

# 多信息融合的轨迹追踪系统设计与实现<sup>\*</sup>

徐卫东<sup>1,2</sup>, 周传杰<sup>1,2</sup>, 陈哲<sup>1,2</sup>, 王新<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(复旦大学 计算机科学技术学院, 上海 201203)

<sup>2</sup>(网络信息安全审计与监控教育部工程研究中心, 上海 200433)

通讯作者: 徐卫东, E-mail: xud\_langtaosha@163.com

**摘要:** 轨迹可以看做是对象随着时间变化在空间中留下的印迹. 近年来, 随着移动终端使用的普及以及生活的信息化, 大量的轨迹数据在日常生活中日益积累并为不同的应用所服务. 针对用户在移动社交网络以及校园信息化统一管理平台留下的位置痕迹信息, 研究和开发了多信息融合的轨迹追踪系统 Argo. Argo 系统分析了微博、邮件、BBS、一卡通等应用层留下的位置痕迹信息, 并结合覆盖校园的无线接入点, 采用无线接入点被动定位获取用户位置, 实现了多信息融合下的用户轨迹追踪. 实验结果表明, 该系统能够有效地实现轨迹追踪, 并依此提供更好的服务.

**关键词:** 轨迹; 社交网络; 位置痕迹; 被动定位; 多信息融合

中文引用格式: 徐卫东, 周传杰, 陈哲, 王新. 多信息融合的轨迹追踪系统设计与实现. 软件学报, 2015, 26(Suppl. (2)): 111-118. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15021.htm>

英文引用格式: Xu WD, Zhou CJ, Chen Z, Wang X. Multidimensional information-based tracking system. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015, 26(Suppl. (2)): 111-118 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15021.htm>

## Multidimensional Information-Based Tracking System

XU Wei-Dong<sup>1,2</sup>, ZHOU Chuan-Jie<sup>1,2</sup>, CHEN Zhe<sup>1,2</sup>, WANG Xin<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 201203, China)

<sup>2</sup>(Engineering Research Center of Cyber Security Auditing and Monitoring, Ministry of Education, Shanghai 200433, China)

**Abstract:** With the popularity of mobile devices and social informatization, a lot of trajectory data is increasingly accumulated in daily life and used in different applications. Based on the location information of users in the mobile social network and campus informatization management network, a trajectory tracking system named Argo is proposed in this paper. In order to realize multi-information fusion trajectory tracking, various sources of location information such as Weibo, E-mail, BBS, E-card and the passive localization information from wireless access points covering the entire campus, are all analyzed in the Argo. Experimental results show that the system can effectively achieve the trajectory tracking and provide a better service for users.

**Key words:** trajectory; social network; position trace; passive localization; multi-information fusion

近年来, 移动互联网发展非常迅速, 移动终端逐步得到普及. 移动互联网与用户紧密相关, 移动终端的便携性深刻影响着社交网络, 随时随地状态发送、位置标记等已经成为部分用户的生活习惯, 由此, 基于社交媒体网络的位置挖掘成为一个重要的研究方向. 通过挖掘用户的位置信息, 发现用户的路径轨迹或使用历史轨迹, 为理解用户的兴趣爱好、行为特征以及进行 LBS(location-based service)提供了依据<sup>[1]</sup>.

此外, 校园信息化在高校建设中也是如火如荼的进行, 校园信息化是符合时代的要求, 也是教育现代化的重要环节. 校园信息化为高校提供了统一的信息管理平台, 包括校园邮件服务、校园一卡通、校园 BBS、校园资讯

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61171074); 上海预研课题(2012003)

收稿时间: 2014-05-02; 定稿时间: 2014-08-22

等,信息的统一化管理为数据挖掘提供了重要的数据源.这些信息对于研究校园环境用户生活、学习具有重要意义,不少学者也已经开始关注这个领域<sup>[2]</sup>.

本文针对上述应用场景,主要考察了用户在移动社交网络留下的位置痕迹,以及用户在校园信息平台留下的位置痕迹,并有针对性的挖掘出特定用户的位置.此外,针对校园无线 AP(access point)覆盖的有利场景,提出了一种较为精确的 AP 被动定位技术<sup>[3]</sup>.根据获取的多维度信息,提出了多信息融合的轨迹追踪系统,并且在轨迹融合和轨迹预测方面,也提出了适应系统的算法.最后,根据设计方案完成了原型系统,并通过实验验证了轨迹追踪的有效性.多信息融合的网络定位与轨迹跟踪,作为一种应用支撑技术,对于其他场景也具有重要的借鉴的意义,例如可以与车载网络、分布式存储应用场景结合,用以改进和优化车辆轨迹跟踪的准确性<sup>[4]</sup>、分布式存储中的修复节点选择与修复成本优化<sup>[5]</sup>等.

## 1 相关技术

### 1.1 聚类分析之K-means(K平均值)算法

聚类(clustering)是数据挖掘中一种重要的挖掘方法,它是将物理或抽象对象进行分组并将相似对象归为一类的过程<sup>[6]</sup>.聚类分析将物理的或抽象的对象分为几个群体,在每个群体内部,对象之间具有较高的相似性,而在群体之间相似性则比较低<sup>[7]</sup>.K-means(K 平均值)算法是聚类方法中的传统划分方法之一,K-means 算法的表达形式见公式(1)<sup>[8]</sup>:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2 \quad (1)$$

公式中  $E$  为数据的均方差之和,而  $P$  表示对象空间的一个点, $m_i$  表示为簇  $C_i$  的平均值,所以公式表示的聚类标准就是使所得到的  $K$  个簇类,同簇类之内要尽可能的一致,不同簇之间要尽可能的分离.K-means 算法思想主要有 4 个过程组成:

步骤 1. 任意选择  $K$  个对象作为初始的簇中心;

步骤 2. 遍历所剩下其它对象,根据它们与这些聚类中心的相似度(距离),分别将它们分配给与其最相似的聚类;

步骤 3. 重新计算每个(有变化)聚类的均值,根据新的每个聚类对象的均值,计算每个对象与这些新聚类中心对象的距离,并根据最小距离开始收敛为止;

步骤 4. 循环第 2 步直到完全收敛.

在这样的思想下,根据不同的应用场景设计合适的算法.社交媒体网络位置数据挖掘要借助开放 API 获取特定用户的大量有用信息,然后再以经纬度作为聚类分析的关键字,挖掘出用户的轨迹.校园用户痕迹挖掘数据来源主要是大量的日志文件,这些日志文件就是后台服务器以一定频率保存的用户操作信息,解析提取日志文件中有用信息,并以 IP 地址、POS 机地址作为聚类分析的关键字,在本系统中,为了更好地描述用户的轨迹位置,还需要建立 IP 地址、POS 机地址到经纬度地址的映射关系.在 AP 定位中,AP 的扫描亦带来大量的位置数据,从而降低数据量,提高数据分析的针对性.

### 1.2 基于RSSI的AP被动定位算法

目前基于 RSSI 的主要室内定位方法有两种,一种是通过信号衰减模型<sup>[9]</sup>中公式(2),其中  $A$  为接收信号在传输距离 1m 时的功率值, $n$  为信号衰减因子, $n$  的值取决于信号传播的环境, $d$  为 AP 节点到目标节点的距离<sup>[10]</sup>.通过这个公式,可以简单地将 RSSI 转为距离变量,如果环境中拥有多个已知位置的 AP,求出每个 AP 到目标节点的距离,那么很容易地可以求出目标节点的位置.

$$RSSI = A - 10 \cdot n \cdot \lg d \quad (2)$$

另一种方法是位置指纹识别法<sup>[11,12]</sup>,这种方法使用一般分为两个阶段,离线阶段和定位阶段.离线阶段主要是对定位环境中的环境特征进行提取和抽象,通过定位环境中各个 AP 测量出的 RSSI,组成 RSSI 序列来描述定

位环境中的位置信息,最后汇总所有采集位置的 RSSI 序列组成指纹库.定位阶段,将测出被定位设备的 RSSI 与指纹库里面的指纹进行比较,找出相似度最大的位置作为实际位置<sup>[13]</sup>.第 2 种方法相比起第 1 种方法在实现上虽然更加复杂,但是定位的准确度得到了明显的提高.

### 1.3 现有相关技术和系统的不足

关于轨迹的研究,尤其是基于社交媒体网络的轨迹研究,调研发现现有的研究工作大多都是基于大量的状态位置标记,照片位置标记等信息进行轨迹挖掘,且是在理论上用户存在大量标记信息的前提下进行.这就忽略了一个现实问题,应用场景过于理想化,绝大多数用户没有想象中的那么活跃,这里的活跃是指那么活跃的进行位置标记.Argo 系统就充分的考虑到了这个问题,为此我们采用多信息融合方式实现用户轨迹追踪,社交网络如微博是开放的,提供了部分有效信息,而在校园信息化统一管理的大背景下,我们有条件去获取更多信息源.多信息的融合从理论上和实践上来讲,对于轨迹追踪的适用性和有效性都具有重要意义.

## 2 轨迹追踪系统设计

### 2.1 系统整体架构

系统尽可能的提供实时的轨迹追踪服务,设计能够实现数据自动预处理、位置数据挖掘、轨迹数据融合以及提供轨迹可视化预览.借助 J2EE 服务器方面的开发经验,利用 SSH(Spring+Struts+Hibernate)框架,采用分布式数据库,实现了原型系统,轨迹可视化采用的是百度地图,如图 1 所示是系统模块架构图.

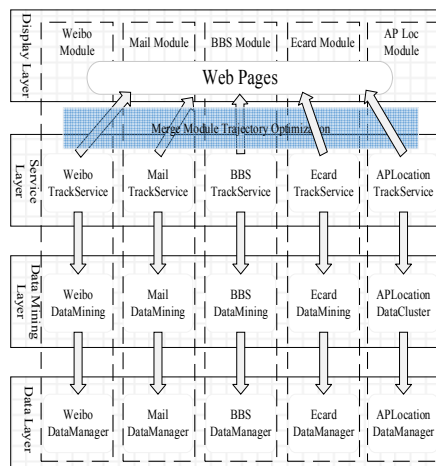


图 1 系统模块架构图

系统主要分为 Weibo, Mail, BBS, Ecard, AP Loc 五大模块,在进行轨迹追踪时,先通过各个内部子模块调度数据源信息,并进行数据预处理和轨迹挖掘,并将数据进行封装,为融合提供接口服务.

整体架构中,一方面,在纵向细分接口的层次,让 UI 和业务逻辑分离;另一方面,为了降低独立功能之间的耦合,我们在横向进行了模块划分.层次的划分使得下层中的内部修改不会影响上层的调用,整个系统鲁棒性较高,在系统更新和移植时将具有优势.模块的划分使得各定位模块更加独立,各自的运行不影响其他模块,在数据融合时调用更加方便且不易出错.模块的划分使得系统在扩展性方面优势非常明显,如可以继续增加数据源,如门禁系统、腾讯微博等.

### 2.2 应用层轨迹数据挖掘

在本论文中,把 Weibo, Mail, BBS, Ecard 模块统一称作应用层数据挖掘模块,不同的数据挖掘模块有其特定的特征及方法.Weibo 是一个开放式平台,使用新浪微博提供的开放 API,可以通过用户昵称获取用户位置标记信息,依托聚类方法对大量的位置信息进行处理.文献[14]所述是新浪微博提供的获取某个用户的位置动态信

息接口,通过该接口,只要知道用户的昵称就可以拿该用户所有的位置动态;文献[15]所述是新浪微博提供的获取授权用户的所有发布微博信息接口,该接口需要的权限更高即得到用户授权;更多接口信息,如果读者有兴趣可以查看官方文档.Mail、BBS的位置痕迹信息则是从校园信息化管理平台服务器中获取日志文件,采用正则表达式解析日志文件,提取有用信息,邮件日志的有用信息包括用户信息、邮件服务登录 IP 地址、登录登出时间、服务类型;BBS 日志的有用信息包括用户账户信息、登陆 IP 地址、时间。信息成功解析之后,以 IP 地址作为聚类分析关键词,分别完成位置聚类分析和轨迹提取.Ecard 数据的有效性主要体现在由 POS 机编号可以获取到刷卡的位置,从而发现用户的生活消费规律,这对轨迹的追踪的也是一大助力,数据的获取得益于学校相关部门的支持。

### 3 关键技术

#### 3.1 AP被动定位技术

我们系统中 AP 定位模块采用的是基于 RSSI 的指纹识别法,比起其他定位方法,这种识别方法好处在于有较高的定位准确度,并且不需要在定位目标的终端上进行任何修改,但是不利之处在于建立指纹数据库需要花费一定的时间.指纹识别法在做的过程中主要分为两个阶段。

##### (1) 离线阶段

其主要目标是建立一个位置指纹库,我们将定位环境划分多个区域<sup>[16]</sup>,每个区域选取 10~20 个训练点用以代表该区域,通过各个 AP 接入点采集到关于训练点的 RSSI 序列(RSSI 序列为一个多维向量,每个向量分量表示一个 AP 测到的 RSSI),组成区域和 RSSI 序列对应的指纹数据库。

##### (2) 定位阶段

定位目标在定位环境内,各个 AP 收集定位目标的 RSSI 值,通过某种匹配方法与指纹数据库的 RSSI 序列进行比较,找出最符合要求的指纹序列,从而判定定位目标所属于的区域。

定位阶段的匹配算法在设计的过程中必须考虑不同终端发射信号强度不同的问题,由文献[2]可知,不同终端在相同位置的 RSSI 存在线性关系。举例说明该性质.比如在同一位置、同一时刻,终端 A 测出的 RSSI 序列为  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,其中  $x_i$  表示第  $i$  个 AP 测出的 RSSI,终端 B 测出的 RSSI 为  $(y_1, y_2, \dots, y_n)$ ,A、B 发射信号强度不一样,那么存在一个  $k$ ,使得  $(y_1, y_2, \dots, y_n) = (x_1 + k, x_2 + k, \dots, x_n + k)$ .考虑到不同终端发射信号强度不同的问题,本文匹配算法运行过程如下:

步骤 1:假设指纹库的 RSSI 序列为  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,定位目标的 RSSI 序列为  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ ;通过计算偏差  $|x_i - y_i|$  ( $0 < i < n+1$ ),找出  $y$  中偏差最小的 3 个向量分量  $(y_a, y_b, y_c)$ ,令  $x' = (x_a, x_b, x_c)$ , $y' = (y_a, y_b, y_c)$ .做这一步的主要目的是舍去 AP 收集到的偏差较大的 RSSI,尽量减小环境动态变化(如定位环境中人员走动)对实验结果的影响。

步骤 2:求出公式(3)中使  $e^2$  最小的  $k$ ,其中参数  $k$  表示不同终端发射信号强度的差值;

$$e^2 = (x_a - y_a)^2 + (x_b - y_b)^2 + (x_c - y_c)^2 \quad (3)$$

步骤 3:将  $k$  代入公式(3),得到  $e^2$  值;

步骤 4:遍历指纹库里所有的 RSSI 序列,重复步骤 1~步骤 3,找到使  $e^2$  最小的那个 RSSI 序列所对应的位置,也就是定位的最终位置。

#### 3.2 轨迹优化与融合

对于以上描述的 5 大模块,各个模块采用不同的方法从信息源中获取到大量的用户轨迹位置点,对这些位置点做聚类分析处理,再将聚类后的位置点拼接成路径,原始的路径是很不完善的,如图 2 左侧图所示。路径中存在大量的脏点、冗余点,这种路径对于轨迹的研究和可视化显示是不友好的。脏点的存在扰乱了轨迹规律的特征,冗余点的存在则增加了轨迹分析的复杂度,去除轨迹中的脏点冗余点,实现轨迹的优化是本论文重要考虑的问题。脏点的去除本论文设计了两种策略,一是轨迹点之间的时间跨度与轨迹点之间的距离要符合常理,二是从上下文关系上来剔除脏点数据,综合考虑当前轨迹点的前后轨迹点,寻找前后轨迹点的趋势关系,然后进行计

算.初始轨迹中存在的大量冗余点则采用聚类算法,以时间和坐标位置作为聚类分析的关键词,将一定距离之内的轨迹做聚类处理,优化路径.

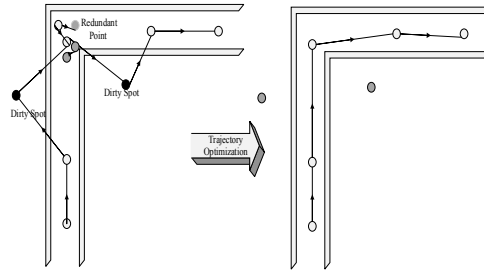


图2 轨迹优化

各个模块的轨迹是独立的,但是各个模块获取的信息是可以优势互补的.比如说,Weibo 模块针对用户的校外活动,其获取的轨迹对于评估用户的生活规律很有意义;BBS、邮件、一卡通对于校园生活来说都是必须的,对于评估用户的校园学习生活轨迹很有意义.AP 定位在我们的系统中更是全面和精确的,从理论上讲,只要有 AP 的地方,就可以侦测到用户位置,在我们的实验中,我们可以侦测出用户在一个房间中的某个区域.轨迹优化和融合算法流程如图 3 所示,采用的是依据轨迹权限遍历并动态插入的方式<sup>[17]</sup>,在轨迹的融合过程中,会产生轨迹点的冲突,比如在时间相距比较近的两个点,距离会相差很远,如何去选择最合适的位置点?本文是这样考虑的,一方面根据微博、BBS、邮件、一卡通数据的本质特征,确定位置数据优先权限关系;另一方面,随着用户数据量的逐步增大,根据用户对几个应用的使用情况来构建符合用户特征的优先权限关系.

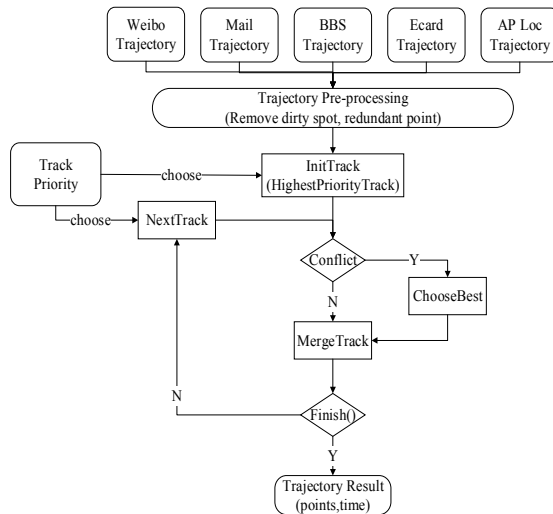


图3 轨迹融合算法

## 4 系统验证与实现

### 4.1 AP被动定位模块

#### 4.1.1 实验环境

为了测试 AP 定位的准确度,在复旦大学张江校区计算机楼实验室和实验教室搭建了实验环境,如图 4、图 5 所示,前者环境复杂信号干扰更加多,后者环境空旷信号干扰少.图 4 中,将  $6\text{m}\times 12\text{m}$  的矩形区域划分成了 8 块,每块大小约为  $3\text{m}\times 3\text{m}$ .该矩形区域内,我们布置 5 台 Cisco AIR-LAP\_1242AG-A-K9<sup>[18]</sup>的 AP,1 台 H3C

S3100-26TP-PWR-EI 的交换机,1 台 Cisco 4400 Series 控制器<sup>[18]</sup>.其中 5 台 AP 中 1 台是 local 模式,也就是充当普通 AP 接入点,其他 4 台是 monitor 模式,用于实时监测实验环境内定位目标的 RSSI.

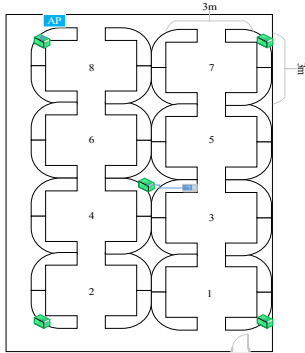


图 4 实验环境示意图

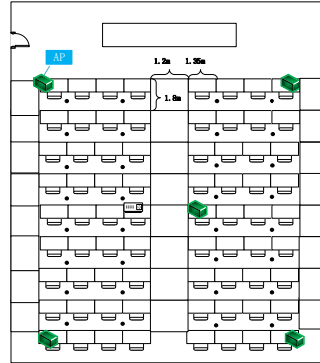


图 5 实验环境示意图

#### 4.1.2 模块实现

相比其他 AP 定位的系统,我们 AP 定位模块进行的是全盲的定位,也就是说不在定位目标终端上进行任何修改,只要目标终端连接上任何一个 AP(可以不是我们部署的 5 个 AP),那么我们 4 个 monitor 模式的 AP 就可以收集到该目标的 RSSI.也由于此特点,AP 采集的 RSSI, 我们是通过控制器直接获取的.具体的系统实现过程如下:

- 步骤 1:服务器接入 local 模式的 AP,通过代码模拟 telnet 登录 Cisco 控制器;
- 步骤 2:通过服务器发送相应的命令获取定位目标的 RSSI 序列;
- 步骤 3:对定位目标的 RSSI 序列通过指纹识别法找出定位目标的所属于的区域块;
- 步骤 4:将跟定位目标有用数据存入数据库,方便以后轨迹预测和绘制.

#### 4.1.3 实验结果

我们把实验环境划分成了 8 块(图 4 中数字标记的区域),每块上进行了多次定位.如果定位结果和实际目标终端所在的区域一样,认为是一次准确的定位.实验结果显示每块区域定位准确度在 50%~70%,总体定位准确度约为 55%.而在图 5 所示环境中,选定图中黑点作为标记点,黑点间隔 2m 左右,实际测量精度亦在 2m 左右.

### 4.2 系统实现

本论文实现了一个 J2EE 路径服务器,该服务器采用 SSH 框架实现,AP 被动定位轨迹侦测与应用层轨迹挖掘相对独立,故采用分布式数据库设计.服务器实现了用户管理、数据源信息动态获取、位置数据挖掘、轨迹预处理、轨迹融合和轨迹服务,轨迹服务采用百度地图实现可视化.如图 6 所示,是 Argo 系统在实现轨迹优化和融合之后设计的轨迹可视化界面,通过该 Web 页面,可以非常方便地获取某个用户的轨迹信息.目前只实现了用户路径追踪,未来考虑实现轨迹预测和群体轨迹规律分析,用该轨迹服务器进行数据分析是非常方便的.

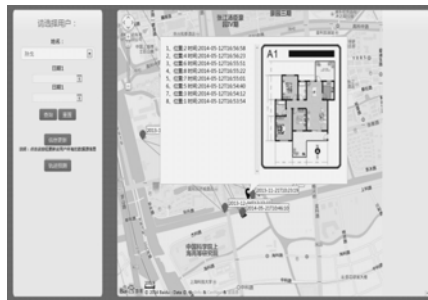


图 6 轨迹追踪可视化示例

## 5 结 语

本文针对轨迹追踪的问题提出了跨层多信息融合的方案,概括的说就是应用层位置数据挖掘和 AP 被动定位,该系统增加了信息的维度,提升了轨迹追踪的成功率和有效性.未来的时代是信息化的时代,在信息化时代中人类的信息必将是多种多样,这为全面的问题考虑提供了条件.拿轨迹追踪这个论题来讲,仅从单一的数据源中考查用户的轨迹已经难以说明问题,必须从多信息的角度去考虑.诚然,不少学者会质疑该研究带来的用户隐私泄露问题,然而问题的解决总是比问题的产生意义更为重大<sup>[19]</sup>.再者,单个用户的轨迹涉及到隐私问题,那么群体的轨迹规律研究也就不会有该问题的困扰了.

最后,在对当前工作进行总结的同时,系统未来的工作可以从两个方面展开:

1) 提高现有系统的实时性.现有系统可以根据应用层信息以及 AP 被动定位去追踪用户的轨迹,但实时性却不足,一方面应用层数据调度需要多方协调,另一方面 AP 被动定位的刷新频率偏低.所以未来工作可以从这两方面来解决,以提高实时性.

2) 对群体轨迹规律的分析.现有系统解决了单一用户的轨迹追踪问题,并为后续的研究奠定了很好的基础,但是还没有考查群体轨迹规律.对所有用户轨迹进行协同聚类分析,再结合用户的社会关系,或者采用其他方法,这对现有系统提出了更高的要求.

### References:

- [1] Cho E, Myers SA, Leskovec J. Friendship and mobility: User movement in location-based social networks. In: Proc. of the SIGKDD 2011. Athens: ACM Press, 2011. 1082–1090.
- [2] Du J. Campus network user behavior analysis based on mass access log [MS. Thesis]. Dalian: Dalian Maritime University, 2012 (in Chinese with English abstract).
- [3] Koo J, Cha H. Unsupervised locating of WiFi access points using smartphones. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 2012,42(6):1341–1353.
- [4] Chen C, Wang X, Han WL, Zang BY. Robust sybil attack detection in urban VANETs. In: Proc. of the 8th Int'l Workshop on Assurance in Distributed Systems and Networks (ADSN 2009). 2009. 270–276.
- [5] Li J, Yang S, Wang X, Li BC. Tree-Structured data regeneration in distributed storage systems with regenerating codes. In: Proc. of the IEEE INFOCOM 2010. 2010. 2892–2900.
- [6] Berkhin P. A survey of clustering data mining techniques. Berlin: Springer-Verlag, 2006. 25–71.
- [7] Han J, Kamber M, Pei J. Data mining: Concepts and techniques. Morgan Kaufmann Publishers, 2006.
- [8] Wagstaff K, Cardie C, Rogers S. Constrained k-means clustering with background knowledge. In: Proc. of the 18th Int'l Conf. on Machine Learning. 2001. 78–96.
- [9] Lassabe F, Canalda P, Chatonny P. Refining WiFi indoor positioning renders pertinent deploying location-based multimedia guide. In: Proc. of the 20th IEEE Int'l Conf. on the Advanced Information Networking and Applications. Washington: IEEE Computer Society Press, 2006. 126–132.
- [10] Bahl P, Padmanabhan VN. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. In: Proc. of the IEEE INFOCOM 2000, Vol.2. Tel Aviv: IEEE Computer and Communications Societies, 2000. 775–784.
- [11] Le Dortz N, Gain F, Zetterberg P. WiFi fingerprint indoor positioning system using probability distribution comparison. In: Proc. of the 20th IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington: IEEE Computer Society Press, 2012: 2301–2304.
- [12] Yang Z, Wu C, Liu Y. Locating in fingerprint space: Wireless indoor localization with little human intervention. In: Proc. of the 18th ACM Int'l Conf. on Mobile computing and networking. New York: ACM Press, 2012. 269–280.
- [13] Yin J, Yanmg Q, Ni LM. Learning adaptive temporal radio maps for signal-strength-based location estimation. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2008,7(7):869–883.
- [14] Sina weibo API for getting the user\_timeline places. 2014. [http://open.weibo.com/wiki/2/place/user\\_timeline](http://open.weibo.com/wiki/2/place/user_timeline)
- [15] Sina weibo API for getting the user\_timeline statuses. 2014. [http://open.weibo.com/wiki/2/statuses/user\\_timeline](http://open.weibo.com/wiki/2/statuses/user_timeline)
- [16] Garcia M, Martinez C, Tomas J, Lloret J. Wireless sensors self-location in an Indoor WLAN environment. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Sensor Technologies and Applications. Washington: IEEE Computer Society Press, 2007. 146–151.

- [17] Betts JT. Survey of numerical methods for trajectory optimization. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1998,21(2): 193-207.
- [18] Cisco network. <http://www.cisco.com/>
- [19] Krumm J. A survey of computational location privacy. Personal and Ubiquitous Computing, 2009,13(6):391-399.

附中文参考文献:

- [2] 杜杰.基于校园网海量访问日志的用户行为分析[硕士学位论文].大连:大连海事大学,2012.



徐卫东(1991-),男,江西信丰人,硕士,主要研究领域为无线网络,移动互联网.



陈哲(1987-),男,博士,主要研究领域为无线网络,移动互联网.



周传杰(1991-),男,硕士,主要研究领域为无线网络,移动互联网.



王新(1973-),男,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为无线网络,网络服务质量(QoS).