

# 旅游推荐系统研究综述

常亮 曹玉婷 孙文平 张伟涛 陈君同

(桂林电子科技大学广西可信软件重点实验室 桂林 541004)

**摘要** 为用户提供个性化推荐服务并提高推荐的准确度和用户满意度,是当前旅游推荐系统的主要研究任务。文中分析了旅游推荐系统与传统推荐系统的异同点,并从基于内容的推荐、基于协同过滤的推荐、基于知识的推荐、基于人口统计的推荐、混和型推荐以及基于位置感知的推荐共6个方面考查了旅游推荐的研究现状。在此基础上,给出了旅游推荐系统的一个总体框架。最后,总结分析了旅游推荐系统面临的6个重点和难点问题,并指出了下一步需要关注的研究方向。

**关键词** 推荐技术,旅游推荐系统,协同过滤

**中图分类号** TP301 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.001

## Review on Tourism Recommendation System

CHANG Liang CAO Yu-ting SUN Wen-ping ZHANG Wei-tao CHEN Jun-tong

(Guangxi Key Laboratory of Trusted Software, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract** The main research task of current tourism recommendation system is to provide personal recommendation serves for users and improve the accuracy of recommendations and the satisfaction of users. In this paper, the similarities and differences between tourism recommender system and traditional recommender system were analyzed. And the research status of tourism recommender technologies was investigated from six aspects, i. e., recommendation based on content, recommendation based on collaborative-filtering, recommendation based on knowledge, recommendation based on demographics, hybrid recommendation and recommendation based on location-awareness. As a summary of these research works, a general framework for tourism recommender system was proposed. Finally, six key and difficult problems on tourism recommender systems were presented, and some research topics which might bring great progress to tourism recommender systems were emphasized.

**Keywords** Recommender technology, Tourism recommender system, Collaboration-filtering

## 1 引言

近年来,云计算、物联网、移动互联网、人工智能等技术的迅速发展为人们的工作和生活带来了许多便利。在旅游休闲方面,用户可以方便地通过网络来搜索旅游信息<sup>[1]</sup>,并对旅游产品和服务进行选购,享受信息化技术带来的便利。然而,当面对爆炸式增长的网络信息时,用户反而难以进行高效的选择。推荐系统的出现为解决信息超载问题提供了一条有效途径。

推荐系统是信息过滤系统的一个子集,旨在根据用户的喜好、习惯、个性化需求以及商品的特性来预测用户对商品的喜好,为用户推荐最合适的商品,帮助用户快速地做出决策,提高用户的满意度。推荐系统的价值在于能够提供尽量合适的选择和推荐,而不需要用户明确提供他们所要的内容。

传统的推荐系统分为基于内容的推荐系统、基于协同过滤的推荐系统、基于知识的推荐系统、基于人口统计的推荐系统和混和型推荐系统。这些推荐系统在垂直领域取得了许多突破性进展,在对新闻和网页的推荐以及对图书、电影等传统商品的推荐上取得了很好的效果,但将其应用于旅游推荐时仍然存在诸多挑战。

(1)与对传统商品的推荐相比,冷启动问题<sup>[2-3]</sup>更为突出,难以获得用户的历史旅游记录以及大多数用户的旅游偏好等信息。

(2)相对于新闻、网页、图书、家电、电影等较低复杂度的推荐项目,旅游更为复杂<sup>[4]</sup>。对旅游产品如景点、住宿、交通等多方面元素的推荐较为复杂,尤其需要考虑元素之间复杂的时空关系。此外,不能将旅游简化为不同用户的行程;不同用户可以购买相同的书,但却很难拥有完全相同的旅游经历。

到稿日期:2016-09-27 返修日期:2017-02-15 本文受国家自然科学基金(61363030, 61572146, U1501252),广西自然科学基金(2015GXNSFAA139285, 2016GXNSFDA380006),广西信息科学实验中心(LD16058X)资助。

常亮(1980—),男,博士,教授,CCF高级会员,主要研究方向为知识工程、智能规划、形式化方法, E-mail: changl@guet.edu.cn; 曹玉婷(1991—),女,硕士生,主要研究方向为知识工程与智能推荐; 孙文平(1990—),男,硕士生,主要研究方向为智能规划与推荐系统; 张伟涛(1993—),男,硕士生,主要研究方向为机器学习与智能推荐; 陈君同(1989—),男,硕士生,主要研究方向为智能推荐系统。

(3)需要考虑复杂的上下文信息<sup>[5]</sup>。旅游经历是包括旅游产品和服务的复杂过程,不仅包括人的主观决策因素,还包括与用户当前情境相关的上下文因素。比如,需要考虑旅行的类型(商务游或私人游)、旅行的季节和天气、景点位置和距离以及景点地理位置之间的关系等<sup>[6]</sup>。

(4)传统推荐技术不需要考虑用户的地理位置,随着智慧城市的建设和城市信息化的快速发展,交通对旅游景点的影响越来越大,位置感知服务<sup>[7-8]</sup>也成为旅游推荐的重点内容之一。

(5)对用户偏好的建模更加困难。除了考虑功能和效果之外,对旅游目的地的选择通常还包括情绪和情感因素,比如家庭和朋友的影 响等。因此,组推荐<sup>[9]</sup>也是旅游推荐的重点内容之一。

针对上述挑战,近年来国内外研究者对各种推荐方法进行改进和应用,提出了许多旅游推荐方法并开发了相应的旅游推荐系统。本文第2节对各种旅游推荐方法进行较为全面的考查;第3节给出旅游推荐系统的整体框架,并围绕该框架对旅游推荐系统的关键技术进行分析;第4节对旅游推荐中的重点和难点问题进行讨论;最后总结全文。

## 2 旅游推荐方法

根据文献中主要采用的推荐算法,本文将旅游推荐方法大致分为5类:基于内容的推荐、基于协同过滤的推荐、基于人口统计的推荐、基于知识的推荐以及混和型推荐。此外,鉴于位置感知在旅游推荐中扮演的作用越来越大,本节将基于位置感知的旅游推荐单独作为一类来考察。

### 2.1 基于内容的旅游推荐

基于内容的推荐方法是根据用户曾经购买过的商品,给这些商品建立一个兴趣描述,得到用户的兴趣模型或者用户画像,然后找出与用户兴趣相似的商品并进行推荐。其中,对用户画像的建立可以使用基于记忆的(启发式)方法,例如信息检索中的词频-逆文档频率;也可以使用基于模型的方法(比如决策树、贝叶斯分类器<sup>[10-11]</sup>、聚类等)得到用户的兴趣表示。该方法可以对用户的兴趣进行建模,并通过增加物品属性的维度获得更高的推荐精度;其缺点是无法适应冷启动问题,而且其推荐的资源范围过于狭窄,这是因为系统总是尽量为用户推荐与其感兴趣的内容的特征最相符的项目,却不能发现并推荐新奇的项目。

对于旅游推荐来说,用户之前的旅游经历和评价等信息往往很难获得,因此基于内容的推荐方法难以直接用于旅游推荐。文献中通常将其与协同过滤方法以及基于知识的推荐方法结合起来使用<sup>[12]</sup>,本文将在第2.5节对其进行考查。

### 2.2 基于协同过滤的旅游推荐

基于协同过滤的方法利用其他用户对商品的历史行为来协助对目标用户的推荐,向用户推荐与其兴趣相似且用户喜欢的商品。该方法具体又分为3类:1)基于用户的协同过滤推荐,即首先发现用户之间的相关性,得到与目标用户兴趣相似的“邻居”用户群,然后以这个用户群的历史偏好信息为目标用户进行推荐;2)基于商品的协同过滤推荐,即首先发现商品之间的相关性和相似度,然后根据用户的历史偏好信息将

类似的商品推荐给目标用户;3)基于模型的协同过滤推荐,即通过贝叶斯模型、聚类模型、依赖网络模型等进行训练来获取用户的兴趣爱好,然后以此进行相似商品的推荐。

基于协同过滤的优点是能够处理复杂的非结构化对象,不需要领域知识,而且推荐的个性化、自动化程度高;其难点在于数据稀疏性问题(用户评分数据少)、冷启动问题(包括项目冷启动和用户冷启动)和算法可扩展性等的解决。

Fenza等<sup>[13]</sup>给出了一个基于协同过滤的上下文感知系统。该系统首先对用户和景点进行模糊聚类,结合情境感知技术分析上下文信息,利用if-then规则对用户和景点建立模糊分类器,将历史交易记录集与用户和景点的类别相组合,并进行关联规则挖掘。当有新用户访问系统时,模糊分类器将新用户归类,通过上下文信息匹配已生成的关联规则,计算该用户喜欢的景点类别以及属于该景点类别的所有景点的推荐度,并按顺序进行推荐。该作者提供了动态用户聚类过程中的自适应环境,在一定程度上克服了冷启动问题。

Alptekin等<sup>[14]</sup>研究了基于案例的旅游推荐系统。该系统首先将历史数据以案例的形式组织和存储起来,其中每个案例包括用户需求和解决方案两个部分。当输入新用户需求后,系统在案例集中进行检索,并借助欧氏距离计算方法找出与用户需求相似的案例;然后根据用户的不同需求进行案例调整,产生合适的解决方案;最后把新的案例添加到案例集中。同时,文中提出了基于Web的旅行社智能推荐框架,该框架通过结合推理和多准则决策技术实现互补,消除彼此的弱点。实验结果表明,该方法提高了为用户进行个性化推荐的精准度。

Hsu等<sup>[15]</sup>采用基于模型的协同过滤方法构建旅游景点的决策支持系统(ITAS),其利用贝叶斯网络计算用户对景点的偏好,并通过ROC曲线来测试和验证预测的准确度。该系统可以为用户预测并提供适合的旅游景点,而无需用户提供主观评价信息。此外,该系统结合GIS定位系统,通过Google地图的交互式用户界面来呈现所推荐的景点和路线,大大提高了用户体验度。

协同过滤算法经常用于直接挖掘用户与系统的交互信息。换言之,它们通过建立用户-项目二元关系来进行推荐,却忽略了用户的隐式兴趣及影响因素。为此,刘淇<sup>[16]</sup>研究了基于模型的协同过滤推荐算法,并提出用户-兴趣-项目的用户兴趣三层结构建模方法。针对过拟合问题、冷启动问题以及用户兴趣的多样性和易变性,该文引入了基于随机游走的用户兴趣扩展与兴趣传播机制,并在此基础上构建了面向项目、基于模型的协同过滤算法iExpand。该算法的主要优势在于可以对用户兴趣之间的关联进行建模,并能够通过个性化排序扩展当前兴趣。

Nilashi等<sup>[17]</sup>设计了基于多标准协同过滤的酒店推荐系统。鉴于基于协同过滤的推荐技术只考虑用户之间的相似性,推荐的是与其他用户有相似兴趣的商品,而对用户偏好考虑不足,该系统采用多目标协同过滤技术来考虑更多的用户偏好信息,通过使用高斯混合模型的聚类算法、自适应神经模糊推理系统和分析降维技术,解决了在多标准协同过滤数据集之间的多共线性问题,实现了较高精度的旅游推荐。

### 2.3 基于人口统计的旅游推荐

基于人口统计学的推荐方法根据用户的基本信息发现用户之间的相关关系,并根据用户属性对用户进行分类,然后将相似用户喜爱的其他物品推荐给当前用户。人口统计学的基本信息包括年龄、性别、社会阶层、教育程度、地理位置等,根据这些信息得到用户画像并挖掘出用户之间的相关关系。该方法的优点是不需要用户对商品进行评分,不存在冷启动问题;缺点是收集的用户画像信息在一定程度上侵犯了用户的隐私,而且收集的用户画像信息可能有很大的噪音。

Wang 等<sup>[18]</sup>将基于人口统计的推荐方法应用于旅游景点的推荐。该系统考虑到基于知识的推荐和基于内容的推荐都存在冷启动问题,提出使用人口统计信息来进行推荐。首先通过机器学习中的朴素贝叶斯方法、贝叶斯网络和支持向量机 3 种技术对用户进行分类,把具有相似人口特征及对同一类型景点进行评价的游客分到相同类。系统假定在同一个分类中的用户有着同样的兴趣偏好,可以把同一类中其他用户的喜好推荐给新用户。实验结果表明,人口特征对推荐结果有一定的影响,但推荐不够精准,与其他推荐技术混合将是以后研究的重点。

### 2.4 基于知识的旅游推荐

基于知识的推荐方法首先获取商品的属性特征和用户画像,对商品和用户进行全面建模,然后利用用户和商品的知识推导出最符合用户需求的商品。该方法的优点是不存在冷启动问题,因为系统对所有用户和商品都有足够的认知和理解;此外,不需要大量的样本用户,因为对推荐结果的计算并不依靠大量的用户数据。然而,该方法的缺点是很难获取到足够的知识来构建关于用户和商品的知识库。

Dodwad 等<sup>[19]</sup>研究了基于本体的旅游推荐系统。系统引入本体,根据用户信息建立用户画像,构建本体知识库,并使用模糊集合的方法给出每个用户概念的归属度。在用户请求一个推荐时,系统从本体库中查找所有概念归属度的值,并从中找出对用户最合适的项目。同时,系统采用基于对象属性和用户画像的排名机制,对用户给出的兴趣度进行初始化,并结合上下文感知技术克服冷启动问题,实现了用户画像的动态更新,提高了推荐的准确性。

Niaraki<sup>[20]</sup>研究了基于本体的个性化旅游路线推荐系统。基于本体的架构以用户模型和上下文模型为基础,对其构建本体知识库,然后采用多准则决策的“层次结构”来创建模型,最后通过不同权重将定量指标与定性指标结合起来,通过全面考虑上下文信息来确定用户的需求。该系统把用户和环境结合起来,提供以用户为中心的路线规划,克服了标准建模不足的缺点,提高了系统推荐路线的准确率。

### 2.5 采用混合方法的旅游推荐

上述每种单独的推荐技术都存在优缺点,因此在开发推荐系统时将多种推荐技术混合使用是一条有效途径。

Lee 等<sup>[21]</sup>研究了针对台南市的基于本体的多代理推荐系统。代理模块分为上下文决策代理和路线推荐代理。首先,对台南市旅游景点构建领域本体,通过上下文决策代理获取与用户需求相匹配的概念,并计算每个实例的语义关系及上

下文关系;然后,路线推荐代理通过模糊推理机制推断上下文信息,找出排名前三的景点;最后,结合 Google 地图并采用蚁群优化算法为用户提供最佳的旅游路线。该系统有效地为用户提供了较为准确的推荐,不过在本地模型及算法的优化上有待改进。

Dodwad<sup>[22]</sup>研究了基于本体及上下文感知的旅游推荐系统。该系统在 STAAR 的基础上,结合本体及环境感知进行推荐。STAAR 是一个移动端的旅游信息查询和推荐系统, Dodwad 在此基础上,通过构建旅游本体整合景点、航班、酒店等异构信息。用户查询信息时,系统通过关键字匹配本体库,利用基于内容的推荐并结合上下文感知以及用户的地理位置对推荐结果进行过滤,为用户进行实时推荐,进一步提高了系统的推荐精度。该系统在考虑上下文感知内容及推理方面有待改进。

Hassan 等<sup>[23]</sup>研究了基于本体和协同过滤的混合推荐系统。首先,其应用了基于本体的语义相似度推理,通过用户的显示层次关系、共享属性和隐式信息来确定两个给定实体的关联网,并建立了公有关联规则组集合,通过权重计算实体之间的相似度;然后,混合协同过滤技术来计算项目的相似性;最后,通过前两步的计算结果生成相似度最高的  $n$  个推荐内容推送给用户。实验证明,这种混合推荐算法较好地解决了传统推荐算法遇到的数据稀疏和冷启动问题,推荐准确率也有一定的提升。

Borrás 等<sup>[24]</sup>研究了智能旅游推荐系统。该文对比了 Web 和移动端两种接口。基于 Web 的推荐适用于在旅游前为用户提供目的地推荐及路线推荐。移动端则充分考虑到用户在目的地时的情景感知,为用户提供实时天气、路线、景点闭馆时间等信息。该文还分析了协同过滤和基于内容的推荐,由于这两种方法都存在冷启动问题,因此建议结合人工智能算法(包括本体表示、优化技术、多代理系统等)做出最合适的旅游方案,为用户提供最优质的个性化推荐。

Moreno 等<sup>[12]</sup>设计了基于本体和协同过滤的混合推荐系统 SigTur/E-Destination。首先,系统通过本体对人口特征、旅游景点、路线等信息进行语义整合及聚类分析并引导推理,同时采用 K-means 算法来降低聚类算法的复杂度。新用户访问系统时,首先根据调查问卷中用户的兴趣来创建和管理用户画像,进行特征抽取、用户关联和用户建模,并基于兴趣中的权重值以及相似用户的人口特征,通过以下公式计算用户的兴趣度(S)及置信度(CL),给出一个推荐列表。

$$S^u(c) = \frac{\sum_{i \in K_{u,c}} S(i) \cdot CL(i)}{\sum_{i \in K_{u,c}} CL(i)} \quad (1)$$

$$CL^u(c) = \frac{1}{|K_{u,c}|} \sum_{i \in K_{u,c}} CL(i) \quad (2)$$

然后,通过用户评分及点击收藏等行为,并考虑到相似用户的评分等信息,利用基于内容和协同过滤的技术对信息进行过滤,通过 Pearson 回归算法进行相似度排序。最后通过式(3)得出推荐列表,结合 GIS 定位系统再次过滤,并使用 ICEfaces 框架实时更新推荐列表。

$$S'^u(c) = \frac{S^u(c)CL^u(c) + \sum_{p \in \chi_c} S^u(p)CL^u(p)D(p,c)}{CL^u(c) + \sum_{p \in \chi_c} CL^u(p)D(p,c)} \quad (3)$$

为了验证推荐的准确率,该文对比了为用户提供的推荐及用户最终的反馈,结果表明,90%以上的用户认为该系统所做的推荐较为准确。

根据以上对混合推荐系统的介绍,表1对几种混合推荐系统采用的技术进行了对比。

表1 几种混合推荐技术的对比

Ref	本体	基于内容	协同过滤	人口统计	GIS
文献[18]	✓	✓	✓		
文献[19]	✓				✓
文献[20]	✓		✓		
文献[21]		✓	✓		
文献[9]	✓	✓	✓	✓	✓

## 2.6 基于位置的旅游推荐

位置感知在旅游推荐中所起的作用越来越大,用户在不同的地理位置环境下做出的选择有所不同。如何利用位置上下文更准确地获取用户偏好并提供准确的个性化推荐,成为了旅游推荐研究的热点。用户的地理位置信息可以通过移动设备、GPS定位、移动定位等技术来获取或者推理得到。

Ravi等<sup>[25]</sup>设计了基于位置的旅游推荐系统。该系统首先为用户构建用户画像,找出用户兴趣点、用户评分等信息,并通过式(4)计算相似度,挖掘出相似用户并组成团体进行推荐。然后结合用户的地理位置,利用论文提出的社会相关信任步行者算法以及团体推荐机制对用户喜好进行分析,最终得到了较为准确的个性化推荐方案。

$$SimUser(x,y) = \cos(x,y) = \frac{x \cdot y}{|x| \cdot |y|} \quad (4)$$

Husain<sup>[26]</sup>提出了一个基于位置的移动端的个性化旅游推荐系统 PLTRS。该系统利用特征权重技术过滤用户的位置信息,并结合用户画像、旅游信息、用户与系统的交互日志等信息;然后,使用词频-逆文档频率法计算特征权重,过滤出包含关键字且与用户画像相关的数据集;最后,采用基于位置的服务进行智能应用程序的推送和相关信息的显示。实验表明,用户的位置信息简化了信息搜索和筛选的过程,使得推荐结果更为准确,提升了用户满意度。

Cao<sup>[27]</sup>提出了基于地理信息的旅游推荐系统。该系统首先对全球领域划分区域:离线情况下,用 R-Image 和 R-Tags 标记每一个标有地理信息的代表性图片;在线情况下,允许用户输入目的地来寻找有代表性的图片并进行匹配,利用 GPS 均值漂移算法对收集到的图片进行聚类。然后,分别从 R-Image 和 R-Tags 两个方面找出目标样本,利用近邻传播算法分析 R-Image,更新迭代交换数据集,移除无效的图片,并计算剩余图片的流行度  $N$ 。最后,利用高斯函数计算其相似度。总体来看,该系统能为用户提供更直观、有效的推荐。

## 3 旅游推荐系统

基于第2节考查的文献,概括出旅游推荐系统的总体框架,如图1所示。

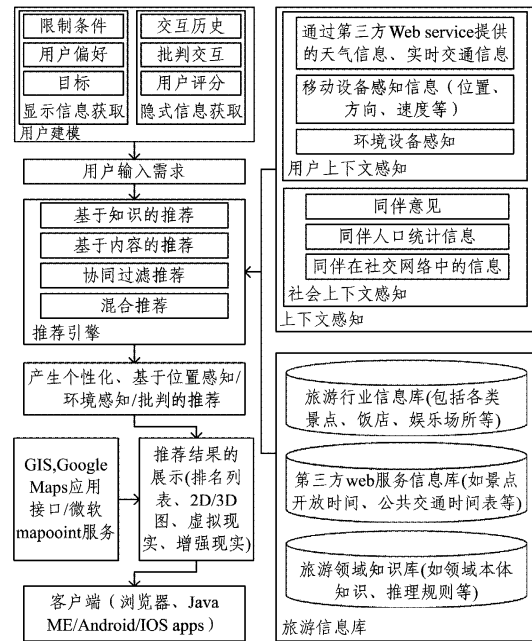


图1 旅游推荐系统的总体框架

从图1可以看出,该系统框架包含以下几个模块:用户建模,用户上下文感知,旅游信息库,推荐引擎以及推荐结果的展示。其中,通过显示信息(调查问卷、用户评分等)和隐式信息(网页操作、Web日志挖掘等)获取用户偏好并进行建模;通过第三方的Web service获取天气信息,通过移动设备感知等获取用户的上下文信息,通过社交网络获取用户的社会上下文信息;推荐引擎根据用户模型及各类上下文信息、旅游知识库中用户的反馈信息等,通过混合几种推荐方法来计算出针对用户的个性化推荐结果,并对结果进行排序;最后结合GPS定位系统筛选出更精确的推荐列表,并将推荐结果通过客户端浏览器或移动终端以某种列表或2D/3D地图等形式展现给用户。与传统推荐框架相比,旅游推荐系统更为灵活,不仅支持多种基本元素的关联组合,推荐也满足初始化的用户需求,而且结合用户上下文感知以及GIS地图定位,支持多样化的人机交互。

### 3.1 旅游推荐数据的采集和预处理

实现旅游推荐系统的首要任务是数据采集,包括用户信息、用户与系统的交互记录、旅游景点信息、上下文信息等。其中,用户信息主要来源于用户注册时输入的信息,用户与系统的交互记录可以从系统的日志中获取,而上下文信息则由用户自主录入或者通过各种传感器获取。

数据采集大多是通过从网站上抓取或者用户录入实现的,得到的初始数据中存在很多不良数据或存在数据缺失现象。为了规范数据集,必须进一步对获取的数据进行预处理(过滤、线性回归、聚类)。例如,文献[12]在系统初始化时设置了调查问卷,使用户输入信息规范化;文献[28]中对用户的兴趣进行了分组聚类,从而将大数据集模块化。

数据集信息主要包括上下文信息、用户交互记录以及人口统计信息等。由于其信息量庞大,没有统一的格式标准,很难得到有效处理,因此解决这一问题的有效方法是利用本体、概率统计模型或向量空间模型等进行表示。例如,文献[12]中构建的本体包含203个概念并组织成五层结构,其中第一

层包含的主要概念有 Events, Nature, Culture, Leisure, Sports, Towns, Routes 和 Viewpoints, 其他概念通过关系与这 8 个概念相联系。概率统计模型利用线性回归、聚类等方法对搜集到的旅游信息数据进行分析,计算出信息的规律,并为系统的某些变量的初始状态赋值。而向量空间模型则利用统计学的方法对文本模型进行计算,将文本转换成为一个  $n$  维向量,利用 TF-IDF 算法进行权重计算。

### 3.2 用户偏好的获取

获取用户偏好的目的是为用户提供针对性的、量身打造的个性化推荐。

用户偏好的获取分为显式偏好获取和隐式偏好获取。显式偏好获取要求用户提供自身的属性信息或者偏好信息,其精确性与用户的反馈信息和准确度有关;隐式偏好获取是指收集和记录用户的历史行为,并采用聚类技术、神经网络技术、关联规则技术、贝叶斯网络技术等自动构建用户模型,对用户偏好进行计算。

### 3.3 旅游推荐结果的显示

以合理、有效的方式将旅游推荐结果展示给用户是实现旅游推荐过程的重要环节,而且推荐结果的展示直接影响了用户对推荐效果的评价和整体满意度。

在显示内容方面,目前各大网站中对旅游相关信息的介绍基本上都由标题、图片、URL 链接以及正文等组成。为合理、有效地显示旅游信息,需要将用户关心且有代表性的内容着重显示,而将次要信息缩短或者隐藏。例如,文献[24]主要显示景点的名称标题、标志性图标、一些 URL 链接以及在 Google MAP 中的位置;文献[13]则以表格的形式显示景点的相关信息,包括适宜出行的季节、交通、美食等;文献[29]通过多个形式为用户提供推荐信息,包括在地图中标识景点位置和景点名称,在表格中显示推荐结果和评分,以及在页面上显示所推荐景点的简单评价等。

目前,旅游推荐结果的显示主要包括 4 种方式:列表、版块、地图以及增强现实。例如,文献[24]通过版块与地图相结合的形式将景点所在位置、适宜出行时间以及各景点间的实际距离显示出来;文献[13]采用列表的形式;文献[29]将地图与列表两种形式结合起来;文献[27]将列表与增强现实结合起来。在这些方式中,列表和版块相对灵活,但不够生动、有效;地图有利于用户查看推荐景点及周边环境;增强现实将真实世界信息和模拟世界信息无缝集成起来,并以 3D 效果显示在界面上,提高了用户体验度,这种方式将是今后几年的发展趋势。

## 4 旅游推荐中的重点和难点

从上文可以看出,近年来国内外研究者已经在旅游推荐方面取得了许多成果。但总的来说,推荐技术仍然面临以下重点和难点问题。

(1)需要进一步挖掘用户的特征和潜在需求。目前大部分推荐系统尚未充分利用用户的交互历史、浏览行为等隐式信息。采用基于数据挖掘的用户建模<sup>[31]</sup>等技术来构建用户模型,充分挖掘隐式信息中隐含的用户兴趣,进一步提高推荐的准确度,将是未来研究的重点。

(2)需要考虑多维度推荐<sup>[31]</sup>。大部分的推荐系统只在用

户、项目两个维度上进行操作,对天气、地点等上下文因素考虑得不多,因此有必要对多维度的信息和因素进行全面考查。

(3)需要提供更为复杂的旅游推荐服务。比较典型的有两类:1)结合时空信息,把旅游景点、住宿、餐饮、路线规划等统筹起来进行考虑,提供集成推荐<sup>[32]</sup>;2)针对多人结伴旅游的情况,兼顾多个用户的兴趣和偏好,提供组推荐<sup>[33]</sup>。

(4)需要提供位置感知的旅游推荐。随着移动终端和物联网技术的迅速发展,以及我国北斗导航系统的推广和普及,对用户位置感知越来越容易。如何根据用户的位置提供主动的智慧旅游推荐和服务,是未来几年的一个研究热点。

(5)需要保护用户隐私。为了提高推荐的准确度,推荐系统会从历史交互行为等各个角度充分挖掘用户的隐式偏好信息,这将在很大程度上威胁到用户的隐私。如何既保护用户的隐私又提高推荐的有效性和准确性,是一个难题。

(6)需要充分利用社交网络信息<sup>[34]</sup>。传统的推荐系统假设用户之间是独立同分布的,忽略了用户之间的社会交互及联系。随着社交媒体的流行,结合社交网络关系进行推荐也是今后的一个研究重点,尤其是如何将移动社会化网络融合到旅游推荐中,将是未来旅游移动推荐系统研究的重要方向。

**结束语** 本文对旅游推荐系统的研究现状进行了考查。旅游推荐是智能推荐系统的一个具体应用领域,因此传统的各类推荐方法,包括基于内容的推荐、基于协同过滤的推荐、基于人口统计学的推荐、基于知识的推荐方法等,均可应用于旅游推荐,且都能取得较好的效果。但由于各种方法各有优缺点,因此相关研究更多地是把多种方法结合起来使用。本文在综合考查这些工作的基础上,给出了旅游推荐系统的总体框架。

旅游推荐由于比传统的商品推荐更为复杂,因此仍然存在许多难点问题有待解决。典型的问题包括:需要进一步挖掘用户的特征和潜在需求,多维度推荐,位置感知及位置服务和用户隐私等。此外,近年兴起并快速发展的一些技术也为旅游推荐系统的进一步改进提供了可能的方向,比如社交网络、深度学习、表示学习、图数据等,这些方向都值得重点关注。

## 参 考 文 献

- [1] BÜYÜKÖZKAN G, ERGÜN B. Intelligent system applications in electronic tourism[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6586-6598.
- [2] GAO H, TANG J, LIU H. Addressing the cold-start problem in location recommendation using geo-social correlations[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2015, 29(2): 299-323.
- [3] LI R, LI M Q, GUO W Q. Research on Collaborative Filtering Algorithm with Improved Similarity [J]. Computer Science, 2016, 43(12): 206-208, 240. (in Chinese)  
李容,李明奇,郭文强. 基于改进相似度的协同过滤算法研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(12): 206-208, 240.
- [4] RICCI F, ROKACH L, SHAPIRA B. Introduction to recommender systems handbook[M]//Recommender Systems Handbook. New York: Springer, 2011: 1-35.
- [5] ASABERE N Y. Towards a viewpoint of context-aware recommender systems (CARS) and services[J]. International Journal of Computer Science and Telecommunications, 2013, 4(1): 10-29.
- [6] CAI H N, CHEN C, WEN J H, et al. Personalized Location

- Recommendation Algorithm Research Based on User Check-ins and Geographical Properties [J]. *Computer Science*, 2016, 43(12):163-167, 178. (in Chinese)
- 蔡海尼, 陈程, 文俊浩, 等. 基于用户签到和地理属性的个性化位置推荐算法研究[J]. *计算机科学*, 2016, 43(12):163-167, 178.
- [7] HASUIKE T, KATAGIRI H, TSUDA H. A New Recommendation System for Personal Sightseeing Route from Subjective and Objective Evaluation of Tourism Information [J]. *Information Engineering Express*, 2016, 2(3):1-10.
- [8] BOUROS P, LATHIA N, RENZ M, et al. LocalRec'15: Workshop on Location-Aware Recommendations [C]// *Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems*. ACM, 2015:351-352.
- [9] GARCIA I, SEBASTIA L, ONAINDIA E. On the design of individual and group recommender systems for tourism [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(6):7683-7692.
- [10] LU E H C, FANG S H, TSENG V S. Integrating tourist packages and tourist attractions for personalized trip planning based on travel constraints [J]. *GeoInformatica*, 2016, 20(4):741-763.
- [11] FU Y P, QIU Y H. Method of Personalized Collaboration Filter Recommendation Based on Bayesian Network [J]. *Computer Science*, 2016, 43(9):266-268. (in Chinese)
- 付永平, 邱玉辉. 一种基于贝叶斯网络的个性化协同过滤推荐方法研究[J]. *计算机科学*, 2016, 43(9):266-268.
- [12] MORENO A, VALLS A, SERN D, et al. SigTur/E-Destination: ontology-based personalized recommendation of tourism and leisure activities [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(1):633-651.
- [13] FENZA G, FISCHETTI E, FUMO D, et al. A hybrid context aware system for tourist guidance based on collaborative filtering [C]// *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. 2011:131-138.
- [14] ALPTEKIN G I, BÜYÜKÖZKAN G. An integrated case-based reasoning and MCDM system for Web based tourism destination planning [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3):2125-2132.
- [15] HSU F M, LIN Y T, HO T K. Design and implementation of an intelligent recommendation system for tourist attractions: The integration of EBM model, Bayesian network and Google Maps [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3):3257-3264.
- [16] LIU Q. A Study of Designing and Applying Recommenders Based on User Interests Modeling [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)
- 刘淇. 基于用户兴趣建模的推荐方法及应用研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2013.
- [17] NILASHI M, IBRAHIM O B, ITHNIN N, et al. A Multi-Criteria Collaborative Filtering Recommender System for the Tourism Domain Using Expectation Maximization (EM) and PCA-ANFIS [J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2015, 14(6):542-562.
- [18] WANG Y, CHAN S C F, NGAI G. Applicability of demographic recommender system to tourists: a case study on trip advisor [C]// *Proceedings of The 2012 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology-Volume 03*. IEEE Computer Society, 2012:97-101.
- [19] DODWAD P R, LOBO L. A context-aware recommender system using ontology based approach for travel applications [J]. *International Journal of Advanced Engineering and Nano Technology*, 2014, 1(10):8-12.
- [20] NIARAKI A S, KIM K. Ontology based personalized route planning system using a multi-criteria decision making approach [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2):2250-2259.
- [21] LEE C S, CHANG Y C, WANG M H. Ontological recommendation multi-agent for Tainan City travel [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(3):6740-6753.
- [22] DODWAD P R, LOBO L. Personalized Context-aware Recommendations and Semantic Search in Smart Tourist Guide System [J]. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management*, 2014, 3(1):312-314.
- [23] HASSAN M, LU H, LU J. A semantic enhanced hybrid recommendation approach: A case study of e-Government tourism service recommendation system [J]. *Decision Support Systems*, 2015, 72:97-109.
- [24] BORRÁS J, MORENO A, VALLS A. Intelligent tourism recommender systems: A survey [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(16):7370-7389.
- [25] RAVI L, VAIRAVASUNDARAM S. A Collaborative Location Based Travel Recommendation System through Enhanced Rating Prediction for the Group of Users [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, 2016(2):1291358.
- [26] HUSAIN W, DIH L Y. A framework of a personalized location-based traveler recommendation system in mobile application [J]. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2012, 7(3):11-18.
- [27] CAO L, LUO J, GALLAGHER A C, et al. A worldwide tourism recommendation system based on geotagged Web photos [C]// *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. 2010:2274-2277.
- [28] LI D, LV Q, XIE X, et al. Interest-based real-time content recommendation in online social communities [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, 28(2):1-12.
- [29] BATET M, MORENO A, SÁNCHEZ D, et al. Turist@: Agent-based personalised recommendation of touristic activities [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(8):7319-7329.
- [30] DONG Y. User Modeling in Large Social Networks [C]// *Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. ACM, 2016:713-713.
- [31] TUZHILIN A, ADOMAVICIUS G. System, process and software arrangement for providing multidimensional recommendations / suggestions: U. S. Patent 8,984,000 [P]. 2015-3-17.
- [32] XIONG H, LIU Z. A situation information integrated personalized travel package recommendation approach based on TD-LDA model [C]// *International Conference on Behavioral, Economic and Socio-cultural Computing (BESOC)*. IEEE, 2015:32-37.
- [33] CHRISTENSEN I, SCHIAFFINO S, ARMENTANO M. Social group recommendation in the tourism domain [J]. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2016, 47(2):209-231.
- [34] WEN J H, HE B, HU Y P. Hybrid Recommendation Algorithm Based on User's Trust in Social Networks [J]. *Computer Science*, 2016, 43(1):255-258. (in Chinese)
- 文俊浩, 何波, 胡远鹏. 基于社交网络用户信任度的混合推荐算法研究 [J]. *计算机科学*, 2016, 43(1):255-258.