

地理社交网络位置推荐*

景宁,王跃华,钟志农,吴焯

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘要:地理社交网络将地理位置信息融合进传统社交网络,将人们的现实生活和虚拟世界的生活连接在一起。作为地理社交网络的一个重要应用,位置推荐可以向人们推荐其可能感兴趣的位置,为人们的出行提供参考,极大地便利了人们的生活。在此背景下,论文研究了地理社交网络位置推荐的基本概念,分析了位置推荐常用的方法,描述了典型的数据集及推荐效果的评估方法,指出了位置推荐面临的主要问题,并展望了未来可能的研究方向,为相关领域的研究提供参考。

关键词:地理社交网络;位置推荐;协同过滤;数据稀疏性;冷启动

中图分类号:TP393 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2015)05-001-08

Location recommendation on location-based social networks

JING Ning, WANG Yuehua, ZHONG Zhinong, WU Ye

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Location-based social networks, which add geo-information into traditional social networks, link people's virtual and real world lives. As an important application of location-based social networks, location recommendation can recommend places that people may be interested in, provide choices for people's out-going and make people's lives much more convenient. Against this background, the relevant concepts of location recommendation, the methods it usually uses, data sets it deals with, evaluation methods for recommendation effectiveness and the problems it faces were delved and the future possible research directions were forecasted, hoping to provide more useful reference for researches in relevant fields.

Key words: location-based social networks; location recommendation; collaborative filtering; data sparsity; cold start

随着 Web 技术的迅速发展,不断产生的各种各样的网络应用,如微博、博客、微信等,越来越受到人们的欢迎。Facebook, Twitter, Flickr 等在线社交网络服务(online social networking service)已成为互联网上发展最快也最受欢迎的应用。随着定位技术的发展和普及,人们无论在室内还是室外都很容易通过智能移动设备获取他们自身的物理位置^[1],基于位置的服务也逐渐普及起来^[2]。社交网络和基于位置的服务的融合促成了地理社交网络,即基于位置的社交网络^[3](Location-Based Social Network, LBSN),如国外的 Foursquare, Yelp, Facebook Place, 国内的街旁网、点评网等的诞生。在地理社交网络中,人们不但可以进行信息交互,还可以分享博客、视频、图像等信息^[4-6],尤其是用户与好友分享访问过的位置及相关社交信息,使得人们在虚拟网络中的行为与现实世界所处位置联系起来^[7],加强了人们

之间的交流与沟通。

城市的快速扩张诞生了大量的餐馆、影院、公园、购物中心等场所,极大地拓展了人们的生活区域,为人们的出行提供了更多的选择,但由此也带来了一些问题,比如“到哪里去玩?”“在哪个餐馆吃饭?”“去哪个商场购物?”等^[8-9]。如何解决这样的问题,以满足人们探索新位置的需求,成为一个十分有意义的工作。位置推荐正是解决此类问题的一个方法。

1 问题描述

1.1 地理社交网络

地理社交网络,即在现存的社交网络中加入位置因素,以便社会结构中的人们可以共享嵌入位置的信息。基于人们在物理世界中由位置信息推出的相关性,地理社交网络中包含了一种新的社会结构^[10]。地理社交网络可以划分为三个层

* 收稿日期:2015-07-01

基金项目:高性能 GIS 关键技术与软件系统(2015AA123901)

作者简介:景宁(1963—),男,重庆人,教授,博士,博士生导师, E-mail: ningjing@nudt.edu.cn

次:用户层、位置层和内容层^[11],如图 1 所示。

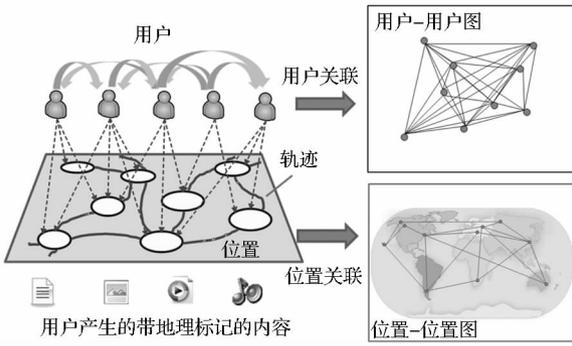


图 1 地理社交网络结构^[10]

Fig. 1 Structure of LBSN

从图 1 可以得出 3 种地理社交网络的图:用户-用户图、用户-位置图以及位置-位置图。对用户-用户图,可以基于社交网络计算用户的相似性。对于用户-位置图,每一条边都代表用户对该位置有进行签到访问,用户对这个位置的访问次数可以用边的权重表示。从图 1 中同时还可以得到用户的出行轨迹。对于位置-位置图,节点连线表示用户连续访问这两个位置。

1.2 地理社交网络数据

地理社交网络数据除具有传统社交网络中的好友关系外,还引入了位置信息。位置信息将用户在网络中的行为与物理世界联系起来。位置信息的引入为地理社交网络带来了一些独特的性质:

位置之间的距离:大量文献^[12-16]研究表明,用户出行与位置之间的距离具有极大的关系。用户从某一位置去往另一位置的概率服从幂率分布,即两地之间距离越近,概率越大,如图 2 所示。

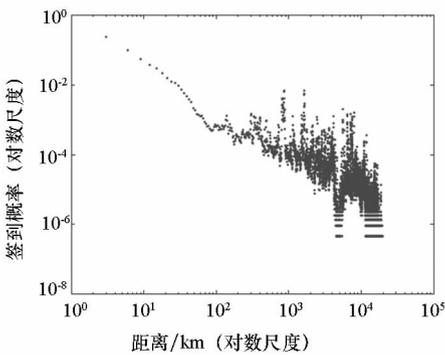


图 2 距离对签到概率的影响^[13]

Fig. 2 Influence of distance on check-in frequency^[13]

位置的级别:位置通常具有不同层级。一个位置可以是一个餐馆,也可以是一个城市,甚至是一个国家。因此,不同层级的位置意味着不同的用户-位置图。通常来说,用户分享越低层级的位置(如一个餐馆或公园)代表着用户具有更紧

密的关系,比如两个总是在同一个餐馆签到的人之间的关系通常要比两个总是在同一个城市签到的人之间的关系强。

时序性:用户在不同的地方签到,则这两个签到位置在时间上具有时序性^[14,17]。如果两个用户签到的位置相同,且具有相同的签到顺序,比如先到位置 A 签到,后在位置 B 签到,则这两个用户可能具有更强的相似性。

时间特性:用户在某位置签到,签到的时间往往代表用户的某种习惯。比如工作日期间用户甲通常在早上 7:30 在位置 A 签到,而中午 12:00 通常在位置 B 签到,晚上 18:00 通常在位置 C 签到。这样的签到往往代表用户一天的活动状态或生活习惯。

1.3 位置推荐

下面给出位置推荐一些相关的定义。

定义 1 (兴趣点, POI) 一个兴趣点就是一个用户可能觉得有用或有趣的具体位置,可用一个唯一的字符串标志。其对应现实世界的一个具体位置,记为 $l = \{ID, (latitude, longitude), category\}$,其中 ID 为兴趣点唯一标志, $(latitude, longitude)$ 为兴趣点的经纬度, $category$ 表示兴趣点的类别信息,如餐馆、影院等。所有兴趣点组合在一起称为兴趣点集合,记为 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ 。 L_{u+} 和 L_{u-} 分别表示某用户访问过和未访问过的兴趣点集合。

兴趣点有时也称位置 (location, venue, place 或 position 等),在不引起混淆的情况下,本文兴趣点与位置意义等同。

定义 2 (签到, check-in) 某个用户 u 在某个时间 t ,访问了某个兴趣点 l 称为一次签到,记为 $c = (u, t, l)$ 。

定义 3 (签到历史, check-in history) 某用户 u 的签到历史表示某段时间 (t_s, t_e) 内,用户 u 的签到集合,记为 $C_{u,(t_s,t_e)} = \{c_u | c_u \cdot t \leq t_e \text{ and } c_u \cdot t > t_s\}$,其中 t_s 表示起始时间, t_e 表示结束时间。

定义 4 (位置推荐, location recommendation) 位置推荐是指位置推荐系统根据用户的签到历史、用户好友的签到历史、好友关系强度以及兴趣点的位置、类别、流行度等信息向用户推荐其未访问过但可能感兴趣的位置,并过滤掉不感兴趣的位置,以快速、高效地满足用户访问新位置的需求。

2 位置推荐方法

位置推荐算法有很多,根据采用的方法不同

可以分为基于协同过滤 (collaborative filtering-based) 的位置推荐、基于内容 (content-based) 的位置推荐以及混合模型的位置推荐,其中最常用的方法是基于协同过滤的位置推荐方法。

2.1 基于协同过滤的位置推荐

协同过滤算法假设具有相同或者相似兴趣偏好的用户的信息需求也是相似的,其基本思想是利用“人群的智慧 (wisdom of the crowd)”对信息进行过滤筛选^[18]。协同过滤算法通过挖掘用户的历史标注信息 (购买、观看、点击) 来发现相似用户或项目,然后利用相似用户或项目的评分信息来预测当前用户对项目的喜好程度。按照实现方式的不同,协同过滤算法可以分为两大类:基于记忆 (memory-based) 的方法和基于模型 (model-based) 的方法。

2.1.1 基于记忆的方法

根据假设条件的不同,基于记忆的方法又可分为两类:基于用户 (user-based) 的方法和基于项目 (item-based) 的方法。基于用户的方法假设具有相同习惯的用户具有相同的爱好;基于项目的方法则假设用户会喜欢与他之前评分较高的项目相似的项目。基于记忆的方法通常分为两个步骤:首先根据用户 (项目) 的标注信息计算出相似用户 (项目) 集合,称为邻居集合,然后根据用户 (项目) 与邻居集合中的用户 (项目) 的相似度进行推荐。用户相似度的计算方法有多种,目前应用最多的是余弦相似度 (cosine similarity) 和皮尔逊相关系数 (Pearson correlation coefficient)。

基于用户的协同过滤算法 (user-based collaborative filtering algorithm) 根据用户行为的相似度进行相似度计算,然后给用户推荐和他有相似兴趣爱好的用户喜欢的项目。因为是基于其他用户的兴趣爱好来进行推荐,即如果一个位置被越多的用户喜欢,那么它被推荐的概率越高^[18],所以基于用户的协同过滤算法比较容易发现热门位置。在地点推荐的场景中,用户和地点通过签到联系起来,用户的签到也反映了用户对于各种地点的偏好。

如表1所示,假设要为用户3推荐位置,由用户3与用户1之间有3个签到位置相同,而用户3与用户2之间只有1个相同的签到位置,由此可以判断用户3与用户1的签到行为更为相似。那么,推荐系统在为用户3推荐位置的时候更可能推荐用户1签到过的“梅溪湖”,而不是用户2签到过的“岳麓山”和“世界之窗”。

表1 用户签到位置

Tab. 1 Users' check-in POIs

位置	用户1	用户2	用户3
橘子洲	是	是	是
梅溪湖	是		
烈士公园	是		是
湖南省博物馆	是		是
岳麓山		是	
世界之窗		是	

基于协同过滤的位置推荐^[19]目前主要考虑的因素包括:地理位置^[20-22]、距离^[23-24] (包括用户-位置距离、位置-位置距离等)、用户社交关系^[25-26]、时间^[27]等。

Ference等^[28]考虑到传统基于协同过滤的位置推荐方法由于没有考虑到用户当前所处位置可能引起推荐位置距离用户太远的问题,提出了一种基于用户的协同过滤方法,综合考虑用户的偏好信息、用户当前位置的附近区域以及社交信息等因素,为地理社交网络手机用户提供推荐服务。Mao等^[13]研究用户签到位置,发现用户访问位置的聚集现象和位置之间距离满足幂率分布,由此建立统一的描述框架,线性地融合了用户的兴趣和地理的影响进行位置推荐。王静金^[11]考虑用户当前位置与兴趣点的距离,认为由于人的行动的限制,过远的兴趣点需要先过滤掉,且用户社交关系在位置推荐中具有重要作用,因此提出基于用户当前位置和社交影响力的用户协同过滤方法。Li等^[15]认为用户对兴趣点的评分并不能完全代表用户对该兴趣点的喜好程度,而在一段时间内的相对评分才能够更好地表示用户对该兴趣点的偏好程度,由此提出了基于时间窗-用户相对评分方法的推荐方法。Wang等^[29]认为用户过去的签到信息以及签到位置的空间属性和用户的社交属性在位置推荐中具有重要的作用,由此提出基于用户历史签到信息、签到位置信息、社交信息以及相似用户信息的推荐方法。Konstas等^[30]认为,在考虑用户社交因素时,不能只看用户是否为好友关系,同时需要考虑用户好友关系的强度,而这个强度可以使用用户和用户的共同好友个数来确定。Quan等^[14]认为大多数用户在每天不同时段会访问不同的位置,并且用户的出行存在一定的规律性,因此时间在位置推荐中起着重要的作用,由此通过计算不同时间段用户出行模式的

相似度,结合地理位置信息对用户出行的影响,提出了时间敏感的位置推荐方法。

基于项目的协同过滤算法 (item-based collaborative filtering algorithm) 根据项目之间的相似度进行计算,然后向用户推荐与其之前访问过的项目相似的新项目,如果一个项目与用户之前喜欢过的项目很相似,那么该项目推荐出来的概率就比较高。基于项目的协同过滤算法主要是对目标用户所评价的一组项目进行研究,并计算这些项目与目标项目之间的相似性,然后从中选择出前 N 个作为推荐项目输出。

2.1.2 基于模型的方法

基于模型的方法^[1,6,31]的基本思想是采用机器学习技术,建立相关的学习模型(如聚类模型、贝叶斯网络模型等),利用评价矩阵中的信息进行训练得到模型系数,然后利用该模型对推荐结果进行预测。基于模型的方法最常用的是基于矩阵分解的方法^[32-34]。

给定频率矩阵 F (F 反映了用户访问兴趣点的频率, $F \in \mathbf{R}^{M \times N}$), 可以对它进行低秩的矩阵分解来进行位置推荐,实际上就是把用户和兴趣点映射到一个维度为 $K \ll \min(M, N)$ 的联合隐式空间,使得用户对兴趣点的偏好被建模成它们在隐式空间中的点积。这个映射问题可以通过解决式(1)所示的范数近似问题来完成:

$$\min_{P, Q} \|F - PQ^T\|_F^2 \quad (1)$$

式中, $P \in \mathbf{R}^{M \times K}$ 和 $Q \in \mathbf{R}^{N \times K}$ 分别是用户隐向量和兴趣点隐向量。 $\|\cdot\|_F$ 是矩阵的 Frobenius 范数,也就是矩阵里面每个元素的平方和的根。这个问题可以通过取奇异值分解的前 k 对奇异向量得到唯一的解。然而,由于拥有大量的用户和兴趣点数量,对这两类隐向量交替求解最小二乘问题更可行。

连德富^[6]在矩阵分解模型中扩充用户隐向量和兴趣点隐向量,用以描述地理社交网络中移动行为隐含的空间聚集效应,有效解决矩阵稀疏的问题。Cheng 等^[34]采用矩阵分解的方法,考虑了时间序列模式和局域化区域(localized regions)属性,成功实现了个性化的位置推荐系统。Gao 等^[35]依据用户的签到时间和签到位置的强关联性,基于 LBSN 中用户移动的时间属性,提出了基于低秩矩阵分解的推荐方法。Berjani 等^[36]在位置推荐中采用 geometric embeddings 方法。Yang 等^[37]在位置推荐中引入了 sentiment-recommendation (基于概率矩阵分解)的方法并通过实验验证了算法的有效性。

2.2 基于内容的位置推荐

基于内容的位置推荐方法的基本思想是通过分析用户的属性和文本信息,发掘出与用户兴趣爱好相关的关键词或者标签、情绪指示信息以及兴趣点的特征,如标签、类别等信息,然后利用这些知识构建用户的兴趣档案(profile),并将这些兴趣档案和产品特征进行匹配后做出推荐^[5,38-40]。

Gao^[1]认为传统基于内容的位置推荐方法没有充分利用兴趣点属性信息、用户兴趣信息和用户的情绪指示信息,由此研究了用户相关的内容信息(用户兴趣信息和用户的情绪指示信息)以及兴趣点相关内容信息(兴趣点属性信息),并提出了一个可以综合利用这些内容信息的位置推荐框架。Liu 等^[16]认为位置推荐受到多方面因素的影响,包括用户偏好信息、地理位置影响和用户的行为习惯等,并在此基础上提出了一个聚集文档主题生成(Latent Dirichlet Allocation, LDA)模型和矩阵分解的方法,综合利用上述因素进行位置推荐。Hu 等^[41-42]在社交关联中采用用户兴趣和位置属性等内容信息发掘用户关系,并采用主题模型对位置推荐进行建模,取得了较好的推荐效果。

基于内容的方法最大的优点是对冷启动问题具有较好的鲁棒性,因为地理社交网络在新用户注册的时候通常会让用户填写一些个人信息,这些信息能够比较准确地描述用户的特征和喜好。但基于内容的方法同样有其缺点:一是获取用户的属性或者文本信息的难度较大且代价较高;二是没有考虑用户群组的兴趣爱好信息,因此可能使推荐效果较差;三是基于内容的方法需要对用户和位置的结构化信息进行创建和维护,其代价会比较大,尤其是社交网络中的用户和位置信息多数是由用户产生的。

2.3 混合模型的位置推荐

混合模型的位置推荐即采用不同方法进行位置推荐,综合使用内容信息和协同过滤进行位置推荐的方法。此种方法能够较好地解决数据稀疏性问题,对冷启动问题也有较好的效果,但缺点是复杂度较高,性能较差。

Leung 等^[43]在协同过滤方法的基础上,分析不同用户类别和不同时间偏好对位置推荐的影响,提出一种动态聚类规则的位置推荐方法。Nunes 等^[44]认为传统的单纯使用协同过滤的位置推荐方法只是利用了用户的社交信息和兴趣点

的位置信息,对兴趣点的地理信息(如区域等)利用不够充分,因此提出了一个融合协同过滤和兴趣点地理信息的融合模型,利用相似用户信息、访问过与未访问过的兴趣点的距离以及用户感兴趣的区域信息等因素进行位置推荐,并在 Foursquare 和 Gowalla 数据集上进行实验,取得了较好的效果。Liu 等^[45]研究了位置标签的影响,并提出了一种在基于模型的协同过滤方法(矩阵分解)上结合 LDA 模型的方法进行位置推荐。

3 数据集与推荐效果评估方法

3.1 数据集

地理社交网络有很多的数据集,像 Foursquare 和 Gowalla 等。很多的数据集从网络中都可以获取到。表 2 列举了几个比较有代表性的数据集。

表 2 地理社交网络数据集

Tab. 2 Datasets of LBSNs

数据集名称	类型	统计信息
Foursquare ^[14]	Users	2 321
	Check-ins	194 108
	POIs	5 596
Gowalla ^[14]	Users	10 162
	Check-ins	456 988
	POIs	24 250
Yelp ^[15]	Users	20 166
	POIs	39 104
	Ratings	586 274
TripAdvisor ^[15]	Users	13 410
	POIs	9 149
	Ratings	152 721
BrightKite ^[27]	Users	58 228
	POIs	772 933
	Check-ins	2 627 870
	Friendships	214 078
Gowalla ^[27]	Users	196 591
	POIs	1 280 956
	Check-ins	6 264 203
	Friendships	950 327
Foursquare ^[34]	Users	5 269
	Check-ins	288 079
	POIs	26 381

3.2 评估方法

位置推荐系统的推荐效果如何通常需要进行评估。常用的评估方法如下。

3.2.1 用户调查法

研究者邀请一些人作为实验对象,使用推荐系统,并对使用效果进行评价,如 Symeonidis 等^[46]提出的推荐系统可以向用户推荐好友、位置以及活动。用户调查法通常是研究者给出一个评价标准,用户对每一个推荐任务推荐出来的 top- k 个推荐结果进行主观评价,以评估推荐系统推荐效果的好坏。用户调查法通常代价比较大,且实施比较困难,而且由于用户调查实验对象的限制,评价结果可靠性无法保证。

3.2.2 准确率(precision)和召回率(recall)

研究者通常将一个数据集拆分为训练集和测试集两部分。对于一个测试集,令 $TopN(u)$ 为根据训练集数据给用户做出的推荐列表, $T(u)$ 为用户在测试集上的行为列表。由此,推荐结果的召回率定义为:

$$recall = \frac{\sum_{u \in U} |TopN(u) \cap T(u)|}{\sum_u |T(u)|} \quad (2)$$

式中, U 为用户集。

推荐结果的准确率定义为:

$$precision = \frac{\sum_{u \in U} |TopN(u) \cap T(u)|}{\sum_u |TopN(u)|} \quad (3)$$

推荐结果的召回率表示被推荐出来的且在测试集中用户访问过的位置所占总推荐数的比例;准确率则表示被推荐出来的且在测试集中用户访问过的位置所占总训练集的比例^[34]。

通常综合考虑算法这两方面得分以更加全面地衡量推荐算法的推荐性能。而为了全面评测 top- N 推荐的准确率和召回率,常用的方法是选取不同的推荐列表长度 N , 计算出一组准确率/召回率,然后画出准确率/召回率曲线。

3.2.3 平均精度均值

平均精度均值 (Mean Average Precision, MAP)^[18]一般被用于信息检索中用来测量搜索引擎的效果,搜索结果的 MAP 值越高,表明越相关的条目排得越靠前,在推荐系统里用来检测准确率和预期分值是否正相关。推荐列表的顺序也是 MAP 考虑的因素,即当给目标用户提供 top- N 个兴趣点为推荐列表时,这些推荐项目在列表中的顺序也很重要。比如当我们给用户 u 推荐兴趣点,那么最好应该是正确地推测其在推荐列表的

最前面。因此 MAP 可用来强调高排名的相关用户。MAP 的定义如式(4)所示:

$$MAP = \frac{1}{|N|} \sum_{u=1}^{|N|} \frac{1}{c_u} \sum_{k=1}^{c_u} precision_u@k \quad (4)$$

式中, N 是测试数据集中用户的数量, c_u 是与用户 u 相关的用户的数量, $precision_u@k$ 是用户 u 的推荐列表中推荐项目为 k 时的准确率。

3.2.4 交叉验证法

在 k -折交叉验证 (k -fold cross-validation) 法中, 初始数据集随机地划分 k 个互不相交的子集 D_0, D_1, \dots, D_k , 每个子集的大小大致相等。训练和检验进行 k 次。在第 i 次迭代, 分区 D_i 用作检验集, 其余的分区一起作训练集。这样每个数据都被训练了相同的次数, 并且都被测试了一次。

3.2.5 时间分割法

在数据集的时间间隔中选择一个时间点, 把时间点前的签到数据当作训练集, 时间点之后的数据作为测试集。这种方法在实际 LBSNs 的推荐系统中很类似, 因为在某一个特定的推荐时间点只知道之前的签到情况。

4 位置推荐面临的问题

4.1 数据稀疏性问题

数据稀疏性是指在推荐系统中, 由于用户和项目的数量十分庞大, 而用户往往只在少数项目中有评分记录(在位置推荐中, 用户和兴趣点数目庞大, 但用户往往只访问过有限的兴趣点, 评分记录也很少), 这就导致用户-评分矩阵非常稀疏, 即数据稀疏性问题。由于用户之间共同访问过的兴趣点过少, 因此, 基于记忆的方法无法精确计算用户(项目)之间的相似度, 从而导致邻居集合的选取不准确, 影响推荐的精度。如果一个推荐系统中用户过少, 项目太多, 那么很多的项目可能从没有人访问过, 这样很可能使得项目根本无法推荐。

4.2 冷启动问题

冷启动问题^[31], 或称新用户/新项目问题, 是指推荐系统中一个新用户注册或一个新项目产生时引起的问题。冷启动问题是稀疏性问题的特殊情况, 即新用户/项目注册, 系统没有该用户的访问记录, 从而也无法使用用户评价矩阵对其进行推荐。在实际的推荐系统中, 特别是新上线的推荐系统, 由于用户的增长, 冷启动问题表现更为突出。

4.3 当前位置与常居地距离问题

当前位置与常居地距离问题是指当用户远离其常居地(经常签到的区域)时, 推荐系统不能准确向其推荐当前位置附近的兴趣点的问题^[28]。由于推荐系统通常会使用用户的签到历史采用协同过滤的方式进行位置推荐, 一旦用户远离常居地, 则再利用用户的签到历史对其进行位置推荐, 会使得推荐位置仍在常居地附近, 与用户当前所在位置相距较远, 推荐的兴趣点显然满足不了用户的实际需求。

4.4 连续性的序列位置推荐问题

很多情况下用户需要获得连续性的序列位置推荐^[1,8], 比如当用户去“穷游”或“自驾游”的时候。此时用户对自己所处的城市或景区并不十分了解, 而通过旅行社或者网络获取的旅游信息往往不能满足用户个性化的旅行需求。因此, 综合考虑景点的类型、访问景点的时间限制、用户个人游览时间以及游览偏好等信息为用户进行旅游规划等问题亟待解决。

4.5 团体下的位置推荐问题

人们在组织活动中通常以团体为单位。当人们在进行团体活动的时候, 往往需要考虑大多数人的意愿来进行活动的规划。目前的位置推荐通常是对单个人进行的, 对团体情况下的位置推荐鲜少涉及, 难以满足人们此种情况下的需求。团体下的位置推荐某种程度上可以看作是个人位置推荐问题的聚合, 通过把个人位置推荐的结果进行整合和排序作为团体下的位置推荐方案。但这只是一种解决方案, 实际中团体情况下的位置推荐需要考虑更多的因素。

5 未来研究方向

目前位置推荐多采用基于用户的协同过滤方法, 考虑的影响因素通常为用户信息、位置信息、用户当前位置与兴趣点位置距离、用户访问历史以及用户好友信息等, 对于位置的属性信息以及时间信息利用得并不充分, 而且基于协同过滤的方法有较大的数据稀疏性问题和冷启动问题。因此, 位置推荐还有很多问题值得研究:

1) 用户相似度计算方法: 将城市(全球)进行网格划分, 将兴趣点映射到网格中, 利用网格对用户历史签到位置进行轨迹建模, 利用用户签到的轨迹信息计算用户相似度。

2) 位置推荐混合模型: 综合利用用户、位置属性和标签信息以及用户评分信息, 综合考虑用

户的社交属性、所处地理区域以及时间等因素,即采用混合模型方式进行位置推荐。

3) 位置推荐与位置预测融合:传统位置推荐中只是对用户未到过的位置(新位置)进行推荐,没有考虑用户去过的地方。实际上,用户需求不只有新位置,用户曾经到过的地方其实也可能是用户想去的地方。

6 结论

地理社交网络的兴起,使得人们在虚拟世界可以与现实世界联系起来,方便了人们的沟通与交流,大大方便了人们的出行。地理社交网络中的位置推荐,已经成为人们研究的一个热点。本文综述了地理社交网络位置推荐的概念、研究现状、采用的方法、面临的问题和未来的研究方向。尽管目前在位置推荐方面已经有许多的研究成果,但总的来说,位置推荐仍然处于刚起步的阶段,尚有许多亟待解决的问题。

参考文献 (References)

- [1] Gao H J. Personalized POI recommendation on location-based social networks [D]. USA: Arizona State University, 2014.
- [2] 刘乾. 基于社交网络和地理位置信息的好友推荐方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013.
LIU Qian. Friend recommendation based on social network and location information [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013. (in Chinese)
- [3] Bao J, Zheng Y, Wilkie D, et al. Recommendations in location-based social networks: a survey[J]. *Geoinformatica*, 2015, 19(3):525 – 565.
- [4] Zhang J D, Chow C Y, Zheng Y. ORec: an opinion-based point-of-interest recommendation [C]// Proceedings of the 24th ACM International Conference on Information and Knowledge, ACM, 2015:1641 – 1650.
- [5] Gao H, Tang J, Hu X, et al. Content-aware point of interest recommendation on location-based social networks [C]// Proceedings of the 29th Conference on Artificial Intelligence, AAAI, 2015:1721 – 1727.
- [6] 连德富. 基于位置社交网络的数据挖掘[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2014.
LIAN Defu. Data mining on location-based social networks[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014. (in Chinese)
- [7] Cranshaw J, Toch E, Hong J, et al. Bridging the gap between physical location and online social networks [C]// Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing, ACM, 2010:119 – 128.
- [8] Gionis A, Lappas T, Pelechrinis K, et al. Customized tour recommendations in urban areas [C]//Proceedings of the 7th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, ACM, 2014: 313 – 322.
- [9] Cho E, Myers S A, Leskovec J. Friendship and mobility: user movement in location-based social networks [C]// Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM, 2011: 1082 – 1090.
- [10] Zheng Y, Zhou X F. Computing with spatial trajectories [M]. USA:Springer, 2011.
- [11] 王静金. 基于位置社交网络的个性化地点推荐算法研究[D]. 厦门:厦门大学, 2014.
WANG Jingjin. Personalized location recommendation on location-based social networks [D]. Xiamen: Xiamen University, 2014. (in Chinese)
- [12] Levandoski J, Sarwat M, Eldawy A, et al. LARS: a location-aware recommender system [C]// Proceedings of IEEE 28th International Conference on Data Engineering, 2012: 450 – 461.
- [13] Mao Y, Yin P F, Lee W C, et al. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation [C]// Proceedings of the 34th Annual ACM SIGIR Conference, ACM, 2011: 325 – 334.
- [14] Quan Y, Gao C, Ma Z Y, et al. Time-aware point-of-interest recommendation [C]// Proceedings of the 36th Annual ACM SIGIR Conference, ACM, 2013: 363 – 372.
- [15] Li X, Xu G D, Chen E H, et al. Learning recency based comparative choice towards point-of-interest recommendation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42 (9): 4274 – 4283.
- [16] Liu B, Fu Y J, Yao Z J, et al. Learning geographical preferences for point-of-interest recommendation [C]// Proceedings of 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM, 2013: 1043 – 1051.
- [17] Gao H J, Tang J L, Liu H. Exploring social-historical ties on location-based social networks [C]//Proceedings of the 6th International Conference on Weblogs and Social Media, AAAI, 2012: 114 – 121.
- [18] 刘青文. 基于协同过滤的推荐算法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2013.
LIU Qingwen. Research on recommender systems based on collaborative filtering [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)
- [19] Zhou D Q, Wang B, Rahimi S, et al. A study of recommending locations on location-based social network by collaborative filtering [C]// Proceedings of the 25th Canadian Conference on Artificial Intelligence, Springer, 2012: 255 – 266.
- [20] Ye M, Janowicz K, Lee W, et al. What you are is when you are: the temporal dimension of feature types in location-based social networks [C]// Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, ACM, 2011: 102 – 111.
- [21] Ye M, Yin P, Lee W C. Location recommendation for location-based social networks [C]// Proceedings of the 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, ACM, 2010: 458 – 461.
- [22] Zhang J D, Chow C Y. iGSLR: personalized geo-social location recommendation: a kernel density estimation approach [C]//Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, ACM, 2013: 324 – 333.
- [23] Gao H J, Tang J L, Liu H. Mobile location prediction in spatio-temporal context [C]//Proceedings of Nokia Mobile Data Challenge Workshop, 2012.
- [24] Noulas A, Scellato S, Lathia N, et al. A random walk around the city: new venue recommendation in location-based social networks [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Social Computing, IEEE, 2012: 144 – 153.
- [25] Ye M, Liu X J, Lee W C. Exploring social influence for recommendation: a generative model approach [C]// Proceedings of Annual International ACM SIGIR Conference

- on Research and Development in Information Retrieval, ACM, 2012; 325 – 334.
- [26] Cheng C, Yang H Q, King I, et al. Fused matrix factorization with geographical and social influence in location-based social networks [C]// Proceedings of the 26th Conference on Artificial Intelligence, AAAI, 2012; 17 – 23.
- [27] Gao H J, Tang J L, Hu X, et al. Modeling temporal effects of human mobile behavior on location-based social networks [C]// Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Information & Knowledge Management, ACM, 2013; 1673 – 1678.
- [28] Ferenc G, Ye M, Lee W C. Location recommendation for out-of-town users in location-based social networks [C]// Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management, ACM, 2013; 721 – 726.
- [29] Wang H, Terrovitis M, Mamoulis N. Location recommendation in location-based social networks using user check-in data [C]// Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, ACM, 2013; 374 – 383.
- [30] Konstantinos I, Stathopoulos V, Jose J M. On social networks and collaborative recommendation [C]// Proceedings of the 32nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, 2009; 195 – 202.
- [31] Long X L, Joshi J. A hits-based POI recommendation algorithm for location based social networks [C]// Proceedings of the 2013 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, ACM, 2013; 642 – 647.
- [32] Zhou K, Yang S H, Zha H Y. Functional matrix factorizations for cold-start recommendation [C]// Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, 2011; 315 – 324.
- [33] Yu Y H, Chen X G. A survey of point-of-interest recommendation in location-based social networks [C]// Proceedings of the 29th Conference on Artificial Intelligence, AAAI, 2015; 53 – 60.
- [34] Cheng C, Yang H Q, Lyu M R, et al. Where you like to go next: successive point-of-interest recommendation [C]// Proceedings of the Twenty-third International Joint Conference on Artificial Intelligence, AAAI, 2013; 2605 – 2611.
- [35] Gao H J, Tang J L, Hu X, et al. Exploring temporal effects for location recommendation on location-based social networks [C]// Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems, ACM, 2013; 93 – 100.
- [36] Berjani B, Strufe T. A recommendation system for spots in location-based online social networks [C]// Proceedings of the 4th Workshop on Social Networks, Article, ACM, 2011.
- [37] Yang D Q, Zhang D Q, Yu Z Y, et al. A sentiment-enhanced personalized location recommendation system [C]// Proceedings of the 24th ACM Conference on Hypertext and Social Media, ACM, 2013; 119 – 128.
- [38] Ramaswamy L, Deepak P, Polavarapu R, et al. Caesar: a context-aware, social recommender system for low-end mobile devices [C]// Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware, IEEE, 2009; 338 – 347.
- [39] Adomavicius G, Tuzhilin A. Context-aware recommender systems [C]// Proceedings of the 2008 ACM Conference on Recommender Systems, ACM, 2008; 217 – 253.
- [40] Yin H Z, Sun Y Z, Cui B, et al. LCARS: a location-content-aware recommender system [C]// Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM, 2013; 221 – 229.
- [41] Hu B, Ester M. Spatial topic modeling in online social media for location recommendation [C]// Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems, ACM, 2013; 25 – 32.
- [42] Hu B, Ester M. Social topic modeling for point-of-interest recommendation in location-based social networks [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining, IEEE, 2014; 845 – 850.
- [43] Leung K W T, Lee D L, Lee W C. Clr: a collaborative location recommendation framework based on co-clustering [C]// Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, 2011; 305 – 314.
- [44] Nunes I, Marinho L. A personalized geographic-based diffusion model for location recommendations in LBSN [C]// Proceedings of the 9th Latin American Web Congress, IEEE, 2014; 59 – 67.
- [45] Liu B, Xiong H. Point-of-interest recommendation in location based social networks with topic and location awareness [C]// Proceedings of the 2013 SIAM International Conference on Data Mining, SIAM, 2013; 396 – 404.
- [46] Symeonidis P, Krinis A, Manolopoulos Y. GeoSocialRec: explaining recommendations in location-based social networks [C]// Proceedings of the 17th East European Conference, ADBIS 2013, Springer, 2013; 84 – 97.