

从数字脚印到城市计算

张大庆 陈超 杨丁奇 熊昊一
法国国立电信学院

关键词：数字脚印 城市计算

当前，随着感知、计算、通讯技术的日新月异，记录人类日常行为轨迹、物理世界的动态变化以及人类与虚拟世界交互等的数字印迹正以前所未有的规模积累和扩张，形成大数据。我们把这些数据称为“数字脚印”^[1]。数字脚印能从不同的角度反映城市的动态变化及存在的问题。利用和分析这些数字脚印可为揭示隐含的各种城市现象、构建智能城市提供一种新的思路。本文主要研究如何从大量的数字脚印中挖掘和理解个人和群体活动模式、大规模人类活动和城市动态规律，并把这些信息服务于改善人类的都市生活、提升城市的整体服务质量。下面我们通过一个例子来展示通过分析数字脚印而实现的城市计算给人们的都市生活带来的变化。

北京的王先生第一次到巴黎。刚下飞机，他用手机的移动出租车平台打到了一辆去酒店的出租车。看着计价器上跳动的欧元数字和并不熟悉的巴黎街道，他一点也不担心，因为移动出租车平台显示出租车一直在最优的路

线上行驶。他开始考虑当天的晚餐，第一次来法国的他难免不知所措。于是，他打开了个性化美食推荐的移动应用，迅速找到了下榻酒店附近的一家特色海鲜餐馆。酷爱海鲜的王先生毫不犹豫地订下了当晚的座位。享受完美食，王先生打开手机，了解当地的空气质量后，选择了一条空气清新的路线，散步在夜色中的巴黎街头。

即使在不熟悉的城市，王先生仍然享受到了令自己满意的服务。而这些正是由城市计算带来的。具体来讲，城市计算通过挖掘出租车 GPS 数字脚印为王先生提供了智能叫车、自动绕路检测的服务^[2]；通过挖掘基于位置的社交服务数字脚印，向王先生推荐了符合他口味的餐馆^[3]；通过采集基于传感的智能电话数字脚印，向王先生提供城域的空气质量状况及路线规划服务。“服务无所不在”，正在给城市人们的生活方式等带来前所未有的变革。

数字脚印与城市计算

城市计算可简单概括为：通

过城市感知、数据挖掘、智能提取和服务提供四大环节来建立一个生态循环系统^[4]。本文主要是从大量原始的数字脚印入手，通过统计分析和数据挖掘等技术揭示隐藏在“大数据”背后的智能。不同的数字脚印蕴含着不同的社群智能^[1]，可为城市带来迥然不同的智能服务。数字脚印除包括出租车 GPS 轨迹、基于位置的移动社交网络数据和移动智能电话记录等外，常见的还有城市公共自行车租借记录、乘客公共交通刷卡记录、城市居民家庭和机构用电用水记录等。截至目前，已有不少利用数字脚印在城市计算方面开展的研究工作，包括：

出租车 GPS 数字脚印

目前许多大城市的出租车上都装载有 GPS 设备，用于记录出租车在城市的驾驶轨迹。如何将出租车 GPS 数字脚印用于城市计算？它能为人们提供怎样的服务？近年来，涌现了一批有代表性的前期研究工作。已开展的研究问题有不同时刻的城市热点检测^[5]、城市区域的功能特性分类^[6,7]、路径规划^[8,9]、出租车司机寻客策

略^[10]、异常轨迹检测^[2,11-13]、城市道路交通流量预测^[14]等。例如,美国麻省理工学院 SENSEable City 实验室的研究人员通过分析上万辆装有 GPS 传感器的出租车的载客点和下客点数据,揭示了一天中整个城市不同时刻的热点区域;浙江大学的研究团队根据热点区域的时空特性为出租车司机推荐下一个可能的乘客载客点^[15];微软亚洲研究院的研究团队通过挖掘北京上万辆出租车的历史行驶轨迹,基于出租车司机对城市道路的丰富知识和驾驶经验,为驾车人员个性化推荐快速的行车线路^[8]。

移动社交网络数字脚印

随着智能手机的普及,越来越多的用户开始使用移动社交网络服务。用户在使用移动社交网络服务时留下的数字脚印包含了大量的个体和群体的行为信息。通过分析 and 挖掘这些数字脚印,可以了解个人和群体基于位置的行为,从而设计出更好的基于位置的服务。例如,英国剑桥大学的研究团队通过探索个人和群体移动模式,来预测用户将来的位置^[16];美国德州农工大学的研究团队利用用户数字脚印进行群体事件监测^[17];法国国立电信学院及微软亚洲研究院的研究团队通过分析这些数字脚印中所包含的用户偏好信息,为用户提供个性化的兴趣点推荐^[3,18]和搜索服务^[19]。

移动电话数字脚印 移动电话已成为大众生活中不可或缺的通讯工具。人们在城市的大

街小巷和各个角落广泛地使用手机,手机记录了大量的关于用户的数字脚印。这些数字脚印亦为大规模城市计算提供了新的视角。如 IBM 都柏林研究所通过挖掘多个城市的用户通话记录来测量该城市的交通系统的效率,并提出了优化城市道路模型与工具^[20]。美国麻省理工学院的多媒体实验室通过挖掘手机通话记录和基站数据,发现了人的移动性与地区经济发展^[21]和传染病蔓延^[22]之间的关联关系,并设计了预测模型。美国东北大学的巴拉巴斯 (Barabasi) 教授领导的团队从复杂系统的角度出发,通过挖掘即时的移动电话通信数据,研究社会群体对大规模紧急事件(如爆炸、坠机以及地震等等)的反应,并基于此提出了移动通话数据监测群体性事件的模型和工具^[23]。

出租车GPS数字脚印与城市计算

作为城市中一种常用的交通工具,出租车在城市车辆总量占有较大的比重。出租车 GPS 数字脚印记录了出租车司机载客、寻客等行为在时间和空间两个维度的轨迹,构成了对城市中部分人群社会活动的独特采样。我们利用采自杭州市 7600 多辆出租车一年的 GPS 数字脚印,在出租车司机寻客策略发现、路径规划、异常检测、交通预测^[2,9-14]等方面进行了系统的研究。以下着重

介绍其中的两个工作。

夜班通宵公交车路线规划^[9]

人们通常利用出租车或者私家车来满足夜间出行需求。与公交车出行相比,这两种方式既昂贵又会带来较为严重的汽车尾气排放。为了更好地保护城市环境和实现城市可持续发展,很多城市计划或已经推出通宵公交车来满足人们的夜间出行需求。因而,如何设计合理的夜间公交线路,既能满足部分人群的夜间出行需求,亦能通过运载较多的乘客使公交营运收支平衡成为问题的关键。通过挖掘夜间出租车 GPS 的历史数据,我们可以规划出合理的公交车线路,既确保公交满足相应的时间要求,又能最大限度地载客。

为此,我们提出 B-Planner 分两步来实现夜间公交车路线的规划。第一步,先将乘客夜间乘出租车的上客点和下客点进行聚类,通过对乘客密集区进行均匀切分来确定候选公交车站;第二步,给定公交线路的起始站和终点站,基于启发式规则和算法,来选择既满足时间约束又能达到载客人数最多的最优公交线路。图 1(a)所示为由我们提出的 B-Planner 得到的通宵公交线路 (R_1) 与现实中一条由人工设计的公交线路 (R_2) 比较。值得注意的是,现实中 R_2 的开通晚于 B-Planner 规划 R_1 时所使用的出租车 GPS 数字脚印的产生时间,即规划

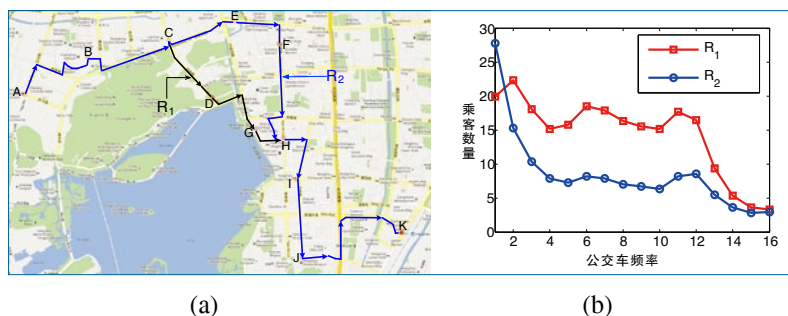


图1 我们算法得到的公交路线和现实生活中的公交路线对比

R_1 使用的出租车 GPS 数字脚印反映了 R_2 开通前的情况。 R_1 与 R_2 之间最大的区别是从 C 站到 H 站之间的路线。 R_2 贯穿著名的商业街，而 R_1 贯穿夜生活聚集区域。图 1(b) 所示为两条公交线路在不同时段各班次的载客人数比较。可以看到，除了第一个班次外， R_1 的载客量都要大于 R_2 。这是因为：第一班次的起始时间为晚上 10 点，此时商业街的客流量大于夜生活区的客流量；随后，夜生活区的客流量一直大于商业区的客流量。

出租车异常轨迹检测^[2,11]

在乘坐出租车时，特别是当人们对城市道路不熟悉时，人们经常会担心自己被司机欺骗绕路。定义出租车司机是否“宰客”十分困难，需要考虑诸多因素。如有些路线虽然路程比较远，但行驶时间可能较短。我们根据历史轨迹，假定任意两地之间绕路的司机是少数的、不频繁的。我们将那些不频繁的轨迹定义为异常轨迹。这些轨迹可能是由那些绕路司机产生的，也可能是由经验丰富的司机找到的捷径。我们

将两地之间的所有历史轨迹堆积（包括正常和异常的轨迹），提出了 iBAT 和 iBOAT 两个算法。它们能实时检测出异常轨迹，甚至轨迹中的异常片段。允许乘客在

表1 异常轨迹的行驶路程和时间分布

行驶距离	行驶时间		
	$[0, \min T]$	$[\min T, \max T]$	$(\max T, \infty)$
$[0, \min D]$	0.0013	0.0137	0.0117
$[\min D, \max D]$	0.0062	0.1063	0.0881
$(\max D, \infty)$	0.0045	0.1522	0.6162

未到达目的地之前，预先了解到出租车的行驶路线是否正常。

在利用 iBOAT 算法检测出异常轨迹之后，我们进一步分析了以下三个问题：(1) 有多大比例的异常轨迹是由司机故意绕路产生的？(2) 出租车司机在哪些起始点载客时，发生异常行为的可能性比较高？(3) 那些爱绕路的出租车司机是不是比不绕路的司机赚的钱更多？为了回答这三个问题，我们先对 7350000 条出租车轨迹进行了异常检测，这些轨迹对应着杭州城 7600 多辆出租车一个月的载客轨迹。然后利用 iBOAT 算法检测出 438000 条异常轨迹。我们将同时满足如下

两个条件的异常轨迹定义为绕路轨迹：(1) 该轨迹的长度大于正常轨迹的最大距离；(2) 该轨迹的行驶时间大于正常轨迹需要的最大行驶时间。从表 1 中发现，大约有 61% 的异常轨迹满足上述两个条件，表明绕路是出租车司机产生异常轨迹最主要的动机。图 2(a) 为绕路轨迹起始点分布图。从中可以看出，相比城市中其他区域，绕路轨迹起始点主要集中在长途汽车站、火车站，这说明出租车司机选择绕路的对象倾向于不熟悉城市道路的乘客。

图 2(b) 给出的是出租车司机的收入与绕路偏好的关系图。图中每一个点对应一辆出租车，纵坐标表示的是该出租车对应的司机产生的绕路轨迹数与其所有载客轨迹数目的比值，横坐标对应的是与该出租车对应的司机月收入。从中可明显地看出，偏爱绕路的司机所对应的月收入并不比不绕路司机的平均值高。

移动社交网络数字脚印与城市计算

移动社交网络最大的特色在于将用户位置标签添加到传统的交互媒体中，如用地理位置标记的消息、照片、视频等。通过使

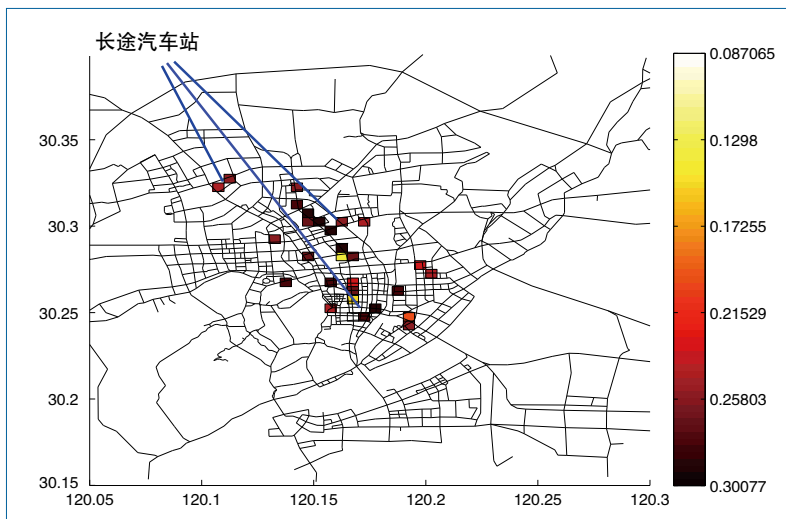


图2(a) 异常轨迹起始点分布图

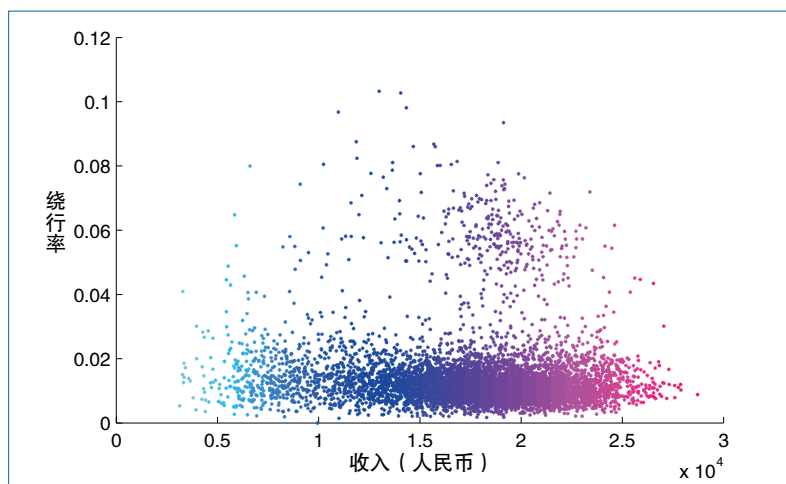


图2(b) 出租车司机绕路偏好与其收入关系图

用移动社交网络服务，用户不仅可以与自己的社交圈进行交互，还可以获得基于位置的服务。例如，探索和查找周边的兴趣点，获得地点推荐等。国外著名的基于位置的移动社交网络服务四方(Foursquare)通过积分、勋章等虚拟荣誉来激励用户分享他们的地理位置信息(即“签到”)，同时与商家合作，对获得特定积分或者勋章的用户提供优惠或者折

扣的奖励。其次，Foursquare鼓励用户对兴趣点添加标签和进行评价，以便为其他用户提供参考。我们的研究工作侧重于通过分析和挖掘这些移动社交网络上的用户数字脚印，理解个人和群体的偏好，进而提供基于位置的个性化服务。具体包括：

交叉重叠式社群的发现与诠释^[24]

人们的生活方式多种多样，而这种多样性同样也体现在用户的签到行为中。例如，某个用户的签到行为经常出现在教学楼、食堂和体育场等，表明该用户可能是喜爱运动的学生；而签到行为经常发生在公司、食堂、电影院和剧场的用户很可能是喜爱电影的上班族。发现并刻画这些生活方式和兴趣相似的用户社群可以为用户提供个性化的服务，如朋友推荐、面向特定人群的广告推送等。

在传统的基于朋友关系的社交网络中，社群通常被定义为内部联系相对紧密、与其他社群联系相对稀疏的用户群体。针对上述应用，我们定义具有相似生活方式和兴趣的用户为一个社群。同时，用户生活方式的多样性意味着用户社群间具有很高的重叠性。因此，我们的研究问题在于如何发现并诠释这样的重叠式社群。在基于位置的移动社交网络中，一次签到行为将一个用户和一个兴趣点关联起来，兴趣点的类型可被看作是该用户生活方式的一种反映。基于上述考虑，我们提出一种面向多模态多属性边的聚类方法，来对用户的签到行为进行聚类。具体来说，把签到看作是一条连接用户和兴趣点的边，使得面向边的聚类自然地产生了重叠的用户社群。同时，我们使用兴趣点类型分布特征对社群进行诠释。我们通过采集用户在 Foursquare 上面的签到数据来验证上述方法，实验表明我们提

出的方法可以很好地发现并刻画重叠式的用户社群。例如对某一个用户而言,酒吧、夜店的签到表明他属于夜生活丰富的群体,而对于教学楼、图书馆的签到较

用户对餐馆的喜爱程度越高,我们利用概率统计的方法对其进行分析。其次,用户对餐馆的评语可以是正面或者负面的。我们利用文本情感分析的方法提取用户

展矩阵分解的方法来预测用户对兴趣点的喜好程度^[5];针对个性化的兴趣点搜索,通过进一步分析用户在评语中对餐馆特征的情感,提取出细粒度的用户偏好,再利用三维张量对四元组(用户—地点—特征—喜好)建模,提出了一种多元组排序张量分解(multi-tuple ranking tensor factorization)的方法,来实现个性化的地点排序^[19]。



图3 用兴趣点类型刻画的两个重叠的用户社群

多的群体则很可能是学生社群,具体例子见图3。

个性化的兴趣点推荐和搜索^[3,19]

用户在基于位置的移动社交网络中产生的数字脚印隐含了大量的个人和群体的偏好信息。以餐馆为例,签到行为可以看作是“用脚投票”,用户通常会光顾口味好、性价比高的餐馆,这些餐馆一般会获得较多的签到;用户给餐馆标记的标签通常表明了该餐馆的特征,如某些菜品名称、类型和特点;用户对餐馆的评价更是显式地表明了其对该餐馆的喜好,包括对该餐馆某些特征的喜好。分析这些偏好信息可以更好地对用户进行餐馆的推荐,提供个性化的餐馆搜索服务。图4展示了在城市计算中个性化兴趣点推荐和搜索的一个服务框架。

如何从大量异构的数字脚印中挖掘和分析用户偏好呢?首先,对一个用户来说,签到越多,

评语的情感得分,进而衡量用户的喜好。利用这两种异构的信息源,我们开展了两部分工作。针对个性化的兴趣点推荐,提出了一种基于矩阵的混合喜好模型来结合上述两种信息源,并使用扩

移动电话数字脚印与城市计算

我们在移动电话数字脚印方面的工作主要有三类数据,包括通话记录、基站轨迹以及智能手机的传感器数据。通话

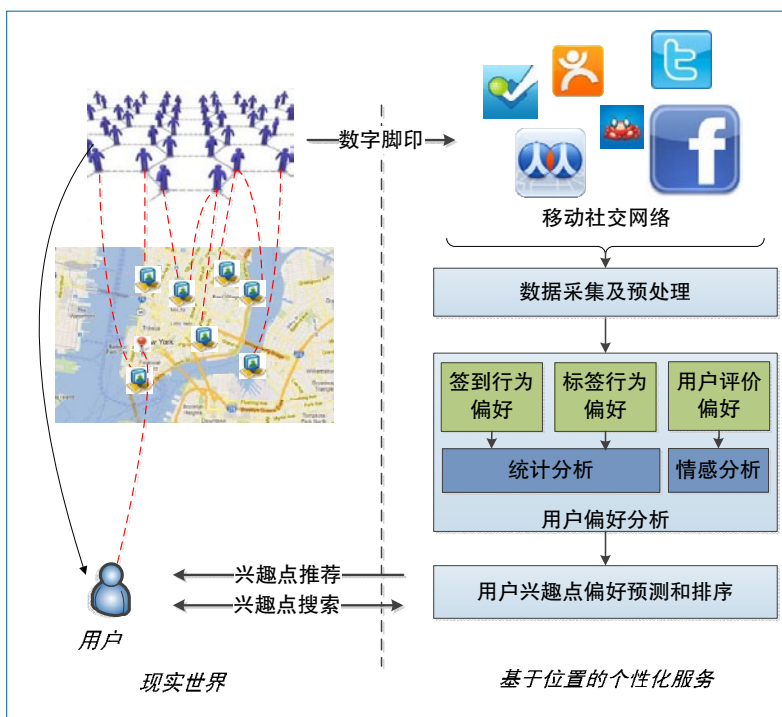


图4 城市计算中个性化兴趣点推荐和搜索的服务框架

轨迹记录用户在何时、何地拨打或接收的电话以及对方的电话号码；基站轨迹连续记录用户接入的基站ID和接入的时间，记录用户在基站网络中的移动轨迹；新一代的智能手机除内置有摄像头、声音、温度、光学、触觉、加速度计等传感器外，还配备空气质量、电磁场以及其他类型的环境传感器，用于记录各种感知数据。

群体移动位置预测^[25]

通过预测大量用户在未来数个小时将会接入的基站，电信运营商可以更加有效地管理配置电信资源（如能量与带宽），并准确提供个性化的广告推送。通过挖掘大量用户的历史基站轨迹，可以准确预测每一用户未来1~6个小时内将会经过或停留的基站ID。

通过挖掘大量用户的基站轨迹，我们观察到基站轨迹的群体性行为模式 (collective behavioral patterns, CBP)，即多个用户在同一时间所在基站的关联规则。基于这些关联规则，可以通过一部

分用户当前所在的基站，推断出其他某个用户未来所在的基站。为此，我们设计了基于群体性行为模式的预测器。该预测器通过学习所有用户的历史基站轨迹，对每个用户分别建立了基于其个人历史数据的移动位置预测器，并结合群体性行为模式学习每个用户未来经过或停留的基站与其他用户现在所在的基站之间的关联。给定某用户近几个小时内的基站轨迹和其他用户当前所在的基站，可以更精确地预测出用户未来几小时内将要经过或停留的基站ID。

在文献[26]中，我们提出了直接从基站网络中抽取基站轨迹的方法，并将基于群体性行为模式的位置预测器与电信系统云平台结合，提出移动预测即服务模式 (mobility prediction as a service, MPaaS)。如图5所示，该模型会从电信系统和基站网络中收集跟踪用户的基站轨迹。依托云计算平台的能力，给定所有用户迄今的基站轨迹，大规模地预测每一个用户未来经过或停留的基站。这可被用作基于预测性的

电信系统资源管理以及个性化的服务或地点推荐。

低能耗城域群体传感^[27]

城域群体传感 (urban-scale mobile crowdsensing)^[28] 将环境传感任务“众包”给城市内大量的手机用户，并由用户手机传感器分布式地监测周围环境，例如空气质量、噪音以及电磁污染，以此得到城市环境的全貌信息。群体传感由于会消耗用户手机的电量，因而并不是所有用户都会自愿参加。

为此，我们提出了一种低能耗的群体传感机制 (energy-efficient mobile crowdsensing, EEMC)^[27]。如图6所示，这种机制因复用手机语音信道进行传感任务分发与传感数据上传，减少了无线网络传输的能量消耗，甚至达到零功耗传输，从而显著降低了群体传感在每个手机上所需的耗电量，改善了用户体验。我们在西非某国50000人的真实通话记录的数据集之上仿真了其首都商业区的空气质量监测任务众包。与传统的基于3G网络的任

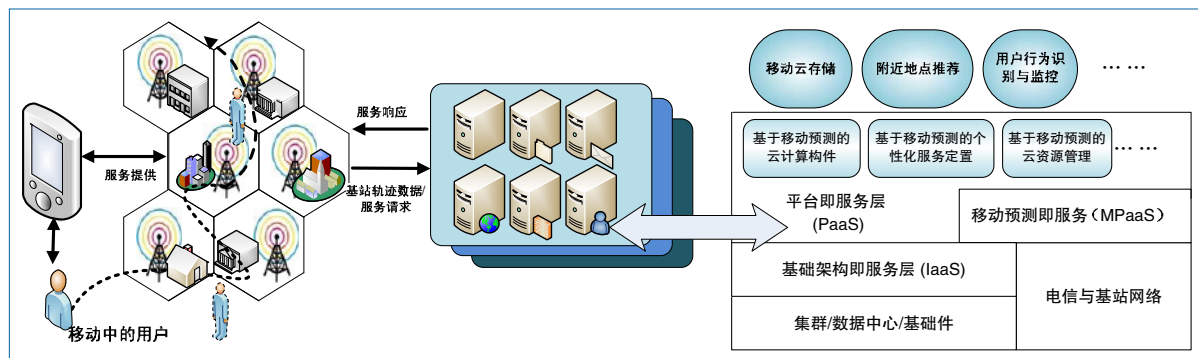


图5 基于移动预测即服务模型的移动云平台

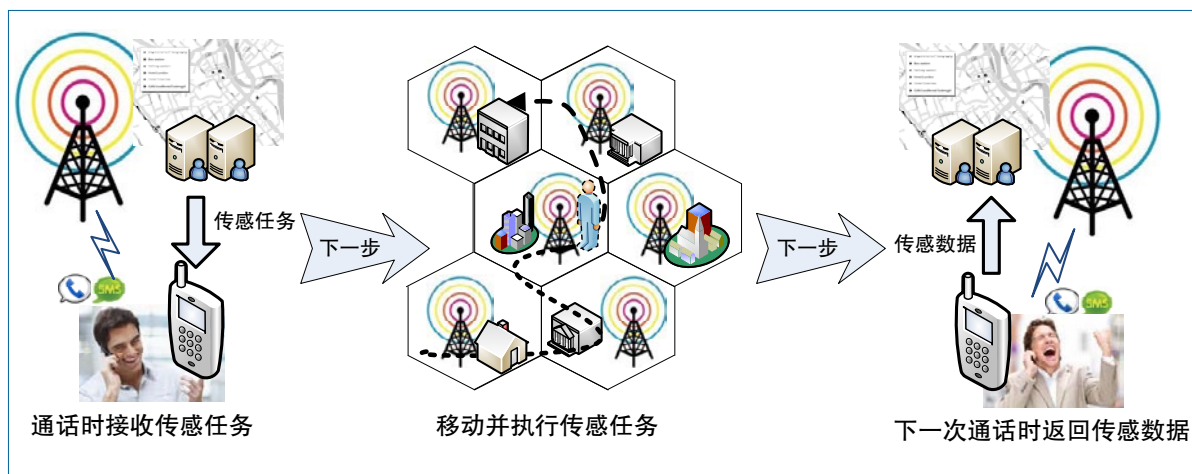


图6 低能耗城域群体感知

务分配 / 结果上传机制相比, 低能耗的群体传感机制的能耗可以减少到传统机制的 75% 左右。

结语

随着城市数字化速度的加快和程度的加深, 形式各异的数字脚印正成为解决城市化发展过程中出现的各种错综复杂问题的一种新兴的资源。如何利用统计分析和数据挖掘技术揭示城市智能, 并在城市规划、交通管理、环境监测和公共安全等多个方面为改善城市居民生活质量及城市可持续发展提供相应的智能服务变得尤为重要。希望我们利用出租车 GPS 轨迹、基于位置的社交网路数据、智能移动电话记录等数字印迹在城市计算方面进行的一些有益尝试, 能为我国城市化、数字化的发展提供必要的技术支撑。■



张大庆
CCF会员。法国国立电信学院教授。主要研究方向为普适计算等。Daqing.Zhang@it-sudparis.eu



陈超
法国国立电信学院与巴黎第六大学博士生。主要研究方向为普适计算等。chao.chen@telecom-sudparis.eu



杨丁奇
法国国立电信学院与巴黎第六大学博士生。主要研究方向为普适计算等。dingqi.Yang@telecom-sudparis.eu



熊昊一
法国国立电信学院与巴黎第六大学博士生。主要研究方向为普适计算等。haoyi.xiong@telecom-sudparis.eu

参考文献

- [1] D. Zhang, B. Guo, and Z. Yu, The emergence of social and community intelligence, *Computer*, vol. 44, no. 7, 2011, 21-28
- [2] C. Chen, D. Zhang, P. S. Castro, N. Li, L. Sun, S. Li, and Z. Wang iBOAT: Isolation-based online anomalous trajectory detection, *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 14, no.2, 2013, 806-818
- [3] D. Yang, D. Zhang, Z. Yu and Z. Wang, A sentiment-enhanced personalized location recommendation system, in *Proc. of HT*, 2013
- [4] Y. Zheng, <http://research.microsoft.com/en-us/projects/urbancomputing/default.aspx>
- [5] L. Liu, C. Andris, and C. Ratti, Uncovering cabdrivers' behavior patterns from their digital traces, *Comput. Environ. Urban Syst.*, vol. 34, no. 6, 2010, 541-548
- [6] G. Pan, G. Qi, Z. Wu, D. Zhang, and S. Li, Land-use classification using taxi GPS traces, *IEEE*

- Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 14, no.1, 2013, 113~123
- [7] J. Yuan, Y. Zheng, and X. Xie. Discovering regions of different functions in a city using human mobility and POIs. In Proc. of ACM SIGKDD, 2012, 186~194
- [8] J. Yuan, Y. Zheng, C. Zhang, W. Xie, X. Xie, G. Sun, and Y. Huang. T-drive: driving directions based on taxi trajectories. in Proc. of the GIS, 2010, 99~108
- [9] C. Chen, D. Zhang, Z.-H. Zhou, N. Li, T. Atmaca, and S. Li. B-Planner: night bus route planning using large-scale taxi GPS traces. in Proc. of PerCom, 2013
- [10] B. Li, D. Zhang et al, Hunting or waiting? discovering passenger-finding strategies from a large-scale realworld taxi dataset, in Proc. 9th IEEE Int. Conf. PerCom Workshop, 2011, 63~68
- [11] D. Zhang, N. Li, Z.-H. Zhou, C. Chen, L. Sun, and S. Li, iBAT: Detecting anomalous taxi trajectories from GPS traces, in Proc. 13th Int. Conf. Ubiquitous Comput., 2011, 99~108
- [12] C. Chen, D. Zhang, P. S. Castro, N. Li, L. Sun, and S. Li, Real-time detection of anomalous taxi trajectories from GPS traces, in Proc. 8th Int. ICST Conf. Mobile Ubiquitous Syst., 2012, 63~74
- [13] L. Sun, D. Zhang, C. Chen, P.S. Castro, S. Li, and Z. Wang. Real time anomalous trajectory detection and analysis. MONET, vol. 18, no.3, 2013, 341~356
- [14] P. S. Castro, D. Zhang, and S. Li. Urban traffic modelling and prediction using large scale taxi GPS traces. In Proc. of Pervasive Computing, 2012, 57~72
- [15] X. Li, et. al., Prediction of urban human mobility using large-scale taxi traces and its applications, Frontiers of Computer Science, 6(1): 2012, 111~121
- [16] A. Noulas, S. Scellato, N. Lathia and C. Mascolo, Mining user mobility features for next place prediction in location-based services, in Proc. ICDM, 2012
- [17] Y. Liang, J. Caverlee, Z. Cheng and K. Y. Kamath, How big is the crowd? event and location based population modeling in social media, in Proc. of HT, 2013
- [18] Y. Zheng, L. Zhang, Z. Ma, X. Xie and W. Ma, Recommending friends and locations based on individual location history, ACM Trans. on Web, 2011
- [19] D. Yang, D. Zhang, Z.Y Yu and Z.W Yu, Fine-grained preference-aware location search leveraging crowdsourced digital footprints from LBSNs, to appear in Proc. of UbiComp, 2013
- [20] M. Berlingerio, F. Calabrese, G. D. Lorenzo, R. Nair, F. Pinelli, M.L. Sbodio, AllAboard: a system for exploring urban mobility and optimizing public transport using cellphone data, in Proc. of NetMob, 2013
- [21] N. Eagle, M. Macy, and R. Claxton, Network diversity and economic development, Science, 328(5981), (2010), 1029~1031
- [22] A. Wesolowski, N. Eagle, A. Tatem, D. Smith, A. Noor, R. Snow, and C. Buckee. Quantifying the impact of human mobility on malaria, Science, 338(6104), 2012, 267~270
- [23] J. P. Bagrow, D. Wang, A.-L. Barabasi, Collective response of human populations to large-scale emergencies PLoS One 6:3, 1~8 (2011)
- [24] Z. Wang, D. Zhang, D. Yang, Z. Yu and X. Zhou, Discovering and profiling overlapping communities in location based social networks, to appear in IEEE Trans. on SMC: System, 2013
- [25] H. Xiong, D. Zhang, D. Zhang and V. Gauthier, Predicting mobile phone user locations by exploiting collective behavioral patterns, in Proc. of UIC, 2012
- [26] H. Xiong, D. Zhang, D. Zhang, V. Gauthier, K. Yang and M. Becker, MPaaS: mobility prediction as a service in telecom cloud, Information Systems Frontiers, Springer, to appear
- [27] H. Xiong, L. Wang and D. Zhang, EEMC: An energy-efficient mobile crowdsensing mechanism by reusing call/SMS connections, in Proc. of NetMob, 2013
- [28] R. K. Ganti, F. Ye, H. Lei: Mobile Crowdsensing: current state and future challenges. IEEE Communications Magazine 49(11):2011, 32~39