文章编号:1007-130X(2014)10-1925-07

基干 WLAN 移动定位的个性化商品信息推荐平台*

冯锦海1,杨连贺1,刘军发2,忽丽莎2

(1. 天津工业大学计算机科学与软件学院,天津 300387; 2. 中国科学院计算技术研究所,北京 100190)

摘 要:随着 WLAN 在室内环境的日益普及,基于现代的移动设备可以方便实时地获取各种有价值的 WLAN 数据,这对我们识别个体日常生活中的多样化行为提供了前所未有的机会。近年来,用户的兴趣点与行为模式挖掘等领域日益引起各界的广泛关注,设计了一套基于室内定位的推荐系统,基于用户的历史访问记录,实现从过载的信息中识别出用户感兴趣的内容。现有的位置服务通常只针对用户的室外位置数据,缺乏对室内数据的挖掘分析,忽略了室内位置数据中蕴含的大量语义信息。利用室内定位技术获取用户在商场中的活动轨迹,根据用户去过的店铺和浏览过的商品等历史信息,估算用户的兴趣爱好并进而向用户个性化地推荐感兴趣的商品,基于以上思路设计实现了一套基于室内定位和微信平台的个性化商品推荐系统。

关键词:兴趣点发现; k 近邻; 微信; 室内定位; 推荐系统

中图分类号:TP274

文献标志码:A

doi:10.3969/j.issn.1007-130X.2014.10.014

Personalized WeChat recommendation system based on indoor WLAN localization

FENG Jin-hai¹, YANG Lian-he¹, LIU Jun-fa², HU Li-sha²

(1. School of Computer Science & Software Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387; 2. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: With the popularity of WLAN(Wireless Local Area Networks) indoors, mobile devices can easily get real-time access to it, which provides us an unprecedented opportunity to understand individual behavior in everyday life. Recently, mining persons' point of interest and behaviors attracts more attentions. A WeChat recommendation system based on indoor WLAN localization is proposed, which uses users' historical information to obtain users' interest from the overload information. Existing location services usually aim for users' outdoor location data, lack analyzing indoor data through mining, and ignore an amount of semantic information in users' location data. The users' activities are traced by the indoor positioning technology. According to the shops which users visited and the products users saw, users' interest is estimated so as to recommend users for personalized products that may interest them. Based on the above work, we design a personalized product recommendation system based on indoor WLAN localization and the WeChat platform.

Key words: point of interest; *k*-nearest neighbor algorithm; Wechat; indoor location; recommended system

^{*} 收稿日期:2014-06-11;修回日期:2014-08-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61173066);国家青年科学基金资助项目(41201410);广东省战略性新兴产业发展专项资金资助项目(2011912030)

通信地址:300387 天津市西青区天津工业大学计算机科学与软件学院

Address: School of Computer Science & Software Engineering, Tianjin Polytechnic University, Xiqing District, Tianjin 300387, P. R. China

1 引言

基于位置感知的移动服务 LBS (Location Based Service)依赖于用户的位置^[1]。比如 020 需要提供位置定位,给用户提供方便快捷的服务。目前已有一些基于移动终端的情境感知方法,这些研究成果大多是通过手机获得 GPS、WLAN等无线射频信号,挖掘出用户的重要位置或运动模式^[2,3]。基于 GPS 以及北斗定位能够在户外获得用户的准确坐标,给我们提供了极大的便利。但是,它有几个明显的缺点,如在室内由于建筑物阻挡使得 GPS 在室内应用的时候接收不到信号等问题。基于 WLAN 的方法利用成熟的无线网络基础设施,能够确定用户相对小的位置区域。这种方法对于用户的位置发现有很多的实际应用。

目前,基于室内定位的热点分析以及挖掘研究还相对较少^[4],主要受限于室内定位技术的不成熟,需要大量的用户数据以及分析各个商铺的类型。

针对以上问题,本文提出了与室内定位技术结合的移动推荐系统,并且实现了基于室内定位的微信推荐平台。如图 1 所示,本文分为四个部分介绍基于室内定位的微信推荐平台,第 2 节对平台的室内定位算法进行详细介绍;第 3 节挖掘用户兴趣点;第 4 节介绍基于协同过滤算法^[5]的店铺和商品推荐;第 5 节结合推荐系统和微信平台,设计出系统架构以及系统实现。

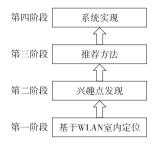


Figure 1 Structure of this paper 图 1 本文结构图

2 基于 WLAN 的位置识别

WLAN 定位技术,其原理与基站定位类似:每一个无线 AP 都有一个全球唯一的 MAC 地址,并且一般来说无线 AP 在一段时间内是不会移动的,设备在开启 WLAN 的情况下,即可扫描并收集周围的 AP 信号,无论是否加密,是否已连接,甚至信

号强度不足以显示在无线信号列表中,都可以获取到 AP 广播出来的 MAC 地址;设备将这些能够标示 AP 的数据发送到位置服务器;服务器检索出每一个 AP 的地理位置,并结合每个信号的强弱程度,计算出设备的地理位置并返回到用户设备。

基于 WLAN 的定位技术主要有两种:(1)基于信号的传播模型的定位;(2)基于指纹信息(Finger Printing)比对的定位。其中,基于位置指纹的定位技术可以应用于各类 WLAN 移动接收终端,具有较好的定位精度,目前基于指纹定位的方法研究成为主流^[6,7]。

基于指纹信息的定位技术实现分为离线训练和在线定位两个阶段。离线训练阶段:在使用室内定位之前,需要将室内楼层的定位区域进行地址注册,将注册地点的楼层、坐标、搜集到的所有的WLAN信息(包括 AP 的名字、MAC 地址、信号强度等)、时间信息等一同发至定位系统服务器,对楼层的地址进行模型训练,形成当前楼层的位置指纹数据库。在线定位阶段:在定位时,定位设备将搜集到的WLAN信息发送至服务器,服务器接收该WLAN信息后,通过室内定位算法解算出手机在室内的位置坐标,并发送回手机,手机接收到位置坐标后,将当前位置显示在室内地图上,如图2所示。

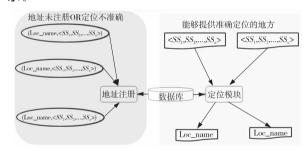


Figure 2 Indoor positioning method based on fingerprint information

图 2 基于指纹信息的室内定位方法原理图

根据初步采集的数据的特征,以及综合其他定位算法的优劣,本文采用渐进式自适应非等长数据的最近邻匹配算法(Adaptive-KNN)^[7]。其中样本之间的距离(相似性)的度量,一般可采用欧氏距离来表征。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (RSSI_{ii} - RSSI_{pi})^{2}}$$
 (1)

其中, $RSSI_a$ 表示训练阶段第i 个 AP 的 RSSI 值; $RSSI_{\mu}$ 表示定位阶段第i 个 AP 的 RSSI 值;n 表示接收到的 AP 的数目。

经过对定位系统进行测试,本算法的精度已经

能够达到 5 m 之内,可适用于用户在商场中的定位。

3 基于用户轨迹的兴趣点发现

随着大型建筑物的内部空间趋于大型化和复杂化,室内位置的服务(LBS)得到了越来越多的关注,个性化是 LBS 的关键组成部分。实现个性化的系统构建需要获取用户的需求以及建立用户的偏好模型。

一条 WLAN 定位轨迹通常由一系列带有时间戳的坐标点组成。每个坐标点代表用户在商场这个三维空间中的一个点。当用户到达某个商场,移动传感设备实时记录用户的轨迹以及逛过的店铺和停留的时间,定位系统甚至可以记录用户在店铺的某个区域停留的时间,最终形成用户在商场活动的轨迹。在这条轨迹中,我们可以通过算法检测出用户停留过的区域。与其他 WLAN 点相比,这些停留点(如用户去过的某品牌的服装店以及在某个服装店停留的时间)含有更重要的语义信息,基于这些停留点,一个用户的历史轨迹就可以表达为一个停留点序列[8]:

$$p_1 \xrightarrow{\Delta t_1} p_2 \xrightarrow{\Delta t_2} p_3 \cdots \xrightarrow{\Delta t_{n-1}} p_n$$
 (2)

其中, p_n 表示用户逗留的地点, $\triangle t_n$ 表示用户经过的时间。这个序列抓住了用户行为的重点,同时也大大降低了数据处理量。

基于用户历史轨迹的模型,我们可以使用多种算法(如 FP-growth、决策树等)来挖掘这个数据中的频繁项集。如用户 A 习惯周五晚上去家乐福,周末去欧美汇商场等。进一步,这些频繁模式可以相互组合和连接,从而发现一些表征了用户生活、行为规律的顺序模式。比如,用户 A 通常在周末去欧美汇商场、再去中关村购物中心。以上模式将受到系统的隐私保护,并只为用户个人所用。

当用户进行商场活动,比如用户 A 经常去某商场 C,可以通过手机传感器采集到用户 A 的大量位置信息,通过自学习的方法就可以发现用户在商场中的兴趣点以及爱好。通过模式挖掘也能够知道用户在两个店铺甚至两个商场中的关联性。这些知识都可为用户个性化服务提供有利的帮助。

表 1 为利用移动端 WLAN 接收器,在各个地 点(P_n)和时间(T_n)接收到的 WLAN 数据,包含了 AP 的数量和各个 AP 的强度。

Table 1 WLAN signal strength 表 1 WLAN 信号强度

	T_1	T_2	T_3	•••
	(MAC,RSSI)	(MAC,RSSI)	(MAC,RSSI)	•••
P_1	$(AP_1, -56)$ $(AP_2, -47)$ $(AP_3, -89)$	$(AP_1, -100)$ $(AP_2, -87)$ $(AP_3, -100)$	2 //	
i				
P_m	$(AP_{55}, -100)$ $(AP_{56}, -90)$ $(AP_{57}, -100)$	$(AP_{55}, -90)$ $(AP_{56}, -90)$ $(AP_{57}-100)$	$(AP_{56}, -91)$	
i				
P_n	$(AP_{n-1}, -100)$		" 1	

后台服务器把采集到的 WLAN 数据结合室内定位技术实时地记录用户的轨迹。

通过室内定位实时定位用户从而把用户的轨迹展现在二维平面^[9]上,如图 3 所示。

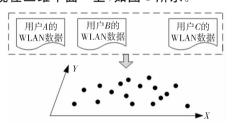


Figure 3 Users trajectory map 图 3 用户的轨迹图

通过以下步骤发现用户的兴趣点,根据用户的活动轨迹监测用户的停留点,进而用 dbscan 算法分析出用户的重要位置。

3.1 停留点检测

日常生活中的活动轨迹由 WLAN 接收终端进行数据采集,每一条 WLAN 定位轨迹由若干个定位点组成,每个定位点数据包括此点地理位置信息的 X 轴坐标(X)、Y 轴坐标(Y)和时间标签(Time)。

用户在一段时间内的活动可记录为这样一条移动轨迹,如图 4 所示,在这条移动轨迹中,在一定范围内访问了某些显著停留的地方,比如图 4 的停留点 S_i ,这些停留点表示用户在某个区域内停留的时间超过了一定的时间范围,并且某个停留点由一组如图 4 所示的 P_3 、 P_4 、 P_5 多个定位点组成 $\mathbb{C}^{[10]}$ 。

考虑时间和空间两个方面的约束,对于一组定位点 $\{p_i,p_{i+1},\cdots,p_j\}$ $\{1\leqslant i\leqslant j\leqslant n\}$,一个停留点由公式 $\{3\}$ 和公式 $\{4\}$ 进行检测。

$$Distance(p_i - p_j) \leqslant D_{const} \tag{3}$$

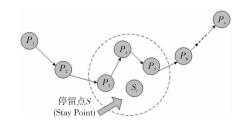


Figure 4 Stay point detection 图 4 停留点检测

其中, D_{const} 为空间约束值, $Distance(p_i - p_j)$ 为 p_i 和 p_i 两点的空间距离。

$$Time(p_i - p_j) \geqslant T_{const}$$
 (4)

其中, T_{const} 为时间约束值, $T_{ime}(p_i - p_j)$ 为 p_i 和 p_i 两点的时间差。

当一段移动轨迹中的某个停留点 $S=(Xloc, Yloc, Beg_Time, End_Time)$ 被检测出来后,其坐标位置信息表示如下:

$$S. Xloc = \frac{\sum_{l=i}^{j} p_{l}. Xloc}{|S|},$$

$$S. Yloc = \frac{\sum_{l=i}^{j} p_{l}. Yloc}{|S|}$$
(5)

其中, $S.\ Xloc$ 表示停留点 S 的横坐标, $p_t.\ Xloc$ 表示点 p_t 的横坐标, $S.\ Yloc$ 表示停留点 S 的纵坐标, $p_t.\ Yloc$ 表示点 p_t 的纵坐标,|S| 表示一组定位点 $\{p_i,p_{i+1},\cdots,p_j\}$ 的个数。同时,此停留点的停留时间的开始时间为这一组的第一个点的时间标签,即 $S.\ Beg_Time=t_i$,结束时间为这一组的最后一个点的时间标签,即为 $S.\ End_Time=t_i$ 。

3.2 重要位置提取

用户在商场的购物活动中,由于 WLAN 定位终端设备具有一定的采样周期,当用户长时间、多次访问同一个语义位置的时候,并且这种语义位置实际上是一个重要位置区域。所以,由 WLAN 定位终端设备采集到的数据将在同一个重要位置区域,产生一簇经横坐标十分邻近的停留点,因此针对用户活动中检测出来的停留点序列,采用如图 5 所示的基于 DBSCAN 的密度聚类[11] 提取其重要位置。

停留点之间距离由公式(6)进行计算:

$$Distance(S_i - S_j) \leqslant D_{Cluster}$$
 (6)

其中, D_{cluster} 为密度聚类中距离阈值, $Distance(S_i - S_j)$ 为 S_i 和 S_j 两停留点之间的空间距离,且 $0 \leqslant i \leqslant j \leqslant m$ 。

通过如上的基于 DBSCAN 的密度聚类算法,

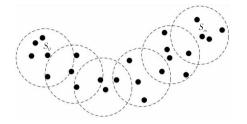


Figure 5 Density clustering based on DBSCAN
图 5 基于 DBSCAN 的密度聚类 提取出用户日常生活中一些访问频率高、停留时间

4 基于协同过滤算法的个性化推荐

长的重要位置。

通过收集用户的数据并由云端加以分析处理,通过推荐算法把结果推荐给用户,系统根据用户是否点击某商品或者点击的次数进而优化推荐结果,更加有效、准确地向用户提供最有用的信息,如图6所示。

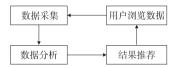


Figure 6 Recommended optimal

图 6 推荐结果优化图

基于 WLAN 的个性化推荐系统采用协同过滤算法^[12]。采用该算法具有如下优点:

- (1)能够过滤机器难以自动进行的基于内容分析的信息,具有模型简单、数据依赖性低、推荐效果好等特点。
- (2)能够基于一些复杂的、难以表达的概念(信息质量、品位)进行过滤,系统由海量的优惠信息数据和大量用户数据组成,用户浏览的记录,关注的标签、商家,用户评论都可以很好地作为协同过滤算法的数据输入。
- (3)协同过滤算法能够判断人的经验值和地点的兴趣度是否有相互关联和依赖的关系[13]。一个有经验的人可能去很多有趣的地方,而一个有趣的地方应该更能吸引很多有经验的人来访问。如图 7 所示,用户 u_1 、 u_2 、 u_3 属于同一类,用户 u_2 经常去 P_1 、 P_2 和 P_3 ,而用户 u_1 经常去 P_1 、 P_2 ,由于用户 u_2 更易找到一些高品质的地方比如 P_3 ;而 P_3 可能不为用户 u_1 和 u_3 所知,此时需要把地点 P_3 推荐给用户 u_1 和 u_3 ,如图 P_3 不示。

通过室内定位分析出用户的位置、经常出现的店铺以及各个店铺停留时间。根据用户停留时间的不同,赋予不同用户不同的加权值[14]。

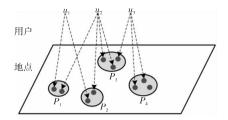


Figure 7 Correlation between experience and location 图 7 人的经验值和地点的兴趣度的相互依赖和关联关系以此类推,我们可以分析出用户对不同店铺和商品的喜好程度。

数据分析采取基于用户和基于店铺与商品的协同过滤相结合的方法进行推荐计算。

首先,进行相关数据在向量空间的相似度分析。

相似度由下式计算:

$$sim(x,y) = \frac{1}{1+d(x,y)} \tag{7}$$

其中,d(x, y)表示空间的欧氏距离。可以看出,当 n=2 时,欧氏距离就是平面上两点的距离。当用欧氏距离表示相似度时,一般进行如下转换:距离越小,相似度越大。

使用相似度阈值的方法寻找向量空间中的相似点。假设阈值为 K,从某点出发,计算相似度在 K 内的相似点,如图 8 所示。

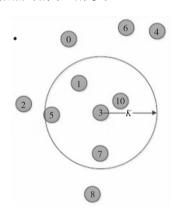


Figure 8 Judgment of adjacent points based on threshold 图 8 基于阈值的相邻点判断

基于用户的协同过滤推荐则是基于用户感兴趣的位置出发[15]。如图 9 所示,通过计算得到用户经常去的几个位置,推荐相关位置给用户。即以所有用户对某个地点的偏好作为一个向量,以此预测与该地点相似的地点。之后通过用户的偏好历史记录(本系统中为用户对商铺与商品的浏览记录)预测用户尚未关注或可能偏好的物品,并根据欧氏距离排序得到一个推荐列表向用户进行推荐。

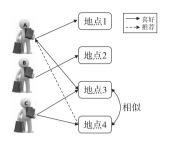


Figure 9 Collaborative filtering algorithm based on the users' model

图 9 基于用户的协同过滤算法模型

5 基于用户轨迹的微信推荐系统设计

基于室内定位的微信推荐平台采取的是 B/S 架构,客户端与服务端的传输协议采取的是 http 协议,如图 10 所示。

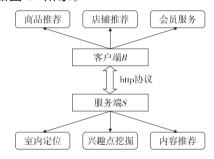


Figure 10 Structure of the recommended system

图 10 推荐系统结构图

服务端的设计主要分为三个模块,分别是室内 定位模块、兴趣点挖掘模块和内容推荐模块。通过 对用户的兴趣点分析和挖掘以及决策树的分类能 够对新用户进行分类。

基于微信平台开发出基于室内定位的推荐系统,系统的原理如图 11 所示,系统结构分为三个部分:室内定位、兴趣点挖掘和内容推荐。室内定位负责从传感器数据提取数据的特征,兴趣点挖掘根据用户的轨迹对用户的兴趣点进行挖掘,内容推荐负责个性化地给用户提供基于位置的服务。

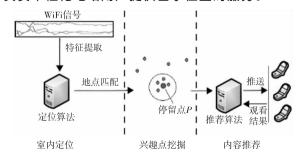


Figure 11 Structure schematic of the recommended system 图 11 推荐系统原理图

基于 WLAN 的个性化推荐系统的客户端主

要呈现三大功能,分别为商品推荐、店铺推荐与会员服务。采用结合微信公众平台的方式来呈现给用户,主要有以下几个方面的优点:

微信公众平台的体量比 APP 轻,进入门槛低, 无需安装,有方便的信息推送和后台接口的二次开发,更方便直接的服务大众用户。

6 实验与结果分析

基于 WLAN 定位技术,开发了基于微信公众平台的位置服务推荐系统。该应用系统的环境配置如下:

- (1)客户端:基于微信公众平台,用户进入的门槛低,简单易用,无需安装,方便的信息推送;
- (2)服务器:运行在 Linux 系统中的 Apache 服务器,开源、性能较优以及维护方便;
- (3)数据库: Mysql 安装在 Linux 平台上,与 Apache 位于同一个服务器。

该应用系统的工作流程如下:当用户点击推荐商品时系统基于内容给用户相对应类别的商品。当用户点击喜欢的店铺,系统会根据两个具有相同特征、处于同一分类的用户的经验值和地点的兴趣的相互依赖和关联关系推荐别的用户也去过的店铺。会员折扣会把用户经常去的店铺的最新折扣优惠推送给用户,如图 12 所示。



Figure 12 Recommended interface for wechat 图 12 微信推荐界面

实验表明,系统根据用户的轨迹发现其兴趣点,利用协同过滤算法对用户进行兴趣点推荐,用户可以快速发现自己想要的商品。而且利用微信的朋友圈,用户进行分享给店家带来更多的用户,同时用户又能更好地享受到室内定位。

7 结束语

基于位置服务通常需要获取用户的 GPS 数据,缺乏对室内数据的分析和挖掘能力,因此无法

学习出数据的语义信息。本文利用机器学习算法根据用户手机采集的 WLAN 数据挖掘用户的兴趣爱好,并设计了一个微信推荐系统。

众所周知,通常情况下移动终端受限于计算能力和电池资源,无法完成较复杂的运算,如何利用强有力的云计算平台来提供更高效的基于位置的服务极富挑战性。

在不久的将来,尤其是"可穿戴"计算到来的时代,只有对用户的传感器数据进行更有效的整合、更深入的分析和挖掘,才能获取更丰富的知识和智能,从而为用户提供更人性化、更有效的位置服务。

参考文献:

- [1] Cacheda F, Carneiro V, Fernández D, et al. Comparison of collaborative filtering algorithms: Limitations of current techniques and proposals for scalable, high-performance recommender systems [J]. ACM Transactions on the Web (TWEB), 2011, 5(1):2.
- [2] Liu Jum-fa, Gu Yang, Chen Yi-Qiang. Incremental wireless location method is aging mechanism[J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(7):1448-1455. (in Chinese)
- [3] Zhao Mi, Liu Jun-fa, Chen Yi-qiang, et al. Calibration-free indoor location method based on directional signal compensation[J]. Computer Engineering, 2012, 38(1):276-278. (in Chinese)
- [4] Luo Jun-zhou, Wu Wu-jia, Yang Ming. Mobile Internet: Terminal devices, networks and services[J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(11):2029-2051. (in Chinese)
- [5] Chen X, Liu X, Huang Z, et al. Regionknn: A scalable hybrid collaborative filtering algorithm for personalized web service recommendation[C]//Proc of 2010 IEEE International Conference on Web Services (ICWS), 2010:9-16.
- [6] Zhou Ao-ying, Yang Bin, Jin Che-qing. Location based services: Architecture and development [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(7):1155-1171. (in Chinese)
- [7] Kwon J, Dundar B, Varaiya P. Hybrid algorithm for indoor positioning using wireless LAN[C]// Proc of 2004 IEEE the 60th Vehicular Technology Conference, 2004.4625-4629.
- [8] Zheng Y, Xie X, Ma W Y. GeoLife: A collaborative social networking service among user, location and trajectory[J]. IEEE Data Eng Bull, 2010, 33(2):32-39.
- [9] Do T M T, Gatica-Perez D. The places of our lives: Visiting patterns and automatic labeling from longitudinal smartphone data[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014,13 (3):638-648.
- [10] Xiao H, Wang W J, Zhang X. Identifying the stay point using GPS trajectory of taxis[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013(353-356):3511-3515.

- [11] Hu Li, Chen Jian, Shen Shu-yi. Recommendation algorithm research based on user trajectory clustering analysis [J].

 Journal of Computer Research and Development, 2012, 49

 (10 Suppl):250-256. (in Chinese)
- [12] Pham M C, Cao Yi-wei, Klamma R, et al. A clustering approach for collaborative filtering recommendation using social network analysis [J]. Journal of Universal Computer Science, 2010,17(4):1-21.
- [13] Ricci F. Mobile recommender systems [J]. International Journal of Information Technology and Tourism, 2011, 12 (3):205-231.
- [14] Koren Y, Sill J. Collaborative filtering on ordinal user feed-back[C] // Proc of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2013;3022-3026.
- [15] Yu C, Luo Y, Liu K. A multi-attribute collaborative filtering recommendation algorithm based on improved group decision-making[C] // Proc of International Federation for Information Processing, 2014; 320-330.

附中文参考文献:

- [2] 刘军发,谷洋,陈益强,等. 具有时效机制的增量式无线定位方法[J]. 计算机学报,2013,36(7):1448-1455.
- [3] 赵咪,刘军发,陈益强,等.基于定向信号补偿的免标定室内 定位方法[J].计算机工程,2012,38(1):276-278.
- [4] 罗军舟,吴文甲,杨明.移动互联网:终端、网络与服务[J]. 计 算机学报,2011,34(11):2029-2051.
- [6] 周傲英,杨彬,金澈清,等.基于位置的服务:架构与进展 [J].计算机学报,2011,34(7):1155-1171.
- [11] 胡立,陈健,沈书毅. 基于用户轨迹聚类分析的推荐算法研究[J]. 计算机研究与发展,2012,49(10 Suppl.):250-256.

作者简介:



冯锦海(1989-),男,江苏南通人,硕士生,研究方向为机器学习和数据挖掘。 E-mail:fjhbetter@163.com

FENG Jin-hai, born in 1989, MS candidate, his research interests include data

mining, and machine learning.



杨连贺(1965-),男,天津人,博士后,博士生导师,研究方向为数据挖掘和计算机辅助设计。E-mail;yanglh@tipu.edu.cn

YANG Lian-he, born in 1965, post doctor, PhD supervisor, his research inter-

ests include data ming, and computer-aided design.



刘军发(1973-),男,北京人,博士后,副研究员,研究方向为机器学习和无线定位。E-mail;liujunfa@ict.ac.cn

LIU Jun-fa, born in 1973, post doctor, associate professor, his research interests

include machine learning, and wireless localization.

include machine learning, and awearable computing.



忽丽莎(1986-),女,河北保定人,博士生,CCF会员(E200036233G),研究方向为机器学习和可穿戴计算。E-mail; hulisha @ict, ac, cn

HU Li-sha, born in 1986, PhD candidate, CCF member (E200036233G), her research interests