

# 基于位置的社会化网络推荐系统

刘树栋 孟祥武

(北京邮电大学智能通信软件与多媒体北京重点实验室 北京 100876)

(北京邮电大学计算机学院 北京 100876)

**摘 要** 近年来,基于位置的社会化网络推荐系统逐渐成为位置服务和社会网络分析的活跃课题之一.挖掘用户签到位置轨迹和社交活动数据,提取用户社会活动的地理空间特征模型及其与社会关系的关联性,设计合理的推荐算法,成为当前基于位置的社会化网络推荐系统的主要任务.该文从分析基于位置的社会化网络的结构特征入手,对基于位置的社会化网络推荐系统的基本框架、基于不同网络层次数据挖掘的推荐方法及应用类型等进行前沿概况、比较和分析.最后对有待深入研究的难点和热点进行分析和展望.

**关键词** 位置服务;社交网络;推荐系统;协同过滤;轨迹;兴趣点;社会计算

中图法分类号 TP18 DOI号 10.3724/SP.J.1016.2015.00322

## Recommender Systems in Location-Based Social Networks

LIU Shu-Dong MENG Xiang-Wu

(Beijing Key Laboratory of Intelligent Telecommunications Software and Multimedia,

Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

(School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

**Abstract** Recommender systems in location-based social networks have recently become one of the hottest topics in domain of location-based services and social network analysis. The main task of recommender systems in location-based social networks is to mine the data of users' trajectory and social activities, abstract geographical features of users' movements and its relevance with social interactions, exploit them to develop recommendation generation algorithms. At first, we will introduce structural characters of location-based social networks, then present an overview about recommender systems in location-based social networks from a process-oriented perspective, including system frameworks, recommendation generation methods based on multilayer network data and typical applications. The prospects for future development and suggestions for possible extensions are also discussed at last.

**Keywords** location based services; social networks; recommender systems; collaborative filtering; trajectory; point-of-interest; social computing

## 1 引 言

近年来,随着全球定位系统、无线通信网络等基

础设施的飞速发展及手持、车载无线通信定位设备的广泛应用,特别是众多移动社交网络的位置签到、位置共享及位置标识等功能的应用普及,位置服务(Location Based Service, LBS)与社交网络逐渐融

收稿日期:2014-04-05;最终修改稿收到日期:2014-10-31. 本课题得到国家自然科学基金项目(60872051)、北京市教育委员会共建项目专项资助. 刘树栋,男,1984年生,博士研究生,主要研究方向为推荐系统、位置服务. E-mail: liumu1321@163.com. 孟祥武,男,1966年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为网络服务、用户需求、推荐系统.

合,形成了基于位置的社会化网络(Location-Based Social Networks, LBSNs). 它通过移动用户的位置签到功能,把线上虚拟社会与线下真实世界关联在一起<sup>[1]</sup>,实现用户位置定位的同时,还实现了位置信息在虚拟网络世界的共享与传播,从而衍生出多种多样的位置服务,其中,推荐系统作为目前解决信息过滤和个性化服务问题的重要技术手段之一,在位置服务中发挥着越来越重要的作用.

最新皮尤网络(pew internet)调查报告和美国生活工程报告(American life project reports)显示<sup>①</sup>,美国成年人智能手机拥有者的比例从2011年的35%上升到2012年的46%,其中大约74%的用户通过智能手机获取基于位置的实时信息(如位置导航及推荐等),同时有18%的用户使用过,诸如Fourquare、Gowalla、Facebook Places、Twinkle等位置社会化网络,然而在2011年这一比例才12%,在2013年有超过820万用户使用基于位置的社会化网络服务,到2015年全球基于位置的社会化网络服务市场规模将达到10.8亿美元. 在学术研究领域,ACM SIGSPATIAL GIS已连续几年举办基于位置的社会化网络研讨会,并指出位置服务与移动社交网络的融合将逐渐成为网络服务发展的新方向之一,这也体现了移动互联网时代公众位置服务的社会化(social)、本地化(local)和移动性(mobile)的基本特征(“SoLoMo”)<sup>②</sup>.

基于位置的社会化网络推荐系统不仅具有移动互联网位置服务的社会化、本地化和移动性等信息服务特征,而且能够根据不同用户的个性化需求进行信息过滤与主动推荐,在国内外逐渐赢得了广泛关注,许多大学和研究机构对此领域展开了深入研究,被SCI和EI收录的论文数目也逐年上升. 国际重要学术会议(如数据挖掘领域的SIGKDD、ICDM、PAKDD,普适计算领域的UrbComp,地理信息系统GIS和推荐系统RecSys)及相关领域的国际期刊(如《Artificial Intelligence》、《Personal and Ubiquitous Computing》、《International Journal of Networking and Computing》)也出现了很多有关基于位置的社会化网络推荐系统研究成果的报道.

本文针对基于位置的社会化网络推荐系统目前已有研究成果与应用进展进行综述. 第2节概述基于位置的社会化网络结构特征和数据特征;第3、4节重点介绍基于位置的社会化推荐系统基本框架、基于不同层次网络数据挖掘的推荐方法及应用类

型;第5节对有待深入的研究难点和发展趋势进行展望;最后是结束语.

## 2 基于位置的社会化网络

### 2.1 基于位置的社会化网络的结构特征

基于位置的社会化网络用户不断位置签到、信息共享及在线社交互动,积累了大量签到位置轨迹数据和社交活动数据,这为研究现实世界中用户的行为特征提供了大量的数据支持,同时能够帮助完善诸如移动营销<sup>[2-4]</sup>、灾难救援<sup>[5-7]</sup>、交通模拟预报<sup>[8-10]</sup>等位置服务. 此外,这些数据源还推动了用户现实活动行为与社交活动特征之间关联性的研究.

一般社会化网络包含许多相互关联的个体,是对现实社会关系的网络虚拟化,它实现了虚拟社交活动和社会生活经验、知识等的信息共享. 基于位置的社会化网络是在一般社会化网络的基础上,进一步增加了用户位置签到及位置相关信息的共享. 基于位置的社会化网络形式化定义是由Zheng等人<sup>[11]</sup>给出,具体描述如下:

基于位置的社会化网络不仅是在线社会化网络中添加位置信息,使用户在社会化网络中分享与位置有关的信息,而且隐含着用户位置信息及其位置标注媒体信息(例如图片、视频、文档等)中内在关联实体之间形成的新的社会网络结构,其中位置信息是由用户随时间变化的移动位置点构成. 此外,实体间内在的关联性不仅包括两个用户出现在相同的位置上或者共享相似的位置信息,而且还包括用户的一般兴趣、社会活动规律、具体位置信息及位置标注的媒体信息中体现出来的各种知识.

从这个形式化定义可以看出,基于位置的社会化网络是由用户活动的地理空间层、在线互动的虚拟社会关系层和分享的媒体内容信息以及它们之间的关联性构成,如果再加上时间因素,那么基于位置的社会化网络可以抽象成如图1所示的3+1框架<sup>[12]</sup>,其中时间信息把地理空间层、社会关系层和媒体内容层的数据信息联系在了一起,地理空间层是基于位置的社会化网络区别于一般社会化网络的唯一特征.

① <http://www.pewinternet.org/2012/05/11/three-quarters-of-smartphone-owners-use-location-based-services/>

② <http://www.kpcb.com/team/index.php?MattMurphy>. 2011-06-20

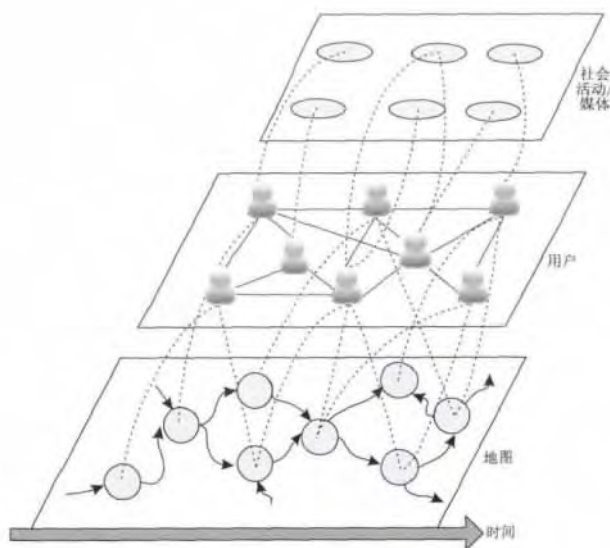


图 1 基于位置的社会化网络的 3+1 框架模型

基于位置的社会化网络包括 6 种不同的网络关系：位置-位置网络、用户-用户网络、媒体内容-媒体内容网络、用户-位置网络、用户-媒体内容网络、位置-媒体内容网络。其中位置-位置网络、用户-位置网络和位置-媒体网络是基于位置的社会化网络推荐系统重点研究的内容。大多数基于位置的社会化网络推荐服务都是基于这 3 种网络层次数据的挖掘与分析。

## 2.2 基于位置的社会化网络的数据特征

基于位置的社会化网络中主要包括以下几种数据集：(1) 用户签到的历史轨迹数据集：该数据集记录了用户在不同时间点上所处的地理位置点，是由一系列的连续位置序列组成；(2) 用户社会关系数据集：该数据集记录了用户间的社会关系信息；(3) 用户参与社会活动及共享的媒体数据集：该数据集记录了用户在不同时间点的不同地理位置上参与的社会活动或者共享的媒体信息。其中只有用户社会关系数据集与一般社会化网络中是相同的，用户签到的历史轨迹数据集是基于位置的社会化网络中特有的。相比一般社会化网络中的用户共享数据集，基于位置的社会化网络中用户参与社会活动及共享的媒体数据集中增加了位置标签信息。

总体来讲，相比其他网络数据集（例如移动通信数据集、一般社会化网络数据集），基于位置的社会化网络数据集有如下特点：

### (1) 多层的异构网络结构

相比一般的社会化网络和移动通信网，基于位置的社会化网络记录了用户在现实世界的位置移动轨迹数据，有效地把用户现实生活与虚拟网络活动

结合在一起，这使基于位置的社会化网络用户行为同时具备了地理空间、社会化、时间动态性等特性，形成了由用户位置轨迹网络、社交网络 and 用户-活动/媒体内容多层次异构网络结构，至少包括了两种不同的节点（用户和位置），三种不同的边（用户-用户、位置-位置、用户-位置），同类节点及异类节点之间都能形成网络结构。此外不同网络层之间能够由用户、地理位置、时间等信息串联起来。

### (2) 位置空间特性

地理空间特性是基于位置的社会化网络与一般社会化网络的一个最重要区别。位置签到在实现用户位置记录和位置信息的共享的同时，还把社会化网络与现实世界无缝地连接起来，使基于位置的社会化网络更加贴近现实生活，共享信息具有显著的位置标签。此外，积累的大量位置轨迹数据为研究用户在现实世界中的行为规律提供了充足的数据支持。对用户签到位置空间特性的挖掘与认知是目前社会化网络位置服务的重点研究内容。

### (3) 准确的位置描述

在移动通信网中，只能记录用户地理位置信息的经纬度。在基于位置的社会化网络中，不仅可以记录用户地理位置的经纬度，而且可以记录具体位置的描述性信息。例如在 Foursquare、Facebook Places、Yelp 等基于位置的社会化网络中还提供了一些详细位置的描述文档，包括餐厅的类型、用户评价等等。因此，可以利用这些描述性文档，清楚地区分同一条街上相邻的两家餐厅，从而可以采用一些语义文本处理方法，提高诸如位置推荐<sup>[13]</sup>等位置服务的准确性。

### (4) 明晰的社会关系

与一般社会化网络一样，基于位置的社会化网络中用户间的社会关系由用户自身明确地标注出。例如用户间的朋友关系，可以从用户的朋友列表中显示出来。但是在移动通信网中，用户间的社会关系必须从用户间的通信关系中提取。这种特性在保护敏感社会关系的朋友推荐中将发挥重要的作用。

### (5) 用户主导的大规模移动数据

基于位置的社会化网络中的位置签到和信息分享完全是由用户主导的<sup>[14]</sup>，一般不会泄露用户的个性隐私。而在移动通信网的数据收集过程中，用户完全是被动的，用户隐私保护一直困扰在其中。随着移动设备的应用和基于位置的移动社会化网络的兴起，产生了大量移动数据。例如在 2012 年第一季度 Yelp 的月平均用户访问量大约为 7100 万，截止到

2012 年 4 月份 Fourquare 已有 2000 万用户和 20 亿条的签到数据<sup>①</sup>。

#### (6) 数据稀疏性

在传统的移动通信网中,用户地理位置由通信塔自动记录,但在基于位置的社会化网络中,用户位置的签到过程是由用户本人主导的。由于涉及个人隐私问题,用户不会把其所处的所有位置都签到社会化网络中,而是有选择的签到一部分位置,这种签到方式往往会导致用户位置轨迹数据集中存在严重的稀疏性问题。这势必增加用户位置轨迹挖掘和用户移动模式分析的难度。

### 3 基于位置的社会化网络推荐系统

#### 3.1 传统互联网推荐系统

推荐系统作为缓解“信息过载”的有效手段之一,需要建立用户与项目之间的二元关系,利用已有的选择过程或相似关系挖掘每个用户潜在感兴趣的对象,从而进行个性化推荐。Adomavicius 等人<sup>[15]</sup>给出推荐系统的形式化定义:设  $C$  表示用户集合,  $S$  表示需要推荐给用户的项目集合(如图书、电影、餐馆等),  $u$  是一个效用函数,计算项目  $s$  对用户  $c$  的相关程度,如  $u: C \times S \rightarrow R^*$ , 其中,  $R^*$  表示一个排序后的集合(如一定范围内的全序的非负实数)。则推荐系统就是要找到使效用函数  $u(\cdot)$  最大的那些项目,即

$$\forall c \in C, s'_c = \arg \max_{s \in S} (u(c, s)).$$

从信息过滤的角度,目前推荐系统主要分为以下几种<sup>[15-16]</sup>:

(1) 协同过滤推荐(collaborative filtering recommendation). 源于“集体智慧”的思想,采用相似用户间可能具有相似的兴趣偏好的基本方法,预测用户对具体项目潜在偏好。主要可以分成启发式和基于模型两种类型<sup>[15]</sup>:前者需要计算用户(或者项目)之间的相似度,后者通过构建用户偏好模型的方式,预测用户对项目的潜在偏好或者项目与用户偏好之间的匹配度。

(2) 基于内容的推荐(content-based recommendation). 根据用户喜欢的项目,选择其他类似的项目作为推荐。首先系统隐式获取或者用户显式给出用户对项目属性的偏好,然后计算用户偏好和待预测项目的描述文档(由项目属性刻画)之间的匹配度(或相似度),最后按照匹配度进行排序向用户推荐其可能感兴趣的项目。

(3) 混合推荐(hybrid recommendation). 混合推荐主要是为了解决单一推荐方法的不足问题<sup>[17]</sup>,按照不同的混合策略(如加权、切换、混合呈现、特征组合、串联、元层次混合等)把多种推荐方法组合在一起<sup>[18]</sup>。

#### 3.2 基于位置的社会化网络推荐系统与其他推荐系统的异同点

基于位置的社会化网络推荐系统作为目前主动为用户提供各种服务信息的技术之一,它既满足位置服务的基本要求,同时还具有移动推荐<sup>[19]</sup>、上下文(位置和社会关系)感知推荐<sup>[16]</sup>和社会化网络服务推荐<sup>[20]</sup>的基本特点。表 1 列出了基于位置的社会化网络推荐系统与其他推荐系统在设备及其移动性、实时性、普适性及数据源等方面的异同点。

表 1 基于位置的社会化网络推荐系统与其他推荐系统的对比

	设备及其移动性	实时性	普适性	数据源
电子商务推荐	PC、无移动性	无	无	购物行为数据
移动推荐	手机、PDA、平板电脑等移动设备	对推荐的实时性有较高要求	实时感知移动用户的上下文信息	移动上下文数据
上下文感知推荐	无要求	较少	实时感知移动用户的上下文信息	上下文描述数据
在线社会化网络推荐	无	较少	较少	社会关系数据
基于位置的社会化网络推荐	手机、PDA、平板电脑等移动设备	对推荐的实时性有较高要求	实时感知移动用户的位置信息	位置轨迹数据、社会关系数据

所谓基于位置服务<sup>[21]</sup>指通过移动终端和无线或卫星通信网络的配合,确定出移动用户的实际地理位置,并提供与位置相关的信息服务。在现实生活中位置服务主要包括获取导航服务、查询行走路线等。从基本概念上讲,位置服务主要包含如下两层含义:

(1) 确定移动用户或者设备的地理位置。

(2) 提供与位置相关的各种信息服务。

移动互联网时代位置服务特征主要包括如下几个方面:①位置服务与社交网络结合的必然性。用

① <http://mashable.com/2012/04/16/foursquare-20-million/>

户的位置信息可以反映用户的社会属性(经历、工作/生活环境以及年龄、兴趣爱好等).此外由具体位置产生的热点社会话题等容易引起社会关注,位置签到又把虚拟空间与现实世界连接起来,从而促进了社交活动及位置标注社会媒体信息的从线下到线上的共享、讨论等;②位置服务具有鲜明的社会计算的特点.位置服务对象和处理对象分别为大众群体和与大众群体现实生活密切相关的具体事件;③移动定位与社会化感知的本地化服务相结合.本地生活是用户获取信息服务的主要兴趣指向之一.移动定位技术是位置服务的根基,主要解决地理位置的确定.基于位置的社会感知将地理位置向社会位置延伸,挖掘地理位置背后的社会属性及其与用户偏好的关联性,提供与用户自身环境相适应的、本地化的个性化服务.例如在逛街的时候,是否希望随时知道附近商场的促销打折信息?去看一场精彩的

足球赛,是否希望能在现场找到有着共同爱好却很少见面的球友?那么基于位置推荐服务可以满足类似的需求.如果再把用户的在线实时社交活动信息融合进来,那么这就是一种典型的基于位置的社会化网络推荐系统应用实例.

此外,基于位置的社会化网络推荐系统更加侧重于挖掘网络数据中包含的人类社会行为学中的基本知识和规律,以此作为生成推荐结果的重要依据.因此,在基于位置的社会化网络推荐系统中,首先需要对大规模的网络数据进行处理与分析,认知和学习用户移动模式及基本行为规律.这与只关注用户项目评分矩阵的传统电子商务推荐系统有非常大的区别.

### 3.3 基于位置的社会化网络推荐系统基本框架

基于位置的社会化网络推荐系统的基本框架如图2所示.



图2 基于位置的社会化网络推荐系统基本框架

#### (1) 原始数据收集

数据是推荐系统输入源.原始数据的收集是获取与推荐对象相关的各种信息的过程.基于位置的社会化网络推荐对象主要包括位置(location,其中包括诸如景点、商业区等单一位置和旅行路线等连续位置)、活动(activity,其中包括用户感兴趣的餐厅、商店等)、用户(user,其中包括区域专家、意见领袖、朋友等)和社会媒体(social media,包括图像、视频、网页等),因此数据收集就是获取与这四种对象相关的信息:用户基本特征、用户-位置签到、用户-

参与社会活动、用户-共享社会媒体和用户社交活动等日志信息.目前此研究领域的公开可用数据集还比较少,直接从基于位置的社会化网站抓取和独立收集是目前众多研究<sup>[10-13]</sup>中主要采用的两种原始数据获取方式.

#### (2) 数据预处理

收集到与推荐对象相关的原始数据后,需要进行数据的预处理,把处理结果形式化地表达出来,作为推荐系统最终的输入对象.事实上,这是一个知识发现与挖掘的过程,在基于位置的社会化网络推荐



系统中的作用显得尤为突出. 主要包括: ① 用户-位置轨迹表示和检索、位置轨迹网络的构建和认知, 即根据用户-位置签到行为日志, 把用户随时间变化的各个位置串联起来, 形成位置轨迹, 提取用户位置移动基本规律, 并构建所有用户的位置轨迹网络, 分析所有用户的不同位置移动模式. ② 用户-活动/社交媒体关系网络的构建: 根据用户参与的社会活动或者分享的社会媒体日志, 构建用户-活动/社交媒体关系网络, 如果加上活动地点或者社交媒体地点, 那么就构成用户-位置-活动/社交媒体三维张量. ③ 用户社会关系网络的构建: 根据用户对朋友关系的确切标注信息, 构建用户间的社交关系网络.

### (3) 推荐生成

推荐生成算法是推荐系统的核心部分. 传统推荐系统中, 例如协同过滤、基于内容的推荐等基本算法同样也适用于基于位置的社会化网络推荐系统, 只是把位置信息视为一个重要上下文信息融合在推荐生成过程中, 或者把位置信息直接作为推荐对象. 例如根据用户当前位置或者当前位置的偏好信息, 预测下一时刻的位置或者推荐服务信息等. 此外, 社会化网络推荐系统中经常采用的边链接预测等方法同样适用于基于位置的社会化网络朋友推荐系统, 但是这不仅需要考虑两个用户之间是否存在边连通路, 而且还需要考虑两个用户在地理空间上是否相邻.

### (4) 推荐的效用评价

将推荐结果呈现给用户时, 需要结合用户的显式或隐式反馈, 利用精确度、实时性、可用性、多样性等评价指标评价推荐系统的性能, 并根据需要对其进行扩展、改进等.

## 4 基于不同层次网络数据挖掘的推荐方法

在电子商务推荐系统及一般社会化网络推荐系统中, 用户与推荐对象之间的隐式关联性在原始数据中能够直接体现出来, 例如在电子商务中, 可以把与用户已购买商品属性相似的其他物品或者与此用户有相似购买行为的其他用户最新购买的商品作为推荐对象; 在一般社会化推荐系统中, 朋友的朋友作为朋友推荐对象等. 然后在基于位置的社会化网络推荐系统中, 由于涉及用户在现实世界中的动态活动行为, 在原始数据中用户与推荐对象之间往往间杂着多层隐式的异构网络关系. 例如在基于位置的朋友推荐系统中, 如果仍然采用朋友的朋友可能是

用户好友的推荐策略, 那么这种推荐结果可能很难满足用户需要. 因此在这种情况下, 往往还需要引入地理位置因素的影响.

在基于位置的社会化网络推荐系统中, 对原始数据进行深入的挖掘与认知就显得尤为重要, 并直接决定了推荐策略与性能表现. 本文从不同层次网络数据挖掘的角度, 归类总结目前基于位置的社会化网络推荐方法的研究进展.

### 4.1 基于用户签到位置特征的推荐

用户的位置签到数据主要涉及用户和地理位置点两种元素, 如果加入用户基本属性信息和地理位置的社会标签信息, 那么就形成用户-位置二元数据结构(如图3所示).



图3 用户签到位置关系

在不考虑其他上下文因素的条件下, 可以分析用户的签到位置点的空间特征、地理空间分布规律、社会流行度及用户签到频率, 利用贝叶斯模型<sup>[22-23]</sup>、位置层次分类模型<sup>[24-26]</sup>、隐狄利克雷模型<sup>[27]</sup>、高斯核模型<sup>[28]</sup>等方法, 建立用户对签到位置的偏好模型, 采用基于内容的推荐方法或者基于模型的推荐方法<sup>[18]</sup>, 把匹配度较高的位置信息(例如餐厅、景点等)推荐给用户. 例如 Park 等人<sup>[22]</sup>提出了一种基于位置的餐厅推荐系统, 利用贝叶斯模型计算用户对餐厅的类型、价格和心理因素三种属性上的偏好权重, 把匹配程度最高的餐厅信息推荐给用户; Bao 等人<sup>[24]</sup>提出了一个离线建模和在线推荐相结合的位置推荐系统, 在离线建模中, 按照地理位置社会标签, 把用户签到的位置进行层次化分类, 节点的权值表示用户的访问次数, 并把用户的历史签到数据视为一个文档, 每一个位置类别视为文档中的一个单词, 计算每个节点的 TF-IDF 值, 并提出一种用户偏好提取方法、用户在局部区域的专家值计算方法和用户相似度计算方法; 在线推荐中, 根据用户当前位置、个体偏好和本地专家意见, 为用户产生推荐结果. 上述两种方法都属于基于用户偏好学习的项目匹配推荐方法, 优点在于推荐结果比较直观、易于解释, 不存在项目冷启动和数据稀疏性问题. 缺点在于

推荐的准确度受制于用户偏好学习的准确度、存在用户冷启动问题、没有考虑用户偏好随时间的变化。

此外,可以构建用户-位置签到关系矩阵,挖掘用户对位置的签到偏好,采用协同过滤的推荐方法,实现对用户的位置推荐。例如 Nunes 等人<sup>[28]</sup>利用高斯核模型,提出了一种频繁活动区域内距离感知的位置推荐方法;还可以利用不同用户的签到位置点的内在关联性,把位置视为传统推荐系统中的普通项目(如商品、电影等),构建用户-位置矩阵,利用非负矩阵分解<sup>[29]</sup>提取用户和位置的隐变量模型(latent factor model)、用户签到行为的相似性<sup>[33-34]</sup>或者签到位置的相似性<sup>[31-32]</sup>,实现对用户位置的协同过滤推荐,其中用户-位置矩阵中所有元素的赋值问题是此方法要解决的困难点,因为与电子商务网络中用户对商品有明确的评分不同,在大多数基于位置的社会化网络中,用户-位置间只存在签到关系,用户对位置的评价信息是模糊的,甚至完全没有。

总之,由于不涉及其他上下文因素,此类推荐应用只能基于用户-签到位置二元关系,分析用户的签到位置特征或者用户间的位置签到规律,采用传统的推荐方法(基于内容的推荐、基于模型的推荐或者协同过滤),实现对用户的位置信息推荐。这里的位置信息也就相当于电子商务推荐系统中的商品,推荐方法也基本上与电子商务推荐方法类似。传统推荐系统诸如数据稀疏性及冷启动等问题仍然存在。但是用户的签到位置信息包含更多的社会属性信息(如地理标识、语义信息、距离信息等),这对缓解推荐系统普遍存在的数据稀疏性及冷启动等问题有很大的帮助。

#### 4.2 基于用户连续签到位置轨迹的推荐

基于位置的社会化网络用户随时随地的位置签到,可以采用位置序列表示出来,形成位置轨迹,把用户在现实世界行动轨迹清晰地记录在虚拟网络世界中,使得用户的位置签到数据同时具备了时间和空间特性(如图4所示)。因此可以把用户在虚拟网

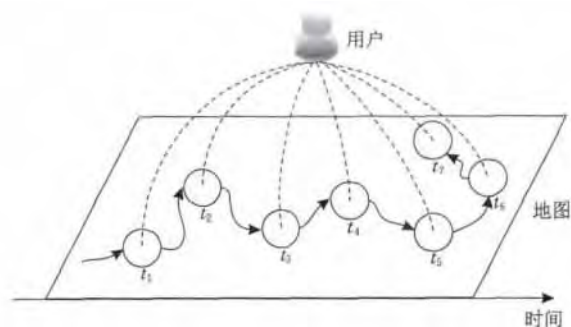


图4 用户签到位置轨迹

络世界中的签到位置轨迹数据应用到研究用户在现实世界中的位置移动模式、行为规律等<sup>[33-35]</sup>,用户移动模式和行为规律可以作为生成基于位置推荐结果的重要依据。

从用户签到位置轨迹在时间和空间维度上的特性挖掘角度上讲,基于用户连续签到位置轨迹的推荐有以下几种:

(1) 分析用户位置签到行为随时间的变化特征及签到位置在地理空间中的分布特征,挖掘用户在不同时间点或者时间周期内的签到位置的地理空间分布规律,为用户提供随时随地的位置推荐<sup>[40-44]</sup>或者行程路径<sup>[45-51]</sup>推荐。

① 位置推荐。根据用户签到位置随时间周期的变化规律,预测用户在某一时刻或者时间段内可能处于的地理位置。例如 Gao 等人<sup>[36]</sup>把一定时间周期内用户位置规律性变动(例如在早上9点钟到达办公室,中午12点钟到餐厅用餐,晚上10点钟在家看电影等)引入推荐结果的生成过程中,提高位置推荐的准确率;Noulas 等人<sup>[37-38]</sup>分析用户签到位置点间的距离、时间跨度、不同类型的位置点的转移规律,发现影响用户在不同位置点上移动的各种因素,分别采取监督学习和随机漫步方法,为用户提供位置点推荐。Saleem 等人<sup>[39]</sup>提出了一种结合位置社会流行度和用户个性化偏好的位置推荐方法,建立用户签到位置轨迹的树型层次分类模型,把同层的位置按照区域范围聚类,把同一类中所有用户在一时间段内对某个位置的签到比例视为此位置的社会流行度。Cheng 等人<sup>[40]</sup>根据用户连续签到位置序列在时间维度上满足马尔可夫链模型和在地理空间上具有局部区域性,提出一种基于矩阵分解的连续兴趣位置推荐方法。Rahimi 等人<sup>[41]</sup>构建概率分布模型模拟用户位置签到在时间和空间上的特性,其中时间概率分布模型模拟用户签到行为在时间上的周期性,地理空间分布模型模拟用户签到位置概率分布与用户居住地之间距离的函数关系,利用这两个模型和位置类型为用户提供位置推荐。这些推荐方法基本上属于基于内容的推荐和协同过滤的混合应用,能够扬长避短,弥补单一推荐方法的不足。其中用户签到位置在时间和空间两个维度上模型构建是设计推荐算法的核心和难点。

② 行程路径推荐<sup>[42-46]</sup>。根据用户位置出发点和目的地,结合其他社会信息(如行程耗费、城市交通、景点选择等),为用户推荐最佳的行程路线。基于人口统计学的过滤推荐<sup>[42-44]</sup>和基于模型的推荐<sup>[45-46]</sup>是实现此类推荐最直接的方法。例如 Ling 等人<sup>[42]</sup>

根据用户一天时间在一个城市或者城市区域范围内的位置点上签到频率, 把一个城市的人分成常驻居民和短期旅行者, 分析这两类用户在不同时间内在相同位置区域的签到位置点的分布规律, 并说明了这两种用户在城市不同区域范围内的移动规律可以扩展应用到饮食和旅行推荐中. Yoon 等人<sup>[43-44]</sup>提出一种离线学习与在线询问相结合的旅程推荐模型, 在离线学习模块中, 从用户历史签到的位置轨迹中提取用户滞留位置点, 构建位置网络, 挖掘位置景点和路径, 在线询问模块中, 根据用户的出发点和目的地, 从旅行总体耗时、在单个位置点上的滞留时间、行程路径上的重要景点的个数、最受欢迎的路线四个方面, 为用户推荐行程路线. 此外 Meng 等人<sup>[45]</sup>考虑影响用户在一个陌生城市旅行路线选择的各因素(交通状况、行程时间、景点类型等等), 对城市交通信息网及城市景点进行语义化描述, 构建城市所有景点的语义交通信息图, 计算出任意两个景点最短路径、最短耗时及整个城市交通的动态变化情况, 提出一个基于景点类型的多目标蚁群优化路径推荐方法. Lu 等人<sup>[46]</sup>把影响用户行程路线选择的所有因素(行程时间、成本)逐一量化, 根据用户在不同类型景点上的签到数据, 计算用户对所有景点评分值及所有景点在不同时间点上访问的适应性, 综合考虑所有因素, 为用户推荐最优的行程路线. 这些都属于基于内容的推荐方法, 因为可以把其他用户的共同行为偏好作为推荐的依据只要已知单一用户的出发点和目的地, 不需要此用户过多历史数据, 这些方法基本上都能为用户提供行程路径推荐. 这与其他应用领域的基于内容的推荐方法有较大的区别. 这也就需要对大规模用户数据进行统计和分析, 因此计算复杂性和系统开销都比较大.

(2) 从签到位置轨迹中挖掘不同用户间社会活动相似性, 为用户推荐具有相似生活规律的近邻好友. 例如 Chen 等人<sup>[47]</sup>分析用户签到位置点的地理分布情况和一定时间周期内签到次数, 建立签到次数与时间周期的函数关系, 提出了一种用户签到行为在时间和地理空间上的相似度计算方法. Zheng 等人<sup>[48]</sup>利用层次树图模拟用户位置历史轨迹在时间和地理空间上的分布特征, 把层次树模型中两个用户在相同时间段内经历的相同位置序列作为考察两个用户是否相似的重要指标, 从而可以为用户寻找在活动时间和活动区域范围都相似的朋友. 显然上述两种方法<sup>[47-48]</sup>都属于基于模型的推荐, 其中设计合理的用户位置签到行为的相似性计算方法尤为关键. 用户签到位置数据集的稀疏性是此类推荐方

法需要面对的一个困难.

(3) 挖掘用户签到位置轨迹在地理空间上的变化规律, 发现具有社会生活标识的重要位置(居住、工作等地点)或者用户在其移动路径上选择的重要活动地点, 对用户实现随时随地的信息推荐. 例如 Zhou 等人<sup>[49]</sup>和 Cao 等人<sup>[50]</sup>构建用户-位置关系图, 采用位置聚类 and 随机漫步方法, 发现现实世界中具有重要社会标识的位置信息(用户居住地、工作场所、商场、餐厅等等); Pianese 等人<sup>[51]</sup>把用户在不同时期(工作日、周末、假期)位置轨迹视为不同类型, 根据用户在不同时期内不同时间点上的签到位置点的社会功能属性, 把用户位置轨迹进行分类, 实现对用户未来位置点及社会活动的识别和预测. Ying 等人<sup>[52]</sup>分析用户位置移动轨迹上的逗留点, 把同一轨迹序列上大多数用户的逗留点称为逗留区域, 把由位置点构成的轨迹序列转化成由逗留区域构成的区域序列, 并把所有的逗留区域用位置标签、语义标签和时间标签进行标注, 然后从用户当前活动位置的地理空间性、时间性和位置语义性分析用户位置移动意图, 预测用户访问某个位置的可能性.

#### 4.3 基于用户-位置-活动/社交媒体数据的推荐

在基于位置的社会化网络中, 用户当前真实位置在虚拟网络世界的签到行为, 一方面能够使其朋友实时获取其当前的位置信息, 另一方还能够相互共享社会活动体验和经历, 这种社会活动经验共享是以图像、视频、文本等社会媒体的形式在虚拟网络世界中传播(抽象形式如图 5 所示).

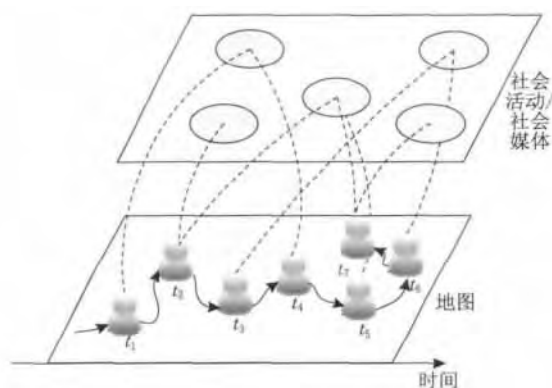


图 5 用户-位置-社会活动/媒体结构

对用户的信息推荐场景可以描述为: 已知用户当前位置信息或者未来的位置移动路径信息, 为用户推荐当前位置区域内<sup>[53-55]</sup>或者移动路径周围<sup>[56]</sup>的各种社会活动信息, 这些信息可以通过图像、视频、文本等社交媒体数据呈现给用户, 其中位置概念具有强烈的社会标识性, 并非单一的地理学概念, 因此一个社会标识性的位置信息可能对应多个社会活



动(例如北京国家奥林匹克公园内有多个体育场馆,北海公园内有多家会所、娱乐场所及餐厅等)。

在此推荐应用场景下,用户、位置、社会活动三者之间的关联性可以采用三维张量或者三分图的形式表示出来,位置因素在用户和社会活动互动关联上发挥中间连接作用,对用户的推荐结果必须满足位置服务的特点,即对用户的推荐对象是位置-社会活动二元组。在此条件下,基于位置的协同过滤是最直接和最常用的推荐生成策略,这是对传统协同过滤推荐方法在位置服务上直接延伸,其基本的启发式假设是:在相同位置区域具有相似社会活动经历的用户,可能具有相似的兴趣偏好。因此对用户基于位置的社会活动偏好提取就显得非常重要。例如文献[53-55]把用户-位置-社会活动三维张量分解成任意两者间的关系矩阵,分别采用高阶奇异值分解(Higher Order Singular Value Decomposition, HOSVD)和集中式矩阵分解(Collective Matrix Factorization, CMF)提取这三者的特征信息,实现对用户基于位置的协同社会活动推荐。

另外,文献[57]把用户位置移动轨迹作为反映用户社会活动偏好的重要信息,与用户社会关系信息及用户提供信息的文本特征相结合,提出一种满足用户信息需求的基于 SVM 二值分类的追随(follower)推荐方法,此方法以帮助用户寻找满足其信息需求的信息提供者为目的,把所有用户间的位置移动轨迹特征、社会关系特征及其提供信息的文本特征的相似性进行量化,输入到 SVM 二值分类器中。

#### 4.4 基于用户签到位置轨迹与社交活动数据相融合的推荐

基于位置的社会化网络中,用户的位置移动轨迹和社交活动关系能够形成两种网络结构:位置轨迹网络和社交网络(如图6所示)。对用户的位置移动轨迹和社交活动之间关联性的认识是此类推荐应用的基础。

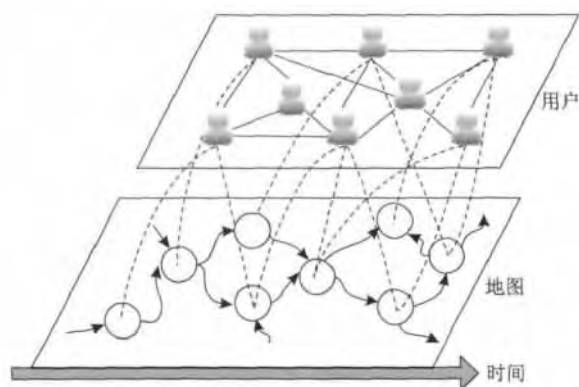


图6 用户位置轨迹网络与社交网络关联

基于位置的社会化网络把用户线下社会活动与线上社交活动通过位置签到的方式有机结合在一起,为研究人类位置移动模式和社会行为规律提供了大量数据支持,同时激励了人们对用户位置的移动性和社会关系的关联性研究<sup>[33,58]</sup>,例如文献[33]研究表明人类社会活动从位置移动性上可以分成两类,一类是在时间和空间上具有周期重复性的近距离活动,此类活动与用户的社会关系没有必然的关联性,另一类为随机跳跃的远距离活动,此类活动在很大程度上受用户社会关系影响。此外80%的新签到位置处于用户已签到位置的10公里范围内,超过30%新签到位置是用户的朋友或者朋友的朋友已签到过的。文献[58]研究结果表明两个近邻用户的社交关联性与他们的社会活动模式的相似性之间存在强关联性。

把用户的社会活动位置移动规律与社交关系间关联性应用到推荐系统中,从推荐对象上讲,主要包括以下两类:

(1) 利用用户的社交关系信息及历史位置签到数据,构建用户-签到位置二元结构图模型,结合用户位置签到行为的社会学特性,采用协同过滤或者基于模型的推荐方法,为用户提供位置及行程路径推荐。例如Wang等人<sup>[59]</sup>通过对两个基于位置的社会化网络Brightkite和Gowalla数据集中用户签到位置范围和存在朋友关系的两个用户的签到位置的分布情况进行分析,发现虽然用户的签到位置大部分都是初次访问的,但是在每个用户已签到位置的10公里范围内,Brightkite用户初次签到位置所占比例约为67.57%,在Gowalla数据集中这个比例达到了81.93%,同时在这两个数据集中用户的首次签到位置点其朋友或者朋友的朋友已签到的比例分别为23%和31%。鉴于此,构建用户间的朋友社交网络 and 用户-位置关系网络,借用个性化的PageRank(PPR)算法<sup>[60]</sup>的基本思想,把朋友关系信息对位置签到的影响引入到位置推荐过程中,提出了两种位置推荐算法:基于朋友关系的标签涂色算法(Friendship-based Bookmark-Coloring Algorithm, FBCA)和基于位置-朋友关系的标签涂色算法(Location-Friendship Bookmark-Coloring Algorithm, LFBFA)。Ye等人<sup>[61]</sup>分析基于位置的社会化网络Fourquare的用户位置签到数据,发现朋友用户间的共同签到位置的比例远远大于非朋友用户间的共同签到位置的比例,两个朋友用户间相隔的距离越近,他们在同一位置点参与同一社会活动的可能性就越高,据此提出了一种基于朋友的协同过滤位置推荐方法和

一种基于位置距离和朋友关系的协同过滤位置推荐方法. 此外, 文献[23]分析了同一用户所有签到兴趣点(Point Of Interest, POI)在地理空间中的分布情况, 采用幂律分布模拟用户在一定距离空间内的两个位置点上的签到概率, 把社会朋友关系信息对用户位置签到的影响融合到推荐算法的设计过程中, 提出一种基于朴素贝叶斯网络位置推荐方法. 另外文献[62-63]考虑了社会关系信息和用户活动的空间分布对位置签到的影响, 分别采用矩阵分解和图模型方法, 提出了针对用户兴趣点位置和购物位置的推荐方法.

社会关系对用户位置签到行为规律的影响, 是此类推荐算法依赖的重要启发性知识. 这些启发性知识一般都是基于对大规模用户数据的分析而获得的, 显然这是大多数用户具备的一种共同特征. 因此对于整个推荐系统而言, 如何平衡优化这种共性知识与个性化知识对推荐结果的影响就显得至关重要, 目前对这方面的研究还比较欠缺, 上述方法[63-68]仅仅应用了大规模用户的共性特征对个性化行为的定性描述, 并没有进一步的定量分析.

(2) 利用用户的签到位置特征及位置移动规律和已有的社交关系, 预测用户在社会化网络中新的链接关系或者好友推荐. 这是对一般社会化网络链接预测的拓展, 在已有的社会关系的基础上, 把相似签到行为的用户可能具有相似的兴趣偏好而容易形成好友关系的启发性认知应用到新的网络链接关系或者好友推荐中. 此类推荐应用一般采用基于模型的推荐方法. 例如 Scellato 等人[64]分析在相同位置点的签到用户的社会关系, 发现用户间 30% 新链接关系存在于相同位置点上的签到用户群中, 称之为位置好友, 把位置好友集和朋友的朋友集合在一起作为新链接关联的预测空间, 在此预测空间中能够发现用户间 66% 的新链接关系, 从而提出了一个基于监督学

习的关系链接预测算法. Wang 等人[58]分析用户位置移动的相似性与社会互动关系, 发现移动用户共同签到位置、社会互动网络近邻和连接强度之间存在相互关联性, 如果两个用户位置移动性上同质化程度越高, 那么这两个用户间的互动关联性就越强, 因此可以把社会互动网络中近邻用户和具有相似位置移动规律的用户作为新链接的候选对象. 这两种方法分别采用链接预测和近邻相似(包括网络链接近邻和位置活动相似近邻)作为推荐生成策略, 都没有讨论数据稀疏性和冷启动用户问题对推荐结果的影响.

此外, Li 等人[65]基于位置的社会化网络中的用户兴趣标签系统、社会互动关系网络、移动位置轨迹信息构建了一个三层好友关系模型, 并从用户特征模型、社会关系特征和位置移动模式相似性上考察两个用户成为朋友关系的可能性. Yu 等人[66]根据不同用户间移动位置轨迹中共享位置、相似路径及在某位置点上相遇等信息, 定义了用户位置移动的三种模式. 在社会关系网络的基础上, 借助于不同用户间共享的相同位置移动模式特征, 构建了一个由用户节点和三种位置移动模式构成的异构关系网络图, 并根据用户在每种位置移动模式上的活动频率及用户间关联性的大小, 计算用户节点和位置移动模式节点间及用户节点间的边权重, 然后利用带重启的随机漫步算法, 实现地理位置近邻好友推荐. 用户多关系模型的构建和相似性计算是这两种方法研究的难点, 并直接影响推荐的效果.

#### 4.5 基于位置的社会化网络推荐系统的主要应用类型

从推荐对象或者应用类型角度来讲, 基于位置的社会化网络推荐系统大致可以分成以下五类: 位置推荐[22-32, 61-63]、路径推荐[42-46, 51]、链接预测[58, 64]、朋友推荐[47-48, 65-66]和社会活动/媒体推荐[50-51, 53-57] (如表 2 所示).

表 2 基于位置的社会化网络推荐应用类型对比

	应用主要数据类型	挖掘的知识内容	应用算法	代表文献
位置推荐	签到位置数据和社会化网络数据	签到频率、签到位置分布特征、社会关系信息对用户位置签到影响规律	PageRank 算法、马尔可夫链模型、贝叶斯网络模型、矩阵分解、图模型等	[22-32], [59], [61-63]
路径推荐	签到位置轨迹数据、城市道路网信息	签到频率、签到位置的地理分布等	图模型、蚁群优化算法等	[42-46, 51]
链接预测	位置签到、社交网络数据	共同签到频率、社会关系关联性等	分类算法、监督学习算法等	[58], [64]
朋友推荐	位置签到数据、用户基本特征数据、社交网络数据	签到频率、签到周期、位置移动模式、兴趣模型及社会关系等方面的用户相似性等	层次树模型、监督学习、分类算法、相似性计算、随机漫步算法等	[47], [48], [65], [66]
社会活动/媒体推荐	签到位置轨迹、用户位置-活动数据、社交网络数据	签到位置特征、用户偏好特征、签到位置轨迹的关联性等	位置聚类、图模型、随机漫步、分类算法、张量分解等	[53-57]

## 5 基于位置的社会化网络推荐系统 研究与应用的热点和难点

基于位置的社会化网络推荐系统既满足社会化网络推荐系统基本功能,同时又具备位置服务和移动应用推荐的特点,近年来在此领域的研究和应用取得了一定的进展,但还有一些方向,在未来的应用与研究过程中需要重点关注和研究,主要包括:

### (1) 位置轨迹挖掘及用户位置活动特征的提取

基于位置的社会化网络推荐系统的核心内容是基于位置的推荐服务,用户位置活动特征是于位置的推荐服务的重要依据.用户的位置移动轨迹在一定程度上反映用户社会活动和社会行为偏好<sup>[65]</sup>,因此对位置轨迹的挖掘和用户位置活动特征的提取在整个基于位置的社会化网络推荐系统中扮演十分重要的角色,无论在应用开发还是在学术研究中都是此领域重点关注的内容之一,目前位置轨迹挖掘及用户位置活动特征提取的主要研究内容包括:用户社会活动的地理空间分布特征,用户位置轨迹特征的相似性,轨迹模式挖掘和活动识别,其中文献<sup>[11]</sup>从介绍空间轨迹的过滤、索引和检索方法入手,论述了在空间轨迹的不确定性、空间轨迹的隐私性、轨迹模式挖掘和活动识别等方面研究成果及在朋友推荐和路径推荐方面的应用.

### (2) 用户的位置移动轨迹特征与社会关系的关联性

位置签到技术把用户现实活动的位置轨迹记录在了虚拟社会化网络中,同时把用户真实的社会活动和社交活动联系在一起,这为研究用户的社会活动与社交活动之间的关联性提供了大量数据支持.对这种关联性的定性和定量分析结果<sup>[33,57]</sup>可以作为重要的启发性知识应用在推荐算法的设计与研究中.随着基于位置的社会化网络推荐系统的广泛应用,对用户的社会活动和社交活动之间的关联性的研究会逐渐引起关注.

### (3) 用户位置隐私保护和安全问题

在传统的社交网络和位置服务中,用户的隐私保护问题一直都是热点研究问题.例如文献<sup>[67-68]</sup>发现隐私问题是用户考虑使用位置共享服务的核心因素.在基于位置的社会化网络中,位置隐私问题呈现出主动共享和被动传播的特点.一方面用户为了得到服务而主动共享位置信息,另一方面用户共享的位置信息可以通过好友关系在网络中传播.在基

于位置的社会化网络推荐系统中,服务提供商推荐的位置服务往往依赖于用户的历史位置轨迹数据,提取位置移动规律或者位置活动偏好,那么在此过程中就可能涉及用户隐私问题<sup>[69]</sup>,此外,用户的位置信息以明文的形式在网络中传播,可能被不可信任的第三方非法使用.因为只有用户首先共享在网络中,才能获取准确的各种推荐服务,然而位置共享就意味着个人位置隐私的泄露.因此如何权衡位置服务与隐私保护,既能实现基于位置的推荐服务又要尽量减少用户隐私泄露是一项富有挑战的研究课题.加密<sup>[70-71]</sup>和分析用户敏感位置点<sup>[72-73]</sup>是目前已有的两种解决方案.

### (4) 推荐结果的解释与呈现

人们对位置信息的直观印象是一张二维地图,此外用户的路径信息还会涉及时序问题.基于位置的社会化网络推荐结果是一些位置信息或者与位置相关信息.对这些信息的解释和呈现过程中,不仅要关注位置信息的空间属性,还要考虑属性随时间变化的动态特征.目前对基于位置的社会化网络推荐结果的解释和呈现的研究还比较少,但是这方面的研究对于基于位置的社会化网络推荐系统很重要.有效而正确的解释、清楚的呈现方式可以让用户充分了解推荐结果,提高用户接受推荐结果的可能性.特别是在移动设备屏幕比较小、输入不方便的情况下,需要设计更加友好的用户界面、更加人性化、游戏化的结果解释和呈现方式.

### (5) 可扩展性和主动性

可扩展性一直是困扰推荐系统应用过程中一个难点问题.在基于用户的协同过滤推荐系统中,用户相似度计算的时间复杂度为  $O(n^2 \cdot m)$ ,其中  $n$  为用户数,  $m$  为用户所关注的平均项目数,随着用户和项目数量的增加,相似度的计算量会急剧上升.目前主要从聚类方法、数据集的缩减、维数降解及建立线性模型等方面解决协同过滤可扩展性的问题.在基于位置的社会化网络中,用户间随时随地的社交互动及位置签到,会产生大规模的数据集,将这些数据信息引入到推荐系统中,势必进一步增加推荐算法的计算复杂度,并使问题变得更加严重.目前,对于此问题的研究还比较少.此外,在基于位置的社会化网络中,用户对推荐结果的要求不再仅局限于内容的准确性,而且还要在时间、地点等方面具有普遍的适应性和前瞻性.这就要求推荐算法不仅要关注用户的长期兴趣,还要考虑用户随时间、位置变化而产生的短期兴趣.

## 6 总 结

在基于位置的社会化网络中,大量用户随时随地的进行位置签到和社交活动,积累了大量的数据,挖掘用户社会活动在地理空间中的特征信息及其与社交关系的关联性,形成启发性知识应用于推荐生成算法中,为用户提供满足位置服务要求的信息推荐服务成为当前推荐系统应用研究的热点方向之一,逐渐引起学术界和工业界的广泛关注.本文从介绍基于位置的社会化网络结构特征、数据特征入手,分析了基于位置的社会化网络推荐系统与其他推荐系统的差异性及其基本流程框架,然后从不同层次网络数据挖掘的角度,详细综述了目前基于位置的社会化网络推荐系统研究进展,并进行分类总结,最后展望了未来此领域研究的热点与难点问题.

## 参 考 文 献

- [1] Cranshaw J, Toch E, Hong J, et al. Bridging the gap between physical location and online social networks//Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp 2010). Copenhagen, Denmark, 2010: 119-128
- [2] Yadav M S, Valck K D, Hennig-Thurau T, Hoffman D L. Social commerce: A contingency frameworks for assessing marketing potential. Journal of Interactive Marketing, 2013, 27(4): 311-323
- [3] Sarwat M, Eldawy A, Mokbel M F, Riedl J. PLUTUS: Leveraging location-based social networks to recommend potential customers to venues//Proceedings of the 14th International Conference on Mobile Data Management (MDM 2013). Milan, Italy, 2013: 26-35
- [4] Qu Y, Zhang J. Trade area analysis using user generated mobile location data//Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web (WWW 2013). Rio de Janeiro, Brazil, 2013: 1053-1064
- [5] Stewart K, Glanville J L, Bennett D A. Exploring spatiotemporal and social network factors in community response to major flood disaster. The Professional Geographer, 2014, 66(3): 421-435
- [6] Gao H, Barbier G, Goolsby R. Harnessing the crowd sourcing power of social media for disaster relief. IEEE Intelligent Systems, 2011, 26(3): 10-14
- [7] Bahir E, Peled A. Identifying and tracking major events using geo-social networks. Social Science Computer Review, 2013, 31(4): 458-470
- [8] McArdle G, Lawlor A, Furey E, Pozdnoukhov A. City-scale traffic simulation from digital footprints//Proceedings of the ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing (UrbComp 2012). Beijing, China, 2012: 47-54
- [9] Liang Y, Caverlee J, Cheng Z, Kameth K Y. How big is the crowd? Event and location based population modeling in social media//Proceedings of the 24th ACM Conference on Hypertext and Social Media (HT2013). Paris, France, 2013: 99-108
- [10] Caverlee J, Cheng Z, Sui D Z, Kamath K Y. Towards geo-social intelligence: Mining, analyzing, and leveraging geospatial footprints in social media. IEEE Data Engineering Bulletin, 2013, 36(3): 33-41
- [11] Zheng Y, Zhou X. Computing with Spatial Trajectories. New York, USA: Springer, 2011
- [12] Gao H, Liu H. Data Analysis on Location-Based on Social Networks. Mobile Social Networking: An Innovative Approach. New York: Springer, 2013: 165-194
- [13] Ye M, Janowicz K, Mulligann C, Lee W. What you are is when you are: The temporal dimension of feature types in location-based social net works//Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS 2011). Chicago, USA, 2011: 102-111
- [14] Noulas A, Scellato S, Mascolo C, Pontil M. An empirical study of geographic user activity patterns in foursquare//Proceedings of the 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2011). Barcelona, Spain, 2011: 570-573
- [15] Adomavicius G, Tuzhilin A. Towards the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749
- [16] Verbert K, Manouselis N, Ochoa X. Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2012, 5(4): 318-335
- [17] Burke R. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2002, 12(4): 331-370
- [18] Xu Hai-Ling, Wu Xiao, Li Xiao-Dong, Yan Bao-Ping. Comparison study of Internet recommendation systems. Journal of Software, 2009, 20 (2): 350-362(in Chinese)  
(许海玲,吴潇,李晓东,阎保平. 互联网推荐系统比较研究. 软件学报, 2009, 20(2): 350-362)
- [19] Liu Q, Ma H, Chen E, Xiong H. A survey of context-aware mobile recommendations. International Journal of Information Technology and Decision Making, 2013, 12(1): 139-172
- [20] Chen Ke-Han, Han Pan-Pan, Wu Jian. User clustering based social network recommendation. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(2): 349-359(in Chinese)  
(陈克寒,韩盼盼,吴健. 基于用户聚类的异构社交网络推荐算法. 计算机学报, 2013, 36(2): 349-359)



- [21] Jensen C S, Christensen A F, Pedersen T B. Location-based services: A database perspective//Proceedings of the Scandinavian Research Conference on Geographical Information Science (ScanGIS 2001). Oslo, Norway, 2001: 59-68
- [22] Park M, Hong J, Andcho S. Location-based recommendation system using Bayesian users' preference model in mobile devices//Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing (UIC 2007). Hong Kong, China, 2007: 1130-1139
- [23] Ye Mao, Yin P, Lee W. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation//Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2011). Beijing, China, 2011: 325-334
- [24] Bao J, Zheng Y, Mokbel M F. Location-based and preference-aware recommendation using sparse geo-social networking data//Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS 2012). Redondo Beach, USA, 2012: 199-208
- [25] Ying J J C, Lu E H C, Kuo W N. Urban Point-of-Interest recommendation by mining user check-in behaviors//Proceedings of the ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing (UrbCom 2012). Beijing, China, 2012: 63-70
- [26] Liu B, Xiong H. Point-of-Interest recommendation in location based social networks with topic and location awareness//Proceedings of the 2013 SIAM International Conference on Data Mining (SDM 2013). Austin, USA, 2013: 396-404
- [27] Liu X, Liu Y, Aberer K. Personalized point-of-interest recommendation by mining users' preference transition//Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Information & Knowledge Management (CIKM 2013). Burlingame, USA, 2013: 733-738
- [28] Nunes I, Marinho L. A Gaussian kernel approach for location recommendations//Proceedings of the KDMile Symposium on Knowledge Discovery, Mining and Learning (KDMile'13). Sao Paulo, Brazil, 2013: 113-120
- [29] Betim B, Thorsten S. A recommendation system for spots in location-based online social networks//Proceedings of the 4th Workshop on Social Network Systems (SNS 2011). Salzburg, Austria, 2011, Article No. 4
- [30] Yuan Q, Cong G, Ma Z. Time-aware point-of-interest recommendation//Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2013). Dublin, Ireland, 2013: 363-372
- [31] Zheng N, Jin X, Li L. Cross-region collaborative filtering for new point-of-interest recommendation//Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web Companion. Seoul, Korea, 2013: 45-46
- [32] Chen H, Arefin M S, Chen Z. Place recommendation based on users' check-in history for location-based services. International Journal of Networking and Computing, 2013, 3(2): 228-243
- [33] Cho E, Myers S A, Leskovec J. Friendship and mobility: User movement in location-based social networks//Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2011). San Diego, USA, 2011: 1082-1090
- [34] Hasan S, Zhan X, Ukkusuri S V. Understanding urban human activity and mobility patterns using large-scale location-based data from online social media//Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing. Chicago, USA, 2013: Article No. 6
- [35] Ying J J C, Lee W C, Ye M. User association analysis of locales on location based social networks//Proceedings of the 3rd ACM SIGSPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks (LBSN 2011). Chicago, USA, 2011: 69-76
- [36] Gao H, Tang J, Xia H, Liu H. Exploring temporal effects for location recommendation on location-based social networks //Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2013). Hong Kong, China, 2013: 93-100
- [37] Noulas A, Salvatore S, Lathia N. A random walk around the city: New venue recommendation in location social networks//Proceedings of the 2012 International Conference on Social Computing (SocialCom 2012). Amsterdam, Netherlands, 2012: 144-153
- [38] Noulas A, Salvatore S, Lathia N. Mining user mobility features for next place prediction in location-based services//Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2012). Brussels, Belgium, 2012: 1038-1043
- [39] Saleem M A, Lee Y K, Lee S. Dynamicity in social trends towards trajectory based location recommendation//Proceedings of the 11th International Conference on Smart Homes and Health Telematics (ICOST 2013). Singapore, 2013: 86-93
- [40] Cheng C, Yang H, Lyu M R, King I. Where you like to go next: Successive point-of-interest recommendation//Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2013). Beijing, China, 2013: 2605-2611
- [41] Rahimi S M, Wang X. Location recommendation based on periodicity of human activities and location categories//Proceedings of the 17th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD 2013). Gold Coast, Australia, 2013: 377-389
- [42] Ling C H, Isaraporn K, Durbhi S. Time-based user movement pattern analysis from location-based social network data//Proceedings of the SPIE 8654, Visualization and Data Analysis (VDA 2013). Burlingame, USA, 2013: Article No. 27
- [43] Yoon H, Zheng Y, Xie X. Smart itinerary recommendation based on user-generated GPS trajectories//Proceedings of the 7th International Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing (UIC 2010). Xi'an, China, 2010: 19-34

- [44] Yoon H, Zheng Y, Xie X. Social itinerary recommendation from user-generated digital trail. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2012, 16(5): 469-484
- [45] Meng X, Lin X, Wang X. Intention oriented itinerary recommendation by bridging physical trajectories and online social networks//*Proceedings of the ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing*. Beijing, China, 2012: 71-78
- [46] Lu E H C, Chen C Y, Tseng V S. Personalized trip recommendation with multiple constraints by mining user check-in behaviors//*Proceedings of the 20th International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS 2012)*. Redondo Beach, CA, USA, 2012: 209-218
- [47] Chen T, Kaafar M A, Boreli R. The where and when of finding new friends: Analysis of a location-based social discovery network//*Proceedings of the International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM 2013)*. Boston, USA, 2013: 61-70
- [48] Zheng Y, Zhang L, Xie X, Ma W. Recommending friends and locations based on individual location history. *ACM Transactions on the Web*, 2011, 5(1): Article 5
- [49] Zhou C, Bhatnagar N, Shekhar S. Mining personally important places from GPS tracks//*Proceedings of the IEEE 23th International Conference on Data Engineering Workshop*. Istanbul, Turkey, 2007: 517-526
- [50] Cao X, Cong G, Jensen C S. Mining significant semantic locations from GPS data. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2010, 3(1-2): 1009-1020
- [51] Pianese F, An X, Kawsar F, Ishizuka H. Discovering and prediction user routines by differential analysis of social network traces//*Proceedings of the IEEE 14th International Symposium and Workshops on World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks*. Madrid, Spain, 2013: 1-9
- [52] Ying J J C, Lee W C, Tseng V S. Mining geographic temporal patterns in trajectories for location prediction. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2013, 5(1): Article 2
- [53] Panagiotis S, Alexis P, Yannis M. Geo-social recommendations based on incremental tensor reduction and local path traversal//*Proceedings of the 3rd ACM SIG SPATIAL International Workshop on Location-Based Social Networks*. Chicago, USA, 2011: 89-96
- [54] Panagiotis S, Antonis K, Yannis M. GeoSocialRec: Explaining recommendations in location-based social networks//*Proceedings of the 17th East European Conference on Advances in Databases and Information Systems (ADBIS 2013)*. Genoa, Italy, 2013: 84-97
- [55] Zheng V W, Zheng Y, Xie X, Yang Q. Towards mobile intelligence: Learning from GPS history data for collaborative recommendation. *Artificial Intelligence*, 2012, 184-185: 17-37
- [56] Waga K, Tabarcea A, Franti P. Recommendation of points of interest from user generated data collection//*Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Collaborative Computing: Networking, Applications and Work Sharing*. Miami, USA, 2012: 550-555
- [57] Ying J J C, Lu E H C, Tseng V S. Followee recommendation in asymmetrical location-based social networks//*Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp 2012)*. Pittsburgh, USA, 2012: 988-995
- [58] Wang D, Pedreschi D, Song C, Giannotti F. Human mobility, social ties and link prediction//*Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2011)*. San Diego, USA, 2011: 1100-1108
- [59] Wang H, Terrovitis M, Mamoulis N. Location recommendation in location-based social networks using user check-in data//*Proceedings of the International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS 2013)*. Orlando, USA, 2013: 364-373
- [60] Jeh G, Widom J. Scaling personalized web search//*Proceedings of the 12th International Conference on World Wide Web (WWW 2003)*. Budapest, Hungary, 2003: 271-279
- [61] Ye M, Yin P, Lee W C. Location recommendation for location-based social networks//*Proceedings of the 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS 2010)*. San Jose, USA, 2010: 458-461
- [62] Cheng C, Yang H, King I, Lyu M R. Fused matrix factorization with geographical and social influence in location-based social networks//*Proceedings of the 26th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2012)*. Toronto, Canada, 2012: 17-23
- [63] Romain P C, Cecile B. Recommendation of shopping places based on social and geographical influences//*Proceedings of the 5th ACM RecSys Workshop on Recommender Systems and the Social Web*. Hong Kong, China, 2013: 477-478
- [64] Scellato S, Noulas A, Mascolo C. Exploiting place features in link prediction on location-based social networks//*Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2011)*. San Diego, USA, 2011: 1046-1054
- [65] Li N, Chen G. Multi-layered friendship modeling for location-based mobile social networks//*Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services (MobiQuitous 2009)*. Toronto, Canada, 2009: 1-10
- [66] Yu X, Pan A, Tang L A, et al. Geo-friends recommendation in GPS-based Cyber-physical social network//*Proceedings of the 2011 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM 2011)*. Kaohsiung, China, 2011: 361-368
- [67] Gundecha P, Barbier G, Liu H. Exploiting vulnerability to

- secure user privacy on a social networking site//Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data mining (KDD 2011). San Diego, USA, 2011: 511-519
- [68] Toch E, Cranshaw J, Hankes-Drielsma P, Springfield J. Locaccino: A privacy-centric location sharing application//Proceedings of the 12th ACM International Conference Adjunct Papers on Ubiquitous Computing. Beijing, China, 2010: 381-382
- [69] Krumm J. A survey of computational location privacy. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2009, 13(6): 391-399
- [70] Riboni D, Bettini C. A platform for privacy-preserving geo-social recommendation of points of interest//Proceedings of the IEEE 14th International Conference on Mobile Data Management (MDM 2013). Milan, Italy, 2013: 347-349
- [71] Zhao X. Checking in without worries: Location privacy in location based social networks//Proceedings of the 32nd IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2013). Turin, Italy, 2013: 3001-3011
- [72] Lindqvist J, Cranshaw J, Wiese J, et al. I'm the mayor of my house: Examining why people use foursquare—A social-driven location sharing application//Proceedings of the ACM CHI 2011 Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI 2011). Vancouver, Canada, 2011: 2409-2418
- [73] Sadeh N, Hong J, Cranor L, et al. Understanding and capturing people's privacy policies in a mobile social networking application. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2009, 13(6): 401-412



**LIU Shu-Dong**, born in 1984, Ph.D. candidate. His current research interests include recommender systems and location-based services.

**MENG Xiang-Wu**, born in 1966, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests include network services, user requirements and recommender systems.

## Background

Recently location check-in in online social networks is becoming increasingly popular, which stimulates researchers to study location-based services and recommender systems more deeply and systematically by exploiting the datasets of users' social activities and social interactions. This paper provides a thorough and comprehensive overview of the current study on recommender systems in location-based social networks from a process-oriented perspective, including

system frameworks, recommendation generation methods based on multilayer network data and typical applications. We sums up abundant related research progresses in this field, which has great referential significance for researchers. This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 60872051) and the Mutual Project of Beijing Municipal Education Commission.