

# 基于聚类、空间分集和轨迹连续的实时定位算法

陈业纲<sup>1</sup> 徐则同<sup>2</sup>

(长江师范学院计算机工程学院 重庆 408000)<sup>1</sup> (中国科学院数学与系统科学研究院 北京 100190)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对多样本消除接收信号强度其时域浮动易造成定位的更新率下降和实时性降低的问题,首先在定位阶段利用空间分集技术,建立相邻位置信号强度的矢量队列来计算当前位置的强度;然后利用轨迹的连续性质,消除时域浮动产生的定位误差,同时通过对指纹数据库进行聚类,在对目标定位时只需在较小的聚类集合中进行少量计算,无需遍历整个数据库,且计算量不随指纹数据库的增大而增加,极大地降低了计算量;最后进行了实验仿真,结果表明该算法能有效减小运算量和定位误差。

**关键词** 接入点,基于位置的服务,扫描点,接收信号强度,空间信号最近邻法

**中图法分类号** TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.8.058

## Real-time Positioning Algorithm Based on Clustering, Spatial Diversity and Continuous Trajectory

CHEN Ye-gang<sup>1</sup> XU Ze-tong<sup>2</sup>

(College of Computer Engineering, Yangtze Normal University, Chongqing 408000, China)<sup>1</sup>

(Academy of Mathematics and System Science, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)<sup>2</sup>

**Abstract** As the elimination of received signal strength samples in time domain is easy to cause the location update rate floating reduction and real-time problem, we first used space diversity technology in positioning stage, and built vector queue of adjacent position signal strength to calculate the strength of current position. Then we used the continuous nature of track to eliminate the location error produced by time floating, at the same time by clustering the fingerprint database, the target localization was performed only a small amount of calculation in the smaller cluster set, without the need to traverse the entire database. And the calculation does not increase as the fingerprint database increases, which greatly reduces the amount of calculation. Finally the simulation and experiments show that the algorithm can reduce the amount of calculation and positioning error effectively.

**Keywords** Access point, Location-based service, Scanning point, Received signal strength, Nearest neighbor in signal space

为了实现定位,各种无线定位方案相继被提出,如蜂窝无线定位<sup>[1]</sup>、Zigbee 定位<sup>[2]</sup>、蓝牙定位<sup>[3]</sup>、WiFi 定位<sup>[4]</sup>及射频定位<sup>[5]</sup>等。其中蜂窝定位利用测量信号的特征值对移动目标的位置进行估计,定位精度不高。Zigbee 定位利用 RSSI 法进行定位,由于覆盖范围有限,因此只适合于在小区域和固定场合定位。蓝牙定位通过测量信号强度进行定位,但蓝牙器件和设备的价格昂贵,且处于复杂的空间环境,受噪声信号干扰大。射频定位利用射频方式进行非接触式双向通信交换数据来达到识别和定位,但其作用距离近,不具有通信能力,不便于整合到其他系统之中。而 WiFi 定位具有如下优点,首先 WiFi 接入点不需向有关部门申报且安装快捷,很多家庭已经安装 WiFi;其次, WiFi 接入点覆盖范围达到 100m \* 100m;第三, WiFi 网络的服务智能终端可在覆盖范围内自由移动。但智能终端的存储能量有限且计算能力不强,如何减小计算量和由环境及多径造成的定位误差,是实现高精度实时定位要解决的问题。

## 1 相关工作

影响 WiFi 定位的因素很多,包括 AP 个数、路径损耗、参考点的间距、未知 AP 的影响和 AP 部署方案等。文献[1]采用实验方式对前 3 个因素进行研究,但此方法花费代价太大,效率不高;对于指纹数据库的构建是基于时间分集的,文献[2-4]在固定点通过时间的累积收集目标区域的所有信号强度样本,将条件概率和平均滤波后求得的值作为指纹数据库中的指纹数据,但此方案无法实现大区域的指纹数据库的构建;文献[5]指出在新的接入点和拆除的接入点,此方案定位精度受严重影响;在复杂的市区环境中,环境干扰和多径效应接收到的信号强度产生时域浮动,为了解决此问题,文献[6-9]提出通过傅里叶变换或时间分集将接收到的信号转换到频域,但该方案计算量大且无法实现实时定位;WiFi 的广泛使用造成参考点附近的接入点过多,使得指纹数据库的数据量更加庞大,文献[10-12]提出的定位算法在能量有限、性能强大的移动终端中无法实现且计算量大;为了减少计算量,文献

到稿日期:2014-08-31 返修日期:2014-11-25 本文受教育部春晖计划;基于 Zigbee 的乌江涪陵到武隆段排污口污水实时监测系统的研究资助。

陈业纲(1971—),男,硕士,副教授,主要研究方向为物联网和计算机算法, E-mail: 815833998@qq.com;徐则同(1955—),男,教授,主要研究方向为计算机网络与算法。

[13-17]提出了在计算信号强度的相似度时,选取差异明显的 AP 进行计算,丢弃其余的 AP,此方案只适用于室内的多接入点定位问题;文献[18-20]提出在指纹数据库中采用聚类方式来减少定位时间,该方式有效地降低了计算强度,但对于边界问题未作研究;文献[21]研究了某个区域的接入点数量太少,会导致定位轨迹发生“突变”的问题;文献[22]提出如果存在未被覆盖的区域,会导致定位的不连续和缺失现象;现在的很多智能终端内嵌有 MARG 传感器,文献[23-27]提出利用此传感器,通过数据融合的方式解决缺失和突变问题,但该算法本身非常复杂,需要高性能处理器。

针对定位阶段由于接收信号强度受复杂环境的影响易导致位置估计错误,随着定位区域不断扩大指纹数据库不断膨胀和突变,在定位时计算量大且产生定位延迟等问题,提出了基于聚类、空间分集和轨迹连续的实时定位算法。

## 2 聚类技术

### 2.1 位置指纹定位法

此定位法由训练和定位两个阶段组成。前者目的在于构建一个基于位置指纹数据库,具体过程是 MU 分别在每个参考点上检测接收不同 AP 的 RSS 值,将其经纬度坐标和 MAC 地址存储到指纹数据库中,直至目标区域所有参考点都被访问。后者目的在于位置计算,具体的过程是当 MU 到达目标区域的某个地方时,采集周围接入点的 RSS,将接收到的信号强度与指纹数据库中的 RSS 进行匹配测量,测得的值就是该点的位置值。

### 2.2 位置指纹数据库的聚类

一般 WiFi 接入点的覆盖半径约为 50m,在该区域内存在的所有参考点都可被检测到,将所有检测到的接入点标志为该区域的特征 AP 集。根据此规则,就可以将位置指纹数据库分成多个不同的聚类。在定位时与数据库中该聚类所包含的参考点进行匹配即可。其聚类过程如图 1 所示。

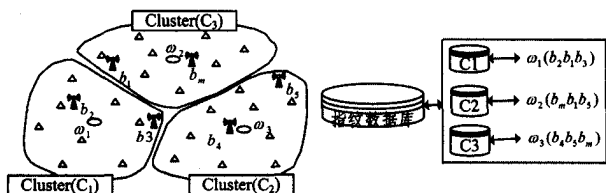


图 1 位置指纹数据库的聚类过程

由图 1 可知,  $b_1, b_2, b_3, b_4, b_5$  及  $b_m$  是目标区域内的 6 个 AP,图中的小三角空心符号表示参考点,在训练阶段,对目标区域中的这些参考点进行聚类处理,在特征 AP 集中选择  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  计算对应的聚类  $C_1, C_2$  和  $C_3$ ,其中  $C_1 = \omega_1(b_2, b_1, b_3)$ ,  $C_2 = \omega_2(b_m, b_1, b_5)$ ,  $C_3 = \omega_3(b_4, b_5, b_m)$ 。由文献[20]知,特征 AP 集的大小和选择策略决定聚类的大小和定位精度。若特征 AP 集选得过小,移动目标接收到的信号强度不稳定,则可能导致错误的位置估计。

### 2.3 移动目标寻找的聚类

在定位阶段,移动点接收到附近的 WiFi 接入点信号强度后,在数据库中找到对应的聚类进行匹配。如图 2 所示,设移动点在  $(x_1, y_1)$  处定位,由当前时刻接收到的信号强度及 MAC 计算出对应的特征 AP 集为  $\omega_3$ ,在指纹数据库中找到对应的聚类  $C_3$ ,最后移动点在  $C_3$  中查找相对应的值即移动点的位置。

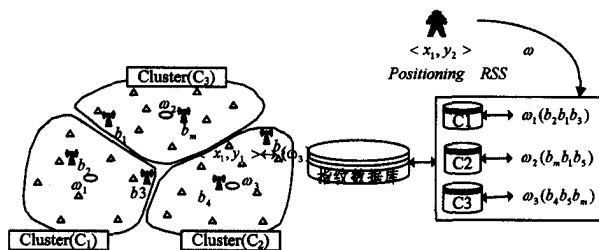


图 2 移动目标寻找聚类过程

由于室外环境的复杂性,AP 的信号强度存在时域浮动,定位时可能会出现匹配错误。如图 3 所示,若移动目标位于  $C_2$  和  $C_3$  的交界处,由图可知移动目标应选择  $C_3$ ,若  $C_2$  中的  $b_1, b_5$  出现时域浮动,则会错误地选择  $C_2$ 。如不修正,则会导致较大的定位误差。

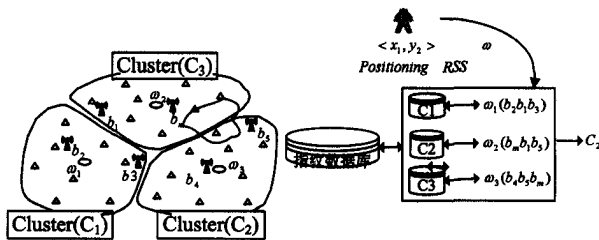


图 3 时域浮动对聚类的影响

总之,在聚类中获得稳定、精确的定位,必须找到合适大小的特征 AP 集。在复杂环境中如何选择特征 AP;若时域浮动导致定位错误,如何消除误差,是需要研究的问题。

特征 AP 集的大小决定着聚类集合的大小及定位的精度和计算量。为了研究 AP 的大小,本文选取定位均方根误差(DJW)、平均聚类的大小(PJD)和每次定位平均计算量(RMSE) 3 个指标,在室外环境中测试,结果如图 4 所示。

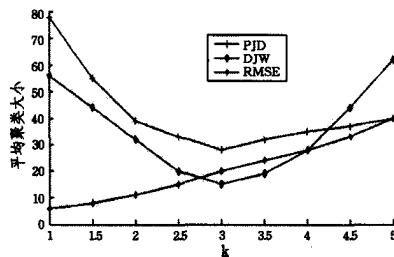


图 4 特征 AP 集的大小与平均聚类的大小

由图 4 可知,当特征 AP 集的大小为 3 时,其计算量、定位误差和聚类大小最小,故本文中 AP 集的大小取 3。

在实际情况下,选取信号强度最大的接入点作为特征 AP,当选择 AP 集大小为 3 时,对参考点接收到的信号强度按由大到小的顺序排序,取前 3 个接入点作为对应参考点特征 AP。

若时域浮动导致定位错误,则通过加扰技术来消除错误定位。加扰技术的核心是扩大聚类集合。若在特征 AP 集  $\omega_2(b_m, b_1, b_5)$  中插入一个 AP(\*),则此特征 AP 扩充成 3 个新的特征 AP 集,即  $\omega(b_m, b_1, *)$ ,  $\omega(b_1, b_5, *)$ ,  $\omega(b_m, b_5, *)$ ,其中,  $\omega(b_m, b_1, *)$  对应的聚类为  $C_2$ ,  $\omega(b_1, b_5, *)$  无对应聚类,  $\omega(b_m, b_5, *)$  对应的聚类为  $C_3$ ,则移动点在  $C_2$  和  $C_3$  中匹配定位。

## 2.4 聚类技术实现流程

### (1) 训练阶段的聚类

首先对接收到的接入点的信号强度按从大到小的顺序排序, 从中选取排名前3的接入点作为对应参考点的特征 AP; 再把相同的 AP 组成一个聚类, 将这个 AP 的 MAC 地址作为聚类的索引。其基于聚类的指纹数据库构建如图 5 所示。

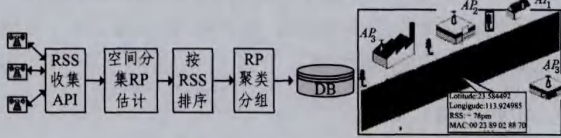


图 5 构建基于聚类的指纹数据库

### (2) 定位阶段的聚类

在定位阶段, 当用户到达某个位置时, 首先扫描附近的接入点, 将接收到的信号强度按由大到小的顺序排序, 选择前 3 个信号强度接入点的 MAC 地址, 以这 3 个地址作为索引查找数据库, 找到对应的聚类集合, 最后按照匹配定位算法计算其位置。如果出现偏差, 使用加扰技术来纠正。

## 3 基于聚类、空间分集和轨迹连续的实时定位算法 (CST)

在现实复杂环境中, 由于时域浮动, 接收到的信号存在时域浮动。在定位阶段, 若只用一个样本的信号进行定位, 会造成很大的误差。为了提高定位精度, 文献[23, 24]采用求多个信号强度的平均值来定位, 但此算法花费的时间代价高, 易引起定位的延迟。为了解决上述问题, 本文采用空间分集和轨迹连续性融合的方式来解定位问题。

### 3.1 空间分集原理

空间分集是指在参考点  $i$  处的指纹信息  $RP(i)$  通过其覆盖圆内 SP 处的信号强度来计算, 开车沿街扫描周围的 WiFi 接入点并记录 SP 处的接入点的信号强度, 在  $SP_k$  处接入点  $k$  的接收信号强度为  $r^k(i)$ 。为了计算参考点的接收信号强度, 采用加权滤波(UW)技术。指纹信息  $RP(i)$  的计算公式如下:

$$RP(i) = UW\_RSS^m = UW(r^m(k)) = \sum_{k=1}^K \omega_k \cdot r^m(k) \quad (1)$$

$UW\_RSS^m$  代表  $AP_m$  在参考点  $i$  处接收信号强度的值;  $K$  代表扫描点的数量;  $\omega_k$  表示第  $k$  个扫描点处的信号强度的加权值, 其计算公式为:

$$\omega_k = \frac{\rho(d_k) \cdot d_k^{-p}}{\sum_{k=1}^K \rho(d_k) \cdot d_k^{-p}} \quad (2)$$

其中,  $d_k$  表示  $SP_k$  与参考点  $i$  之间的距离,  $p$  为功率因子,  $\rho(d_k)$  为  $SP_k$  到参考点  $i$  处的相关系数。其具体的计算推导过程参考文献[6, 9]。

### 3.2 指纹数据库的自动构建

由上述可知, 将加权滤波技术与空间分集方法相结合, 构建指纹信息数据库。该系统主要由 RSS 测量模块和 RP 估算模块组成, 前者主要负责收集附近 WiFi 接入点的信号强度, 将收集到的 AP 点的 MAC 地址和经纬度坐标发给 RP 估算模块; 后者对收到的接入点进行筛选, 对筛选后的节点采用加权滤波和空间分集技术计算其指纹信息, 最后将这些信息存入数据库中。

考虑到实际环境和不同用户的要求, 为了使 RP 估算模块能满足用户需求, 提出了基于微圆的数据库自动构建方式, 如图 6 所示。

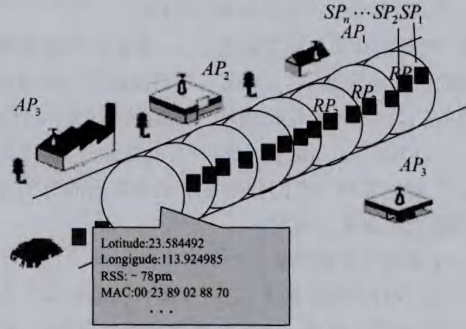


图 6 基于微圆的数据库自动构建系统

由图 6 可知, 数据库构建分 3 步。

(1) 数据收集: 在实验中, 设计了一个载有无线网卡的笔记本和 USB 接口的 GPS 接收机(TK-158)的小车, 该小车(见图 6)以 22km/h 的速度在目标区域进行沿街主动扫描, 扫描频率为 5Hz, 设计了 DeviceIOControl 模块来收集接入点  $\{AP_1, AP_2, \dots, AP_n\}$  的接收信号强度、MAC 地址及经纬度坐标。

(2) 接入点的选取: WiFi 接入点的覆盖直径一般为 100m, 在参考点处选取的接入点必须覆盖以 50m 为半径的圆, 但有些点会被覆盖的圆内的扫描点  $\{SP_1, SP_2, \dots, SP_n\}$  周期性地检测到, 由文献[19]知, 这些节点的信号强度弱, 为了使构建的数据库具有较强的鲁棒性, 将这些接入点舍弃。

(3) 计算参考点的指纹数据: 由文献[25]可知, 参考点的间距决定定位精度, 本文将微圆半径看成参考点的间距。一般情况下, 间距越小, 定位的精度越高, 但是参考点过多, 数据库中数据就更多, 而如果间距太小, 在覆盖半径内的信号强度的样本数就会减少, 这样得到的指纹数据库信息就不稳定。故微圆半径的选取对于数据库的构建影响很大, 由文献[22]知, 为了满足定位需求, 室外一般选取 8m~11m 作为微圆半径, 对于参考点间距的选取, 用式(3)计算。

$$E = \frac{1}{|R|} \int_R \int_R d(x, z) p(x|z) dx dz \quad (3)$$

### 3.3 空间分集检测

由于信号强度具有空间相关性, 因此移动点在定位时, 当前接收到的信号强度不仅可用于当前时刻的定位。还可用于下一时刻的定位。其定位的步骤如下:

设在目标区域中存在  $n$  个接入点, 在  $t$  时刻移动点测得接入点的信号强度矢量为  $RSS_t = \{RSS_t^1, RSS_t^2, \dots, RSS_t^n\}$ , 长度为  $k$  的矢量存储单元用于存储时刻  $t-k$  到  $t-1$  之间的信号强度矢量, 即  $\{RSS_{t-1}, RSS_{t-2}, \dots, RSS_{t-k}\}$ 。由信号强度的空间连续性知, 用已接收的信号强度矢量计算当前时刻的信号强度矢量, 公式如下:

$$JRSS_t^n = \sum_{i=1}^n \omega_i \times RSS_{t-i} \quad (4)$$

$JRSS_t^n$  表示时刻  $t$  接入点  $n$  的信号强度;  $RSS_{t-i}$  表示  $t-i$  时刻接入点  $n$  的信号强度; 不同时刻信号强度的加权值用  $\omega_i$  表示。

### 3.4 轨迹连续性原理及测量方法

运动的物体在没有突然受到其他外力时一般不会发生

“突变”，其运动轨迹是平滑的。如果当前时刻接收到的信号强度和前一时刻信号强度的差值大于某阈值，则认为发生了“突变”，产生“突变”的原因通常是当前时刻接收到的信号强度产生了时域浮动。连续性检测过程如下：

设  $t$  时刻的移动目标的速度为  $v_t$ ，在此时刻从指纹数据库获得的位置坐标为  $(x_t, y_t)$ ，前一时刻该目标在数据库中的位置为  $(x_{t-1}, y_{t-1})$ ，则此时刻移动点的位置  $(x_t, y_t)$  应在以  $(x_{t-1}, y_{t-1})$  为圆心、 $v_t$  为半径的圆内；若在圆外，则认为发生了“突变”，此时需利用空间分集技术来计算当前时刻的信号强度，根据此值来定位匹配。

### 3.5 CST 算法的实现步骤

本项目设计的基于聚类、空间分集和轨迹连续的实时定位算法框图如图 7 所示。CST 算法由位置估计模块、轨迹连续性检测模块和 RSS 加权估计模块 3 大模块组成。

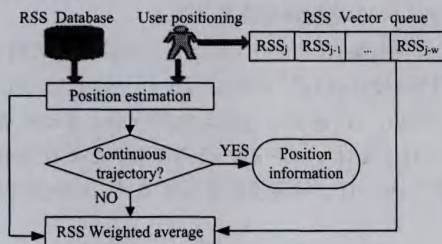


图 7 CST 算法

#### (1) 位置估计模块

设移动点在目标区域扫描附近的 WiFi 接入点，接收到的信号强度的值为  $RSS = [R_{AP1}, R_{AP2}, \dots, R_{APn}]$ ， $R_{APn}$  表示在当前时刻移动点接收到的 AP $n$  的信号强度， $n$  表示在不确定区域检测到的接入点个数；目标区域位置  $k$  在指纹数据库中保留的指纹信息为  $RSS^k = [R_{AP1}^k, R_{AP2}^k, \dots, R_{APn}^k]$ ，在对应的聚类集中进行定位匹配，其过程如下。

先计算参考点与未知位置的信号强度间的欧氏距离，其计算如式(5)：

$$d(RSS_k, RSS) = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (R_{APi} - R_{APi}^k)^2} \quad (5)$$

计算出所有  $n$  个欧氏距离后，将其按由小到大的顺序排序，选出前面  $m$  个参考点的距离，将这  $m$  个点的加权平均作为移动点的位置估计，其计算如式(6)：

$$(x_i, y_i) = \frac{\sum_{j=1}^m \frac{1}{d(RSS, RSS^k)} \times (x_m, y_m)}{\sum_{j=1}^m \frac{1}{d(RSS, RSS^k)}} \quad (6)$$

#### (2) 轨迹连续性检测模块

轨迹连续性是指运动的物体的运动轨迹没遇到外力时不会出现突变，其运动轨迹是一条平滑的曲线。研究移动的物体当前时刻的位置与前一时刻位置间的距离，若  $D\{(x_t, y_t), (x_{t-1}, y_{t-1})\} \leq L$ ，则认为其轨迹是连续的；若大于  $L$ ，则认为估计的位置异常。需对接收信号进行 RSS 加权平均。

#### (3) RSS 加权估计模块

由上节知，若距离大于阈值，则认为定位异常。为了消除异常，需对接收信号强度进行加权平均得到一个合理的信号强度，首先利用矢量队列中的信号强度计算当前位置的估计值  $JRSS_t$ ，然后求  $RSS_t$  和  $JRSS_t$  的加权平均值，将此值作为该移动点的信号强度矢量。计算公式如下：

$$JRSS_t = \sum_{j=1}^n \omega_j \times RSS_{t-j} \quad (7)$$

$$RSS_t^* = (1-\alpha) \cdot JRSS_t + \alpha \cdot RSS_t \quad (8)$$

其中，不同时刻的信号强度的加权值用  $\omega_j$  表示， $RSS_{t-j}$  表示  $t-j$  时刻的信号强度值。 $RSS_t^*$  表示  $RSS_t$  和  $JRSS_t$  的加权平均值， $\alpha$  由  $D\{(x_t, y_t), (x_{t-1}, y_{t-1})\}$  决定。

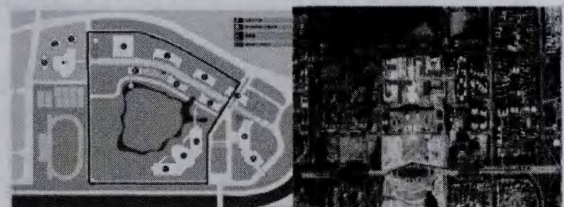
最后，将  $RSS_t^*$  的值作为移动点的位置估计，若该值还不能满足轨迹连续性，则丢掉此值，用  $RSS_t$  的值加上一个定值作为该移动点的位置估计值。

## 4 实验仿真

为了验证 WiFi 在室外定位的准确性，将本文提出的算法与空间最近邻法(NN)和最大似然估计概率进行比较，然后分析结果。

### 4.1 实验背景

为了验证本文提出的算法(CST)，选取了 3 个区域，它们分别是长江师范学院 B 区、金科居民区和新世纪商业区，其中校园区域为 610m \* 400m，居民区大小约为 1190m \* 590m，新世纪商业区为 810m \* 800m。如图 8 所示。



(a) 长江师范学院 B 区

(b) 金科居民区



(c) 新世纪商业区

图 8 实验场景及路径

本实验采用 C# 设计，数据库为 oracle，采用带无线网卡的 ASUS 笔记本，同时选择支持 USB 接口的 TK-158GPS 信号采集仪。使用软件 WirelessMon3.0 记录接入点信息，主要记录接入点的 RSS 值、MAC 地址及经纬度信息，采用的扫描频率为 5Hz。

### 4.2 实验结果与分析

设计两组实验来对比 CST 算法与 NN 算法和 ML 算法的定位精度，其中第一组实验是 3 个算法在定位阶段都采用 1 个接收信号进行定位，主要验证聚类算法能否缩短定位时间，同时利用轨迹连续和空间分集技术能否降低时域浮动。第二组实验中 CST 算法采用 1 个接收信号强度样本，而 NN 算法和 ML 算法采用 5 个样本进行定位匹配，以进一步验证本算法的定位性能；同时比较时间花费，验证算法的实时性。

#### (1) 实验 1

对于同一指纹数据库，对本算法 CST 与 NN、ML 算法都用一个样本定位，实验结果如图 9 所示。图中的纵坐标表示定位误差的累积概率分布，横坐标表示定位误差。

[1] 毛科技,戴光麟,夏明,等.采用分层结构的 WSN 室内三维定位算法的研究和设计[J].小型微型计算机系统,2013,34(2):121-124  
Mao ke-ji,Dai Guang-lin,Xia Ming,et al. Three Dimensional Localization Algorithm Base on Layered Structure for Indoor WSN [J]. Journal of Chinese Computer Systems,2013,34(2):121-124

[2] 钱志鸿,朱爽,王雪.基于分簇机制的 ZigBee 混合路由由能量优化算法[J].计算机学报,2013,36(3):485-493  
Qian Zhi-hong,Zhu Shuang,Wang Xue. An Cluster-Based Zig-Bee Routing Algorithm for Network Energy Optimization[J]. Chinese Journal of Computers,2013,36(3):485-493

[3] 陈益强,李秋实,刘军发,等.基于蓝牙动态特征的移动情境感知[J].软件学报,2011,22(zk2):137-146  
Chen Yi-qiang,Li Qiu-shi,Liu Jun-fa,et al. Sensing Surrounding Contexts using Dynamic Bluetooth Information[J] Journal of software,2011,22(zk2):137-146

[4] 潘立波.基于 WIFI 技术的无线定位算法研究与实现[D].杭州:浙江大学,2013  
Pan Li-bo. Research and Realization of Wireless Localization Algorithm Based on WIFI Technology [D]. Hangzhou: Zhejiang University,2013

[5] 张士庚,刘光亮,刘璇,等.大规模 RFID 系统中一种能量有效的丢失标签快速检测算法[J].计算机学报,2014,37(2):434-444  
Zhang Shi-geng,Liu Guang-liang,Liu Xuan,et al. An Energy-Efficient and Fast Missing Tag Detection Algorithm in Large Scale RFID Systems[J]. Chinese Journal of Computers,2014,37(2):434-444

[6] 陈小龙,秦静.基于 WiFi 定位的智能手机位置证明协议[J].软件学报,2013,24(S2):222-228  
Chen Xiao-long,Qin Jing. Protocols of Location-Proof Based on WiFi in Smart-Phone[J]. Journal of Software,2013,24(S2):222-228

[7] 陈立国,刘超.基于高斯过程的缺陷定位方法[J].软件学报,2014,25(6):1169-1179  
Chen Li-guo,Liu Chao. Bug Localization Method Based on Gaussian Processes[J]. Journal of Software,2014,25(6):1169-1179

[8] 刘志华,息珍珍,陈嘉兴,等.相似度优化的无线传感器网络移动节点定位[J].软件学报,2013,24(S1):16-23  
Liu Zhi-hua,Xi Zhen-zhen,Chen Jia-xing,et al. Localization Optimized by Similarity for WSN Mobile Nodes[J]. Journal of Software,2013,24(S1):16-23

[9] 陈祠,牟楠,张晨,等.基于主成分分析的室内指纹定位模型[J].软件学报,2013,24(S1):98-107  
Chen Ci,Mu Nan,Zhang Chen,et al. Indoor Fingerprint Positioning Model Based on Principal Component Analysis[J]. Journal of Software,2013,24(S1):98-107

[10] 张士庚,曾英佩,陈力军,等.移动传感器网络中定位算法的性能评测[J].软件学报,2011,22(7):1597-1611  
Zhang Shi-geng,Zeng Ying-pei,Chen Li-jun,et al. Performance Evaluation of Localization Algorithms for Mobile Sensor Networks[J]. Journal of Software,2011,22(7):1597-1611

[11] 陈文龙,徐明伟.面向地址空间分离网络的地址映射模型:AMIA [J]. 计算机学报,2012,35(1):76-84  
Chen Wen-long,Xu Ming-wei. AMIA: Address Mapping Model Facing the Network with Separated Address Space[J]. Journal of Computers,2012,35(1):76-84

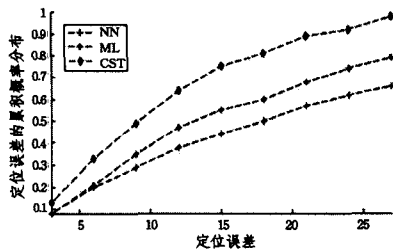


图9 同一样本不同定位算法的定位性能

由图9可知,ML算法的最大定位误差为85.4m,均方根误差为13.5m;NN算法的最大定位误差为105.4m,均方根误差为15.9m;CST算法的最大定位误差为28.4m,均方根误差为9.5m。从图的纵坐标可以看出,CST算法比NN算法的最大定位误差减少了70%,均方根误差减少了40%。

(2)实验2

对于同一指纹数据库,CST算法采用1个接收信号强度样本,而NN算法和ML算法采用5个样本进行定位匹配,实验结果如图10所示。图中的纵坐标表示定位误差的累积概率分布,横坐标表示定位误差。

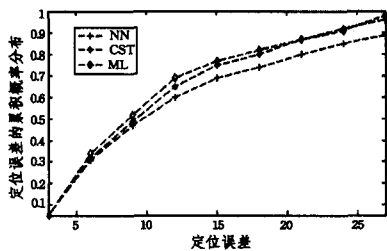


图10 不同样本数量不同定位算法的定位性能

由图10可知,NN和ML算法由于采用5个样本定位,因此能有效消除信号的时域浮动,ML算法的均方根误差为9.6m,最大定位误差为30.9m;NN算法的均方根误差为11.2m,最大定位误差为31.2m;而CST算法的最大定位误差为28.4m,均方根误差为9.5m。由实验结果可知,3种算法性能相当,但此时ML和NN算法采用5个样本,定位时间为645.3ms和625.2ms,而CST定位时间为6.1ms。故CST算法既满足了移动终端的实时定位需求,又显著降低了能耗。

上述3种算法的性能分析和时间消耗如表1所列。当用1个样本时,CST算法采用了聚类方式,定位时间为6.1ms,而NN为125.5ms,ML为138.2ms;当用5个样本时,NN耗时为625.2ms,ML为645.3ms,随着指纹数据库的不断增多,聚类优势更加显著。

表1 3种算法的性能分析和时间消耗

评价指标	CST	NN (1样本)	ML (1样本)	NN (5样本)	ML (5样本)
均方根误差(m)	9.5	15.9	13.5	11.2	9.6
最大误差(m)	28.4	85.4	105.4	31.2	30.9
定位时间(ms)	6.1	125.5	138.2	625.2	645.3

**结束语** 为了能够利用市区内已有的WiFi网络实现室内外的精确定位,首先研究了实现WiFi定位的聚类技术以及需要解决的问题,同时使用该技术对实现过程中的关键指标选择验证;然后提出了基于聚类、空间分集和轨迹连续的CST实时定位算法,并研究了算法的流程和性能;最后将本文算法与其他算法进行了比较,仿真结果表明,所提算法能有效提高定位效果。

- [17] Harris M, Senguptaj S, Owens J D. Parallel prefix sum (scan) with CUDA[J]. GPU gems, 2007, 39(3):851-876
- [18] NVIDIA. NVIDIA C best practices guide[OL]. [http://clocos.nvidia.com/cuda/pdf/CUDA\\_C\\_Best\\_Practices\\_Guide.pdf](http://clocos.nvidia.com/cuda/pdf/CUDA_C_Best_Practices_Guide.pdf)
- [19] Mei X, Sun X, Zhou M. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]// 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops). 2011:467-474
- [20] Bilgic B, Horn B K P, Masaki I. Efficient integral image computation[C]// Intelligent Vehicles Symposium(IV) on the GPU. 2010 IEEE, 2010:528-533
- [21] NVIDIA. Nvidia cuda compute unified device architecture programming guide[OL]. [http://moss.csc.ncsu.edu/~mueller/cluster/nvidia/2.0/Programming\\_Guide\\_2.0Beta2.pdf](http://moss.csc.ncsu.edu/~mueller/cluster/nvidia/2.0/Programming_Guide_2.0Beta2.pdf)
- [22] Ortega J S. Towards visual localization, mapping and moving objects tracking by a mobile robot: a geometric and probabilistic approach[D]. Toulouse: Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT, 2007
- [23] 汤颖, 肖廷哲, 范菁. 基于 GPU 加速的快速图像相似区域查找[J]. 计算机科学, 2014, 41(2):290-296  
Tang Ying, Xiao Ting-zhe, Fan Jing. GPU-based Fast Search of Similar Patches in Images[J]. Computer Science, 2014, 41(2):290-296
- [24] 党建武, 杭利华, 王阳萍, 等. 基于 GPU 的 2D-3D 医学图像配准[J]. 计算机科学, 2013, 40(4):306-309  
Dang Jian-wu, Hang Li-hua, Wang Yang-ping, et al. 2D-3D Medical Image Registration Based on GPU[J]. Computer Science, 2013, 40(4):306-309

(上接第 287 页)

- [12] 周仕飞. 3G 与 WiFi 中多媒体传输策略研究[D]. 长沙: 中南大学, 2010  
Zhou Shi-fei. The research of multimedia transmission strategy of 3G and WiFi [D]. Changsha: Central South University, 2010
- [13] 章翠芝. 基于 WiFi 的时钟同步技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012  
Zhang Cui-zhi. Research on clock synchronization technologies based on WiFi [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012
- [14] 罗娜. 基于 88W8686 手持终端的 WiFi 功能的设计与实现[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010  
Luo Na. Design and implementation of WiFi function based on 88W8686 hand-held terminal [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2010
- [15] 赵峙岳. 基于 WiFi 无线网络的嵌入式打印终端的设计[D]. 广州: 华南理工大学, 2011  
Zhao Zhi-yue. The design of embedded printing terminal based on WiFi wireless network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011
- [16] 崔小东. 基于 WiFi 的无线校园网建设研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010  
Cui Xiao-dong. Research on wireless campus network construction based on WiFi [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2010
- [17] 曾强. WiFi 无线传感器网络的设计与实现[D]. 太原: 中北大学, 2012  
Zeng Qiang. Design and implementation of WIFI wireless sensor network [D]. Taiyuan: North University of China, 2012
- [18] 李飞. WiFi 网络中基于测距的定位算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013  
Li Fei. Research on localization algorithm based on WiFi network location [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013
- [19] 王剑飞. 基于 WiFi 技术的井下视频传输系统的设计与实现[D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2014  
Wang Jian-fei. Design and Realization of downhole video transmission system based on WiFi Technology [D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2014
- [20] 刘艳虹. 3G 和 WiFi 双模终端的无缝切换算法研究[D]. 长春: 长春科技大学, 2013  
Liu Yan-hong. Research on Seamless Handover Algorithm in 3G and WiFi dual mode terminal [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2013
- [21] 刘标. 基于无线局域网的多信道快速接入算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012  
Liu Biao. Research on multi channel fast access algorithm based on wireless LAN[D]. Xi'an: Xidian University, 2012
- [22] 温三宝. 密集覆盖下无线局域网的动态资源分配研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012  
Wen San-bao. Study on dynamic resource allocation strategies in high density WLAN [D]. Xi'an: Xidian University, 2012
- [23] Wang G, Yang KH. A new approach to sensor node localization using RSS measurements in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2011, 10(5):1389-1395
- [24] 叶苗, 王宇平. 基于变方差概率模型和进化计算的 WSN 定位算法[J]. 软件学报, 2013, 24(4):859-872  
Ye Miao, Wang Yu-ping. Location Estimation in Wireless Sensor Networks Based on Probabilistic Model with Variant Variance and Evolutionary Algorithm[J]. Journal of Software, 2013, 24(4):859-872
- [25] Gholami M R, Vaghefi R M. RSS-Based Sensor Localization in the Presence of Unknown Channel Parameters[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2012, 61(15):3752-3759
- [26] Wang W D, Zhu Q X. Sequential Monte Carlo location in mobile sensor networks[J]. Wireless Network, 2009, 15:481-495
- [27] Amundson I, Sallai J, Koutsoukos X, et al. Mobile sensor waypoint navigation via RF-based angle of arrival location[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2012, 5:1-15
- [28] Baggio A, Langendoen K. Monte-Carlo localization for mobile wireless sensor networks[J]. Ad hoc Networks, 2008, 6:718-733
- [29] Wang J, Han T. A self-adapting dynamic location algorithm for mobile nodes in wireless sensor networks[J]. Procedia Environmental Sciences, 2011, 11:270-274
- [30] Hu G, Zhang R, Liu Y J. Research of location problem for mobile node in underwater sensor network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 2(25):265-270