存在某些无法到达的方向,如面向墙壁或者墙壁拐角等,没有进行信号采集,将其赋为确定值 v 。

2.2 序列递归搜索算法

根据相邻指纹点间的欧式距离,设定邻近性阈值 δ ,对于两个坐标点 p 和 q ,如果它们的距离 $d(p, q)$ 很小,且满足 $d(p, q) \leq \delta$,则定义 p 到 q 或者 q 到 p 是局部可达的,从而本文认为 p 和 q 具有邻近关系。

遍历所有指纹点,计算任意两点 p_k 和 p_l 间的距离 $d(p_k, p_l)$,并结合图论中邻接关系度量方法的相关知识^[19],利用数学上的符号函数 $\text{sign}(x)$ 计算位置点间的邻近值 η ,并获得相邻参数 ζ ,即

$$\eta(p_k, p_l) = e^{\text{sign}(\delta - d(p_k, p_l))} \quad (2)$$

$$\zeta(p_k, p_l) = \begin{cases} \alpha, & \eta(p_k, p_l) > 1 \\ \beta, & \eta(p_k, p_l) \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

则定义邻近性关系的度量矩阵为

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \zeta(p_1, p_1) & \cdots & \zeta(p_1, p_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \zeta(p_m, p_1) & \cdots & \zeta(p_m, p_m) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中， \mathbf{M} 表示邻近性度量矩阵， p_i 表示测试场景中第*i*个指纹点， m 为指纹点个数， $\zeta(p_i, p_j)=\alpha$ 表示相邻， $\zeta(p_i, p_j)=\beta$ 表示不相邻。

本文充分利用多个邻近指纹的信号特征，通过序列递归搜索算法构建指纹序列数据库。假设指纹序列维度为*n*，根据广度优先搜索算法的思想^[20]，通过邻近性度量矩阵 \mathbf{M} 确定用户的所有指纹序列集。具体方法如下：从任意指纹点 p_0 开始，初始化指纹序列集 $\mathbf{u}=\{p_0\}$ ，以及序列长度 $l=1$ 。根据矩阵 \mathbf{M} 确定 p_0 的所有邻近点，从而序列长度加1，且更新 \mathbf{u} ，可表示为

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} p_0, p_1 \\ p_0, p_2 \\ \vdots \\ p_0, p_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中， p_i 为与 p_0 相邻的第*i*个指纹点。然后，根据更新后序列的终点确定其邻近点，迭代更新直到 $l=n$ ，并将 \mathbf{u} 存入矩阵 \mathbf{P} 中。重复上述过程，遍历所有指纹点，直到获取到所有指纹序列为止，即

$$\mathbf{u}_i = \underbrace{\begin{bmatrix} p_i, p_1, \cdots, p_{k+1} \\ p_i, p_2, \cdots, p_{k+2} \\ \vdots \\ p_i, p_k, \cdots, p_{2k} \end{bmatrix}}_n, \quad 1 \leq i \leq m, \quad (6)$$

$$\mathbf{P} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \cdots, \mathbf{u}_m\}$$

其中， m 为指纹点个数， p_i, p_k, p_{2k} 分别为每条指纹序列起点、第2个点和终点坐标， \mathbf{P} 为指纹序列集 \mathbf{u} 的存储矩阵。最后，矩阵 \mathbf{P} 需要经过两次筛选并剔除：第1，寻找存在相同坐标点的指纹序列；第2， v 为人为赋值，寻找存在 v 值的指纹序列。

2.3 指纹序列数据库构建

根据指纹序列集 \mathbf{u} 提取对应的坐标，并寻找所有序列每一时刻运动方向。本文主要考虑4个方向，即 $\varphi=[0 \ \pi/2 \ \pi \ 3\pi/2]$ 。假设当前时刻坐标为 (x_i, y_i) ，下一时刻坐标为 (x_{i+1}, y_{i+1}) ，则以当前位置点为原点，与最初规划指纹点时建立的直角坐标系一致，利用斜率为1和-1的直线将直角坐标系划分为4个区域，当下一时刻坐标在不同区域时，对应不同的方向角。利用 θ 存储方向信息，则

$$\theta_i = \begin{cases} \varphi_1 \ x_{i+1} > x_i, & \left(-1 \leq \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \leq 1\right) \\ \varphi_3 \ x_{i+1} < x_i, & \left(-1 \leq \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \leq 1\right) \\ \varphi_2 \ y_{i+1} > y_i, & \left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} < -1\right) \\ \varphi_4 \ y_{i+1} < y_i, & \left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} < -1\right) \\ & \text{或 } \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} > 1 \end{cases} \quad (7)$$

其中，本文默认每条指纹序列最后时刻的运动方向与前一时刻的方向一致，即： $\theta_n=\theta_{n-1}$ 。最后根据所有指纹序列每一时刻的方向提取对应的RSS信号，以构建指纹序列数据库。指纹库中每条序列对应连续的*n*个坐标点，第*l*条指纹序列的信号矩阵表示为

$$\mathbf{U}_l = \begin{bmatrix} \text{RSS}_{l,p_{11}} & \text{RSS}_{l,p_{12}} & \cdots & \text{RSS}_{l,p_{1n}} \\ \text{RSS}_{l,p_{21}} & \text{RSS}_{l,p_{22}} & \cdots & \text{RSS}_{l,p_{2n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{RSS}_{l,p_{A1}} & \text{RSS}_{l,p_{A2}} & \cdots & \text{RSS}_{l,p_{An}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中， n 表示指纹序列维度， A 表示无线访问接入点(Access Point, AP)个数。本文所用序列递归搜索算法的伪代码如表1所示。

表 1 序列递归搜索算法伪代码

算法：序列递归搜索

输入：局部邻近性矩阵 \mathbf{M} ；初始数据库 \mathbf{D} ；指纹序列维度*n*。

输出：指纹序列集 \mathbf{R} 。

- (1) 创建集合 \mathbf{R} 存储所有指纹序列，集合 \mathbf{Q} 存储临时指纹序列；
- (2) for \mathbf{D} 中的每一个指纹点*s*；
- (3) 将*s*添加到 \mathbf{Q} 中；
- (4) 自定义变量*p*；
- (5) $p=n$ ；
- (6) do
- (7) $p=p-1$ ；
- (8) 利用 \mathbf{M} 寻找与 \mathbf{Q} 中序列终点邻近的所有位置点；
- (9) for 每一个邻近位置点*q*
- (10) 将*q*添加到 \mathbf{Q} 中，更新指纹序列；
- (11) end for
- (12) until $p=0$ ；
- (13) for \mathbf{Q} 中每一条序列 \mathbf{u}
- (14) if \mathbf{u} 中存在相同指纹点或对应信号存在*v*值
- (15) 将 \mathbf{u} 从 \mathbf{Q} 中剔除；
- (16) else 在 \mathbf{Q} 中保留 \mathbf{u} ；
- (17) end for
- (18) 将 \mathbf{Q} 中的所有指纹序列添加到 \mathbf{R} 中；
- (19) 将 \mathbf{Q} 置为空；
- (20) end for

3 基于自适应渐消记忆的序列匹配定位

3.1 渐消记忆算法

为反映行走过程中信号参数的时变性和增强对非平稳信号的适应性,从第 n 个定位点开始,本文采用渐消记忆算法进行辅助定位。假设加权阵为 \mathbf{W}_n ,则

$$\mathbf{W}_n = \begin{bmatrix} w^n & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & w^{n-1} & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & w \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, w 为权重因子,并且满足 $0 < w < 1$ 。历史相对定位误差加权和为 $L = \sum_{\tau=0}^{n-1} w^{n-\tau} \varepsilon^2(\tau)$,将其展开得到 $L(n) = w\varepsilon^2(n-1) + w^2\varepsilon^2(n-2) + \cdots + w^n\varepsilon^2$,其中, ε^2 是历史相对定位误差。随着历史定位点越久远,误差的权重按照 w 的指数衰减。本文的有效记忆长度用 t_l 来衡量,定义为

$$t_l = \frac{\sum_{k=0}^{\infty} w_l^k}{\sum_{k=0}^{\infty} k w_l^k} + \frac{1}{2} = \left\lfloor \frac{1-w_l}{w_l} + \frac{1}{2} \right\rfloor \quad (10)$$

然后,根据渐消记忆准则对前 t_l 个相对定位误差进行加权并求和,如式(11)

$$\text{sum}_l = \sum_{i=1}^{t_l} \left(w_l^{t_l-i+1} \sqrt{\sum_{j=1}^2 (\mathbf{H}'_{i,j} - \mathbf{Tr}'_{l,i,j})^2} \right), \quad l=1, 2, \dots, q \quad (11)$$

其中, t_l 为有效记忆长度, \mathbf{H}' 和 \mathbf{Tr}' 分别为前 t_l 个定位坐标和每条子指纹序列库的前 t_l 个坐标。

3.2 权重因子的自适应调整

根据自适应滤波器的工作原理^[16],为了更好地适应不同环境下的室内定位,随着系统的动态变化能够自适应地调整 w ^[21]。本文的 w 通过历史相对定位误差的均值来衡量,首先计算相距最近的前 $n-1$ 个定位坐标 \mathbf{H} 与每条子指纹序列库的前 $n-1$ 个坐标 \mathbf{Tr} 误差的均值 E_l ,如式(12)所示;然后,利用公式 $G = \left(\sum_{l=1}^q E_l \right) / q$ 计算所有序列误差均值 E_l 的总均值。

$$E_l = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{\sum_{j=1}^2 (\mathbf{H}_{i,j} - \mathbf{Tr}_{l,i,j})^2}}{n-1}, \quad l=1, 2, \dots, q \quad (12)$$

其中, n 为指纹序列维度, q 为数据库中子指纹序列个数, G 为所有序列误差均值 E_l 的总均值。

构造一个基于误差均值的自适应误差修正函

数,使得当子指纹路径误差 E_l 小于总的误差均值 G 时, w_l 逐渐趋近于 w_{\min} ;当子指纹路径误差 E_l 大于 G 时, w_l 逐渐趋近于1。这个函数从反余切函数 $y = \text{arccot}(-x)$ 进行变换,定义域为 E_l ,并将其值域从 $0 \sim \pi$ 压缩到 $w_{\min} \sim 1$ 之间,为了反映 E_l 与 G 的对比性,将上述函数向右平移 G 个单位,获得最终的误差修正函数表达式为

$$w_l = \frac{1-w_{\min}}{\pi} \text{arccot}[-(E_l-G)] + w_{\min} \quad (13)$$

其中, w_{\min} 是为了最低程度保证对历史定位点的依赖性而设定一个较小权重因子。

3.3 基于序列匹配的位置估计

在线定位阶段,移动终端实时采集所有AP的RSS序列,本文在前 $n-1$ 个点利用最近邻算法完成定位,当测试点个数达到 n 后,利用平滑的方式将每一时刻的RSS值依次组合成 n 维RSS向量,并表示为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} S_{p11} & S_{p12} & \cdots & S_{p1n} \\ S_{p21} & S_{p22} & \cdots & S_{p2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{pm1} & S_{pm2} & \cdots & S_{pmn} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, $S_{p_{ij}}$ 为第 i 个AP第 j 维数据点的RSS值。从 n 点开始,依次计算 \mathbf{T} 与指纹序列数据库中 \mathbf{U}_l 之间的信号欧氏距离,如式(15)所示,将对应的欧氏距离作为初始序列匹配度。最后通过式(16)完成匹配度更新,有效实现高精度定位。即

$$L_l = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (\mathbf{T}_{ij} - \mathbf{U}_{l,ij})^2}, \quad l=1, 2, \dots, q \quad (15)$$

$$L'_l = L_l + \text{sum}_l, \quad l=1, 2, \dots, q \quad (16)$$

其中, \mathbf{T}_{ij} 为第 i 个AP第 j 维数据点的RSS值, $\mathbf{U}_{l,ij}$ 为第 l 条指纹序列,第 i 个AP第 j 维数据点的RSS值, sum_l 为定位序列相对于第 l 条指纹序列误差的加权和,将 L'_l 进行排序并挑选出最小值对应的指纹路径,提取该路径的终点作为定位输出结果,完成位置估计。

4 实验结果

4.1 实验环境

下面在真实环境中进行数据采集,以验证本文所提算法的定位性能。其中,实验环境为空旷大厅和走廊环境,包括3个区域,区域1和区域2尺寸分别为 $10 \text{ m} \times 4 \text{ m}$ 和 $15 \text{ m} \times 4 \text{ m}$ 的走廊,区域3尺寸为 $25 \text{ m} \times 5 \text{ m}$ 的方型大厅,环境中共选取了4个接入点,如图1所示。本文算法运行平台为Windows7系统和Matlab软件,信号采集平台包括:接入点、用户端(Tag板)、网关和服务器。

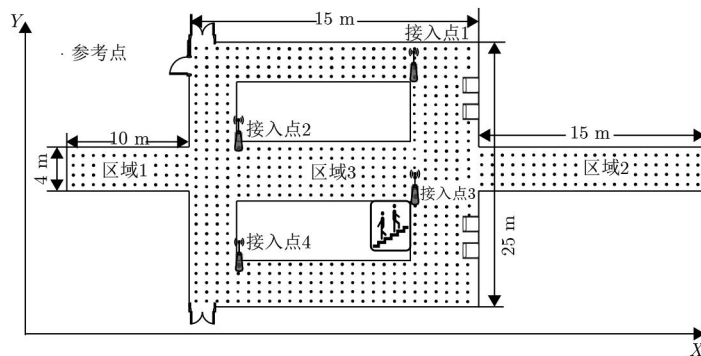


图1 空旷大厅和走廊环境的平面结构

4.2 建库时间开销

通过实测数据统计传统静态建库，文献[13]建库和本文建库方法的时间消耗，如图2所示；另外，在同一组测试数据下，验证了3种建库方法在本文算法下的定位精度，均可达到2 m以内，差异性很小。实验结果表明，本文建库方法在保证定位精度的同时，可以节约大量的人力和时间成本。

4.3 序列维度n值的选择

为了选择最佳的n值，在行走速度分别为慢速(约1.0 m/s)、中速(约1.3 m/s)和快速(约1.6 m/s)的情况下进行测试。图3给出了3种速度不同n值下本算法的累积误差概率分布(Cumulative Distribution Function, CDF)。由图可知，在中速和快速

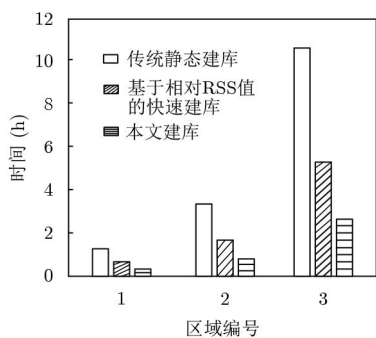


图2 建库时间对比

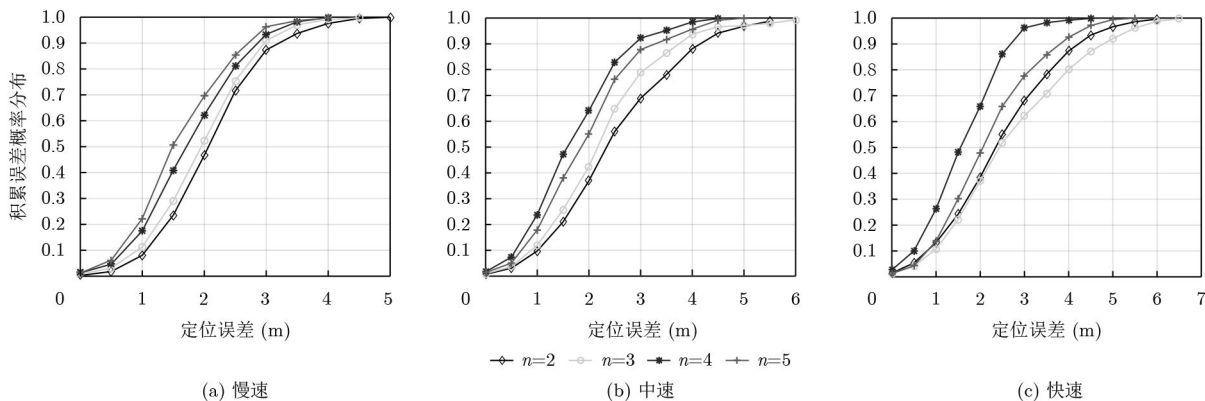


图3 不同速度不同n值的定位误差

时， $n=4$ 的整体定位精度均优于其他n值的情况，只有在慢速时， $n=5$ 的定位精度稍微优于 $n=4$ ；但 $n=5$ 之后，算法的时间复杂度急剧增加，严重影响定位实时性。综上所述，本文的n取值为4。

4.4 自适应权重因子对定位精度的影响

图4比较了不同测试点经过权重因子加权前后，以及不加权的定位结果，其中，较小权重因子 w_{min} 取为0.1。根据大量实验统计，以及为了突出对比性，本文的固定加权因子取0.8。图5给出了各情况下定位CDF图。由图可知，基于自适应权重因子的定位误差基本都集中在1~2 m，且整体定位误差较好；而其他两种情况主要集中在2 m以上，均存在大误差点。

4.5 行走速度对定位精度的影响

同样在慢速、中速和快速3种情况下进行定位测试，图6给出了在不同速度下行走3圈的定位轨迹，其中，每种标记符代表1圈。由图可知，不同速度下，本算法均能够较好地复现定位轨迹。另外，由于权重因子w的自适应调整，长时间的定位也没有误差积累现象，具有更加稳定的室内定位效果。

4.6 不规则行走路径对定位精度的影响

为了验证本算法的定位鲁棒性，设计了一种蛇形曲线行走的定位测试方案。图7给出了在实验环

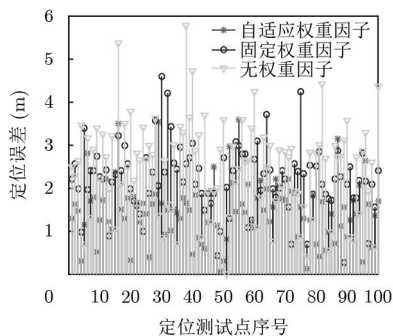


图4 测试点定位误差

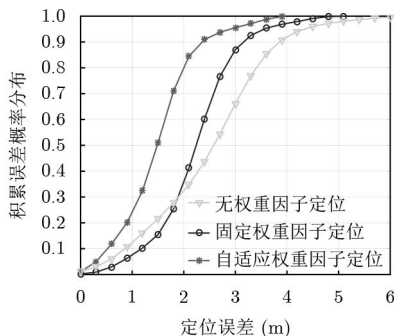


图5 同组数据定位误差CDF

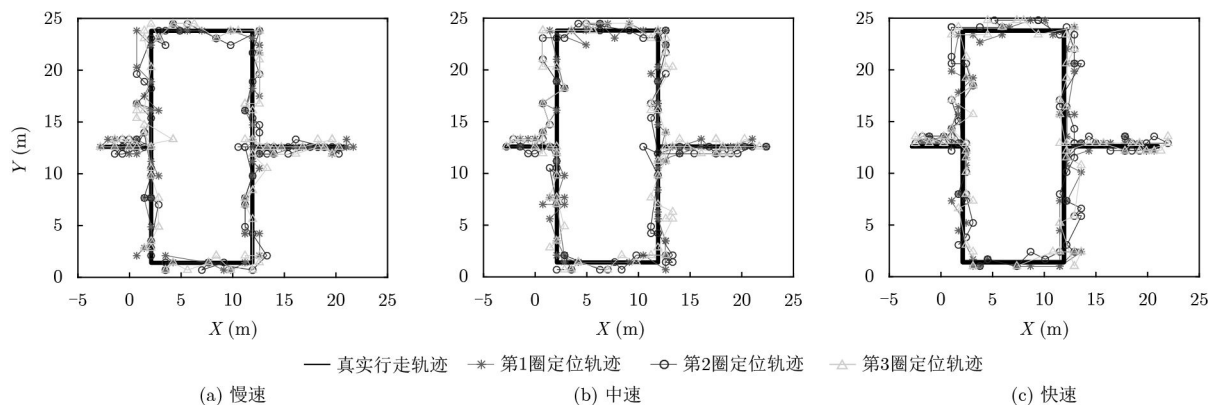


图6 不同速度下行走3圈的定位轨迹

境的中间走廊进行蛇形曲线行走的情况下，本算法、Inv-FP和iBILL的定位轨迹，图8为对应的定位CDF图。结果表明，在这种相对不规则的行走路径下，本文算法仍具有较高的定位精度，鲁棒性相对较好。

4.7 算法性能分析

为了分析算法的定位性能，分别在上述实验环境和室内复杂办公环境中利用相同的测试数据复现了KNN算法、文献[14]和文献[15]中的方法。图9和图10分别给出了对应的定位CDF图。表2统计了各算法的定位误差。由图和表可知，在不同的实验环境下，虽然本算法的定位精度有一定的差异性，但平均定位误差、67%误差和90%定位误差均优于其他算法，并且KNN和Inv-FP都会存在累积误差的

情况，而本算法的最大误差仅在4 m左右，可以很好地抑制大误差点，稳定性较好。另外，iBILL未考虑建库耗时的问题，而本文算法极大地降低了建库时间开销，具有更优的室内定位性能。

5 结论

针对传统指纹建库时间成本高和定位精度低的问题，本文提出了一种基于自适应渐消记忆的蓝牙序列匹配定位算法。本算法首先通过行人航迹推算和最近邻算法进行位置标定和RSS映射，然后根据位置相关性和序列递归搜索算法完成指纹序列数据库构建，最后利用自适应渐消记忆算法，结合RSS序列匹配度实现最终位置估计。实验结果表明，本算法降低了大量的建库时间开销，并且可有效剔除

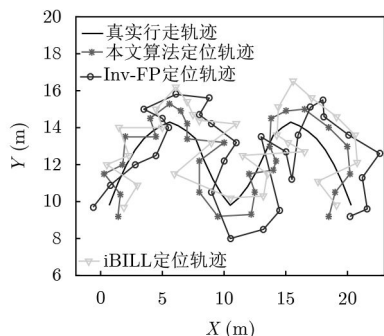


图7 蛇形曲线的定位轨迹

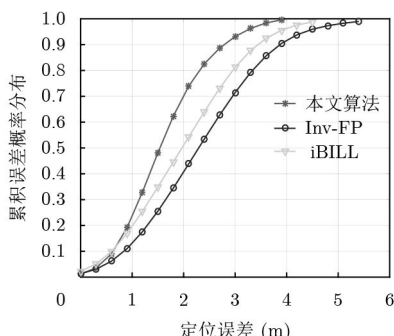


图8 定位误差CDF

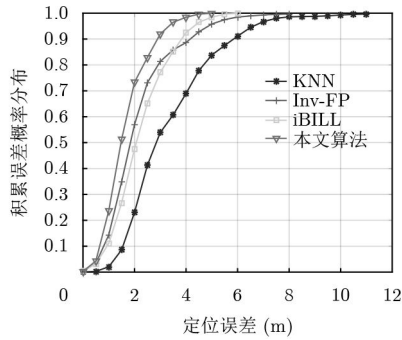


图9 空旷环境的不同算法定位误差CDF

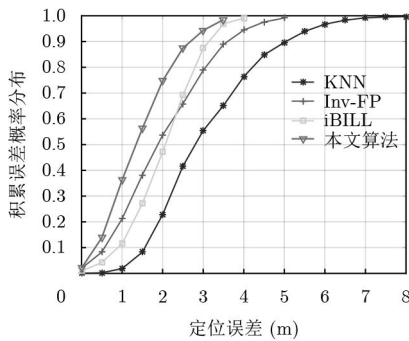


图10 复杂环境的不同算法定位误差CDF

表2 不同环境下4种算法的定位误差

实验环境	算法类型	平均误差(m)	67%误差(m)	90%误差(m)
空旷大厅和走廊环境	KNN	3.46	4.03	5.91
	Inv-FP	2.24	2.40	4.23
	iBILL	2.33	2.62	3.94
	本文算法	1.72	1.93	2.92
室内复杂办公环境	KNN	3.12	3.81	5.23
	Inv-FP	2.11	2.59	3.61
	iBILL	2.03	2.51	3.24
	本文算法	1.54	1.82	2.77

大误差点，避免长时间定位的误差积累，实现2 m 以内的室内定位精度。

参 考 文 献

[1] VU T H N, RYU K H, and PARK N. A method for predicting future location of mobile user for location-based services system[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2009, 57(1): 91–105. doi: 10.1016/j.cie.2008.07.009.

[2] GEZICI S, TIAN Zhi, GIANNAKIS G B, et al. Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(4): 70–84. doi: 10.1109/MSP.2005.1458289.

[3] WANG Yixin, YE Qiang, CHENG Jie, et al. RSSI-based Bluetooth indoor localization[C]. Proceedings of the 2015

11th International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks, Shenzhen, China, 2015: 165–171. doi: 10.1109/MSN.2015.14.

[4] WILLEMSEN T, KELLER F, and STERNBERG H. Concept for building a MEMS based indoor localization system[C]. Proceedings of 2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, Busan, South Korea, 2014: 1–10. doi: 10.1109/IPIN.2014.7275461.

[5] YANG Bo, LEI Yiqun, and YAN Bei. Distributed multi-human location algorithm using naive Bayes classifier for a binary pyroelectric infrared sensor tracking system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(1): 216–223. doi: 10.1109/JSEN.2015.2477540.

[6] KUNG H Y, CHAISIT S, and PHUONG N T M. Optimization of an RFID location identification scheme based on the neural network[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2015, 28(4): 625–644. doi: 10.1002/dac.2692.

[7] JEON W S and JEONG D G. Enhanced channel access for connection state of Bluetooth low energy networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(9): 8469–8481. doi: 10.1109/TVT.2017.2675915.

[8] 周牧, 王斌, 田增山, 等. 室内BLE/MEMS跨楼层融合定位算法[J]. *通信学报*, 2017, 38(5): 2017076. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2017076.

ZHOU Mu, WANG Bin, TIAN Zengshan, et al. Indoor BLE and MEMS based multi-floor fusion positioning algorithm[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(5): 2017076. doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2017076.

[9] LIN C P, TANG S H, LIN C H, et al. An improved modeling of TDR signal propagation for measuring complex dielectric permittivity[J]. *Journal of Earth Science*, 2015, 26(6): 827–834. doi: 10.1007/s12583-015-0599-7.

[10] 王艳丽, 杨如民, 余成波, 等. 相关性匹配蓝牙信标位置指纹库的室内定位[J]. *电讯技术*, 2017, 57(2): 145–150. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2017.02.004.

WANG Yanli, YANG Rumin, YU Chengbo, et al. Indoor localization of Bluetooth beacon position fingerprint based on correlation Algorithm[J]. *Telecommunication Engineering*, 2017, 57(2): 145–150. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2017.02.004.

[11] XU Xiaolong, TANG Yu, WANG Xinheng, et al. Variance-based fingerprint distance adjustment algorithm for indoor localization[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2015, 26(6): 1191–1201. doi: 10.1109/JSEE.2015.00130.

[12] CHEN Kongyang, WANG Chen, YIN Zhimeng, et al. Slide towards fast and accurate mobile fingerprinting for Wi-Fi indoor positioning systems[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018,

- 18(3): 1213–1223. doi: [10.1109/JSEN.2017.2778082](https://doi.org/10.1109/JSEN.2017.2778082).
- [13] JUN J, HE Liang, GU Yu, *et al.* Low-overhead WiFi fingerprinting[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(3): 590–603. doi: [10.1109/TMC.2017.2737426](https://doi.org/10.1109/TMC.2017.2737426).
- [14] AN J H and CHOI L. Inverse fingerprinting: Server side indoor localization with Bluetooth low energy[C]. Proceedings of the 2016 IEEE 27th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications, Valencia, Spain, 2016: 1–6. doi: [10.1109/PIMRC.2016.7794891](https://doi.org/10.1109/PIMRC.2016.7794891).
- [15] WU Xudong, SHEN Ruofei, FU Luoyi, *et al.* iBILL: Using iBeacon and inertial sensors for accurate indoor localization in large open areas[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 14589–14599. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2726088](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2726088).
- [16] 庞业勇, 王少军, 彭宇, 等. 一种在线时间序列预测的核自适应滤波器向量处理器[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(1): 53–62. doi: [10.11999/JEIT150157](https://doi.org/10.11999/JEIT150157).
- PANG Yeyong, WANG Shaojun, PENG Yu, *et al.* A kernel adaptive filter vector processor for online time series prediction[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(1): 53–62. doi: [10.11999/JEIT150157](https://doi.org/10.11999/JEIT150157).
- [17] 冯少江, 徐泽宇, 石明全, 等. 基于改进扩展卡尔曼滤波的姿态解算算法研究[J]. 计算机科学, 2017, 44(9): 227–229, 249. doi: [10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.042](https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.042).
- FENG Shaojiang, XU Zeyu, SHI Mingquan, *et al.* Research on attitude algorithm based on improved extended caiman filter[J]. *Computer Science*, 2017, 44(9): 227–229, 249. doi: [10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.042](https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2017.09.042).
- [18] 谷阳, 宋千, 李杨寰, 等. 基于惯性鞋载传感器的人员自主定位粒子滤波方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(2): 484–488. doi: [10.11999/JEIT140362](https://doi.org/10.11999/JEIT140362).
- GU Yang, SONG Qian, LI Yanghuan, *et al.* A particle filter method for pedestrian navigation using foot-mounted inertial sensors[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(2): 484–488. doi: [10.11999/JEIT140362](https://doi.org/10.11999/JEIT140362).
- [19] PEVNY T, BAS P, and FRIDRICH J. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010, 5(2): 215–224. doi: [10.1109/TIFS.2010.2045842](https://doi.org/10.1109/TIFS.2010.2045842).
- [20] JINDALERTUDOMDEE J, HAYASHIDA M, ZHAO Yang, *et al.* Enumeration method for tree-like chemical compounds with benzene rings and naphthalene rings by breadth-first search order[J]. *BMC Bioinformatics*, 2016, 17: 113. doi: [10.1186/s12859-016-0962-4](https://doi.org/10.1186/s12859-016-0962-4).
- [21] XIAO Ying and YIN Fuliang. Blind equalization based on RLS algorithm using adaptive forgetting factor for underwater acoustic channel[J]. *China Ocean Engineering*, 2014, 28(3): 401–408. doi: [10.1007/s13344-014-0032-5](https://doi.org/10.1007/s13344-014-0032-5).
- 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及蜂窝网定位技术等.
- 王 阳: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为无线定位技术.
- 周 牧: 男, 1984年生, 教授, 研究方向为无线定位与导航技术、信号侦察与检测技术、凸优化与深度学习理论等.
- 未 平: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为无线定位技术.