

# 一种融合用户情感与相似度的智能旅游路径推荐方法

孙振强 罗永龙 郑孝遥 章海燕

安徽师范大学计算机与信息学院 安徽 芜湖 241000

**摘要** 近年来,随着社交网络的发展,如何设计出符合用户个性化需求的路径推荐方法,已成为重要的研究热点。文中考虑了兴趣点的相关特征,将用户的情感与商品相似度融入蚁群算法的启发函数中,采用精英管理蚂蚁策略,最大化管理蚂蚁策略的改进策略,同时利用粒子群算法改进蚁群算法的初次信息素分布,结合数据集中 593 名游客的评分以及文本评论数据,提出基于粒子群-蚁群的旅游路径推荐算法(Particle Swarm-Ant Colony algorithm for user emotion and similarity,PS-AC)算法,并用改进后的蚁群算法实现环游景区内高人气景点的用户旅游路径推荐。基于真实的数据集测试表明,所提算法在精确率、召回率、F 测度值上均有较好的性能。

**关键词**: 蚁群算法; 旅游路线推荐; 个性化推荐; 粒子群算法; 用户相似度

**中图法分类号** TP391

## Intelligent Travel Route Recommendation Method Integrating User Emotion and Similarity

SUN Zhen-qiang, LUO Yong-long, ZHENG Xiao-yao and ZHANG Hai-yan

School of Computer and Information, Anhui Normal University, Wuhu, Anhui 241000, China

**Abstract** In recent years, with the development of social networks, how to design a path recommendation method that meets the individual needs of users has become an important research hotspot. This paper considers the relevant characteristics of POI (point of interests), integrates the user's emotion and product similarity into the heuristic function of the ant colony algorithm, adopts the improvement strategy of EMAS, MMAS. By using the particle swarm algorithm to improve the first pheromone distribution of ant colony algorithm, combined with the scores of 593 tourists in the dataset and text comment data, this paper proposes the PS-AC (Particle Swarm-Ant Colony algorithm for user emotion and similarity) algorithm, and uses the improved ant colony algorithm to realize the user's travel route recommendation of the highly popular scenic spots in the scenic spots. Tests on real data sets show that the PS-AC algorithm has good performance in accuracy, recall, and F measurement.

**Keywords** Ant colony algorithm, Travel route recommendation, Personalized recommendation, Particle swarm optimization, User similarity

## 1 引言

伴随着移动设备的普及和基于位置服务的广泛应用,基于地理位置社交网络获得了广大用户的欢迎。越来越多的社交网站也允许用户记录并分享自己的位置信息。通过分析大量此类数据,可以学习用户个人偏好,为用户提供个性化的服务。旅游路线推荐是此类研究领域中的重要研究方向之一。

旅游服务信息复杂繁多,旅游路线的推荐往往是其中重要的一项服务。但是从目前国内主流的旅游服务网站可以看出,相关旅行社给出的旅游路线是提前设计好的,没有考虑到用户的个性化需求。即使给出用户在相关兴趣点(Point Of Interests, POI)评论,也仅仅是用于启发及引导新用户对 POI 进行符合“大众化”口味的有序排列组合,而且评论也具有一定主观性,并非全面客观。因此,旅游服务提供商需要提供个性化的在线旅游推荐平台,为用户推荐一条从景区内给定入口通往出口,尽量包含多的、访问热度大的,且满足用户个性化

需求的 POI 的旅游路径。

传统且较为经典的路径推荐算法主要从以下几个角度进行思考。(1)考虑用户个人情感进行建模;(2)在线推荐一条路径,能够实时规避较为拥堵的路线,提高游览效率,且能够最大化提高用户个人满意度;(3)利用推荐系统方法中协同过滤的思想,考虑与用户相似度较高的其他用户在该景区的活动轨迹,利用用户的社交关系进行群组推荐;(4)融合地理与社交关系的旅游路线推荐。

然而,现有模型及算法没有充分挖掘旅游数据相关信息,利用用户评分数据与文本评论进行 POI 推荐,在推荐时也存在实时性不高、推荐精度不高和推荐路径并非最优等问题。因此,本文中用户的文本评论数据纳入启发函数的设计当中,旨在解决收敛速度过慢、推荐个性化及结合评分挖掘文本信息进行推荐等问题。

本文第 2 节介绍了相关工作;第 3 节介绍了问题的描述以及相关的定义;第 4 节描述了具体的推荐算法;第 5 节展示了实验的结果与分析的内容;最后总结全文。

## 2 相关工作

近些年来,路径推荐与预测研究颇受国内外众多学者关注。Kuang等<sup>[1]</sup>提出了旅游路线推荐当中,首当其冲要解决的是,用户偏好建模以及用户在景区分布的密度问题,这往往涉及到用户旅游满意度以及游览效率;从用户的偏好问题角度来看,Meng等<sup>[2]</sup>认为传统的推荐算法侧重于推荐的准确性,往往导致推荐的结果很类似,不具备个性化,基于此提出了一种综合了POI之间地理关系和社会关系的个性化推荐方法。首先进行POI地理-社交关系建模,其次进行谱聚类划分POI,最后基于概率因子模型从POI集合中选取最大化符合条件的POI并进行排序。鉴于客观性指标不足以完整表达用户旅游偏好的倾向,Wen等<sup>[3]</sup>将评论文本描述为关于个性化需求的关键字,提出了一个有效的关键字感知的旅行路线框架,对POI相关标签分类,与查询关键字进行匹配,同时使用路径重构算法构造满足条件的候选路径。

从解决实时性问题的角度来看,Liu等<sup>[4]</sup>提出了旨在解决排队时间长且交通堵塞问题的推荐算法。文中使用V2VCS(Vehicle to Vehicle Communication System)系统收集实时的交通信息,可以在不需要路面基础设施的情况下短距离共享实时交通数据,采用模糊集的理论对候选路线的满意度进行评分,综合用户个性化需求,使用遗传算法探索符合条件的候选路线。但是该方法仍然存在以下可以改进的地方:可以适当添加更多的路线属性;用户可以根据自己的兴趣制定自驾计划;拟定的计划可以实施在更多平台等。Hsieh等<sup>[5]</sup>综合考虑了POI的流行度,构成旅游路径的POI的次序以及POI之间转移所需时间,并将此因素设计成用于衡量路线质量优劣的评价函数。除此之外,在设计用于衡量用户满意度的函数当中添加了前向搜索与落后筛除机制,用数据驱动的方法引导用户前往目的地。Hasuike<sup>[6]</sup>提出了基于时间拓展网络的旅游观光路线推荐方法,根据当前的路线拥挤状况,它以从当前节点转移至POI的条件概率值而非其满意度值,结合统计与网络数据,选择下一观光的旅游景点。在建模过程中,Hasuike将其转化为非线性离散优化问题,并用动态规划的思想予以解决,缺点是该问题是NP难问题,不可能获得严格最优解。鉴于传统推荐系统存在不能充分利用实时交通数据、给不同用户推荐同一“最佳”路径的问题,Wang等<sup>[7]</sup>构建经验交通模型,实时交通模型,从当前节点拓展可能存在的路径,计算这些候选者节点到目的地的代价,使用A\*算法,根据实时交通和经验交通数据选择最佳路径。为了高效搜索路径,Wang还提出了G树的索引结构检索节点。

除此之外,Bin等<sup>[8]</sup>将用户的住宿、旅游预算等因素包含在内,设计出一种新颖的旅行计划规划方法。当前的推荐系统仅仅给出了相关旅游路线的推荐,而不涉及当地宾馆选择以及旅游预算等问题,而且推荐系统在实时适应用户的新需求方面能力欠缺。Chiang等<sup>[9]</sup>所提出的方法可根据用户的输入得知用户的需求,引入反馈机制,使推荐结果更加优化。

受Wan等<sup>[11]</sup>所提出的基于混合推荐模型的POI算法的启发,本文在蚁群算法的基础之上引入了随机因子,经营蚂蚁的因素,以强化最优路径,弱化次优路径上的信息素,缩短收敛时间,同时规避蚁群算法容易陷入局部最优的传统问题。

与此同时,从马蜂窝网站上搜集浏览次数超过100的紫禁城景区的37个内部景点,结合仿照KNN分类器所设计距离公式,设计出一种解决TSP问题且新颖的旅游路线推荐方法。

## 3 问题描述及相关定义

### 3.1 问题描述

本文探讨的问题,实际可以抽象成TSP问题,即从带权无向图中任意一起点开始遍历每一个节点,每个节点的访问有且仅有一次,使总距离最短。在这里,首先给定任意两个POI之间的特征距离 $Dis$ ,计算公式如下所示:

$$Dis(i,j) = \sqrt{A + \sum_{p=1}^C (1-\alpha) \times (\beta \times B + (1-\beta) \times D)} \quad (1)$$

其中, $A = \alpha \times dis^2(i,j)$ , $B = (c_p^i - c_p^j)^2$ , $D = (c_p'^i - c_p'^j)^2$ 。

设全体POI集合为 $P$ ,任意两点 $i,j \in P$ , $dis^2(i,j)$ 表示为任意两点之间欧氏距离的平方值,如式(2)矩阵所示。设某一POI的特征属性集合为 $C = U_c \cup U_c'$ , $U_c$ 表示POI自身的客观特征属性集合, $U_c'$ 表示POI的主观特征属性。关于客观特征属性以及主观特征属性的叙述,详见2.2节相关定义, $\beta$ 用来协调主客观特征属性值, $1-\alpha$ 表示为信息值的比率值,其计算公式如式(3)所示:

$$\begin{pmatrix} dis(1,1) & dis(1,2) & \cdots & dis(1,n) \\ dis(2,1) & dis(2,2) & \cdots & dis(2,n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ dis(n,1) & dis(n,2) & \cdots & dis(n,n) \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{cases} 1-\alpha = \frac{IV_{(i,j)}}{\sum_P IV} = \frac{IV_i + IV_j}{\sum_P IV} \\ IV_i = (Rate\_good_i - Rate\_bad_i) \times \ln\left(\frac{Rate\_good_i}{Rate\_bad_i}\right) \end{cases} \quad (3)$$

其中, $IV_i$ 表示点 $i$ 的信息值, $Rate\_good_i$ , $Rate\_bad_i$ 分别表示其好评率和差评率。同时考虑POI的相似度问题,本文采用用户对POI的评分作为评判POI相似度的标准,为提高评判相似度的准确性,引入Jaccard(杰卡德)系数,计算公式如下所示:

$$J(i,j) = \frac{amount(poi_i \cap poi_j)}{amount(poi_i \cup poi_j)} \quad (4)$$

$$poi\_sum(i,j) = J(i,j) * \frac{poi\_ratings(i) * poi\_ratings(j)}{|poi\_ratings(i)| * |poi\_ratings(j)|} \quad (5)$$

其中, $J(i,j)$ 为任意两点 $i,j$ 的杰拉德系数, $amount(poi_i \cap poi_j)$ 表示共同对 $i,j$ 两个POI评分的用户集合的数目, $amount(poi_i \cup poi_j)$ 表示对两个 $i,j$ POI评分的用户集合的数目。 $poi\_ratings(i)$ 表示点 $i$ 被用户评分的评分向量。基于此值,可以得到POI的相似度矩阵:

$$\begin{pmatrix} poi\_sim(1,1) & poi\_sim(1,2) & \cdots & poi\_sim(1,n) \\ poi\_sim(2,1) & poi\_sim(2,2) & \cdots & poi\_sim(2,n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ poi\_sim(n,1) & poi\_sim(n,2) & \cdots & poi\_sim(n,n) \end{pmatrix} \quad (6)$$

将POI的相似度、建筑物的相关特性融入启发函数当中,如下所示:

$$Sim(i,j) = \frac{poi\_sim(i,j)}{1 + Dis(i,j)} \quad (7)$$

### 3.2 相关定义

定义1(点的结构) 设有一点 $i, i \in P$ ,则构成该POI的

要素主要为其经度、纬度,以及该 POI 的特征属性,具体可见定义 2。

**定义 2(点的特征属性)** 根据用户对某一 POI 的评论,可以用变量表征某 POI 所具备的属性,如用户的评论分词中出现“雍正”“永乐”“乾隆”等皇帝年号,便可表现该 POI 具有一定程度的历史性,“木质结构”“砖瓦房”等可表现该 POI 具有一定程度的建筑属性等等,不同用户对景点所具有的不同特征属性的偏爱程度各有差异。纵观主流旅游社交网站所挖掘的 POI 评分数据,多数由 POI 的历史性等 6 个维度评分加权计算得出。此外,用户对 POI 的历史性、方向性、建筑性<sup>[8]</sup>这 3 个自身客观特征属性更为侧重一些。根据用户对 POI 的评分,POI 的景色性、趣味性 & 性价比这 3 个主观特性属性更能反映用户的兴趣偏好。现根据相关特性包括的分词词组在总体分词词组所占比重,来分配属性值,如表 1 所列。

表 1 某一 POI 的特征属性与属性值表

Table 1 Table of POI characteristic attribute and attribute value

特征属性	属性值
历史性	依具有历史性分词词组所占比率而定
方向性	依具有方向性分词词组所占比率而定
建筑性	依具有建筑性分词词组所占比率而定
景色性	依景色性评分占主观性总分比重而定
趣味性	依趣味性评分占主观性总分比重而定
性价比	依性价比评分占主观性总分比重而定

## 4 基于粒子群-蚁群的旅游路径推荐算法

### 4.1 基础知识

首先介绍蚁群算法。信息素的更新主要有 3 种方式,这里采用蚂蚁-循环系统的更新方式,因为较其他两者而言,该方式考虑了全局特征,尽量减少了其陷入局部最优的窠臼。具体符号定义如表 2 所列。

表 2 蚁群算法所需参数

Table 2 Parameters of ant colony algorithm

符号	含义
$m$	蚂蚁数量
$n$	已经访问的城市数量
$Dis(i, j)$	改进的测算距离的距离公式
$\eta(i, j)$	$i$ 到 $j$ 景点的启发值
$\tau_{ij}^k(t+1)$	在时间 $(t+1)$ 时刻时,从 $i$ 到 $j$ 景点的信息素浓度
$tabu$	禁忌表
$allowed_k$	基于当前节点,下一次允许可以访问的节点集合

蚂蚁在周游各 POI 节点时,在各 POI 上遗留的信息素变化值如式(8)所示:

$$\Delta \tau_{ij}^k(t+1) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & k \text{ th ant passes } route(i, j) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $Q$  是释放的信息素蚂蚁的数量,  $L_k$  是第  $k$  个蚂蚁访问的路径的长度。

在  $t$  时刻,第  $k$  个蚂蚁遵循以下转移概率寻访下一个城市:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^k(t) \eta_{ij}^k(t)}{\sum_{j \in allowed_k} \tau_{ij}^k(t) \eta_{ij}^k(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

权重  $\alpha$  是信息素因子,表示信息素浓度对路径选择的影响,当它为 0 时,蚂蚁完全根据贪心规则进行选择,权重  $\beta$  为启发因子,表示两个 POI 改进后的距离公式对路径选择的影响。

在引入随机因子的算法当中,当随机因子  $q$  小于某一定值时,转移下一个节点的概率公式便如式(9)所示,反之则如式(10)所示:

$$p_{ij}^k(t) = \arg \max(\tau_{ij}^k(t) \eta_{ij}^k(t)) \quad (10)$$

在本方案中,不妨把启发函数设置为  $1 - e^{-sim^{[12]}}$ 。

为了优化蚁群算法的初始化信息素分布,在此引入粒子群算法。粒子群算法是指一群随机粒子在某维空间以一定速度飞行,在多次迭代过程中,根据个体极值与全体极值更新自己的速度,以改变自己的位置,求得问题的最优解。具体符号定义如表 3 所列。

表 3 粒子群算法所需参数

Table 3 Parameters of particle swarm algorithm

符号	含义
$v$	粒子移动的速度向量
$x$	粒子移动的位置向量
$w$	权重参数
$p_{best}$	个体极值
$g_{best}$	全体极值
$r_1, r_2$	满足于 $(0, 1)$ 均匀分布
$c_1, c_2$	学习因子
$p_{cbest}$	个体次优值
$g_{cbest}$	全体次优值

粒子的速度及位置更新公式如下:

$$\begin{cases} v = w * v + c_1 * r_1 * (p_{best} - x) + c_2 * r_2 * (g_{best} - x) \\ x = x + v \end{cases} \quad (11)$$

### 4.2 算法设计

基于蚁群算法改进的旅游路径路线推荐方法介绍如下。

首先,根据逆文档频率算法,从用户  $u_i$  筛选出能够反映  $i$  景点特征的分词词组,依据不同特征属性的词组占总体特征词组的频率确定  $i$  各个特征属性的属性值。

其次,利用随机因子的机制,可以大大缩短蚁群算法的收敛时间,而且蚁群算法在解决具体应用问题时,不能完全考虑行为参与者(旅行者)的行为偏好以及情绪因素,故采取新的测算两点之间距离的公式,而非用单一的欧氏距离来表达。本文提出的新算法恰恰可以提高收敛效率,而且更加能体现个性化的设计需求。

其中,通过设置  $Tau_{max}$  与  $Tau_{min}$ ,限定信息素的取值范围,增加算法的搜索空间,避免陷入局部最优,不使算法早熟。在初次迭代过程当中,利用粒子群算法较快求解的速度,找到问题的次优解,调整信息素在初次迭代过程当中的分布,避免只用蚁群算法而导致信息素在初次迭代中的随机分布,在此基础上,较快求出组合优化问题的最优解。

同时,增强当前最优路径的信息素,使之加 1;使非当前最优路径的信息素增量控制在 0 与 1 之间。最后将其推荐的路径与故宫博物院官网推荐的路径进行字符串匹配,通过  $precision$  与  $recall$  两个参数反映改进算法性能之优劣。

上述算法的流程如算法 1 所示。

**算法 1** 基于粒子群-蚁群的旅游路径推荐算法

输入: raw data, random\_value, iter\_max

输出: optimal path

1. handle these raw data to acquire POI info% 数据预处理,利用逆文档频率,按照定义 1 描述,计算各 POI 属性值
2. use item-based collaborative filtering to calculate poi\_sim

```

3. For  $i \in P$ ;
4.   For  $j \in P, i \neq j$ .
5.     use Eq(6) to obtain Sim matrix
6.   End
7. End
8. initialize parameters %初始化参数
9. randomly generate fewer paths, select nodes on the better path, and
   leave pheromones, determine  $p_{best}, g_{best}, P_{ebest}, g_{cbest}$ 
10. While  $iter < iter\_max$ ; %满足迭代条件
11.   If  $q < random\_value$ ; %如果  $q$  小于随机值
12.     choose the POI %选取转移概率最大的 poi 作为下一个转移
       节点
13.   Else; %如果  $q$  大于等于随机值
14.     select next poi according to Eq(9)
15.     calculate the optimal path %计算当前最优路径
16.     cross mutation operation %交叉变异操作
17.     update the crawling path, optimal value of the  $i$ _th ant %根
       据适应度值更新第  $i$  个蚂蚁的爬行路径和最优值, 并寻找
       全体极值
18.     adjust  $Tau\_min < pheromone < Tau\_max$ 
19.     If the current path passes through  $(i, j) \in currentoptimal$ -
       path.
20.        $\Delta\tau = \Delta\tau + 1$ 
21.     Else
22.        $\Delta\tau = \Delta\tau + T_{i,j}/m$ , % $T_{i,j}$  表示当前迭代过程中通过路径的
       蚂蚁数量
23.     End
24.      $\tau = (1 - \rho) \times (\tau) + (\rho) \times (\Delta\tau)$ 
25.   End
26. End
27. Return optimal path
    
```

## 5 实验分析与总结

### 5.1 实验设置

本文从马蜂窝网站上获取了北京紫禁城故宫景区内部浏览次数超过 100 的景点(兴趣点), 共计 37 个, 并对这 37 个景点(兴趣点)的相关评论数据等进行统计。以短路径、好评度高的景点优先浏览为导向, 将改进的蚁群算法作为启发的推荐方法。

Mustafa 等<sup>[10]</sup>探究了蚁群算法当中蚂蚁数量对实验性能的影响, 他们指出, 在控制其他变量恒定的情况下, 蚂蚁数量对实验性能产生重大影响, 但并未指出最佳情况下蚂蚁的数量。在诸多实验对比下, 当蚂蚁数量为 16 只时, 信息素的浓度开始趋于稳定, 执行算法的时间较为适宜, 其实验结果具备一定普适性, 且能得到 TSP 问题的较多解。因此, 本实验中采用 16 只蚂蚁。

实验指标方面, 本方案使用精确率 (precision)、召回率 (recall) 以及 F 来反映 PS-AC 算法性能之优劣。

$$\begin{aligned}
 precision &= \frac{TP}{TP + FP} \\
 recall &= \frac{TP}{TP + FN} \\
 F &= \frac{2 * precision * recall}{precision + recall}
 \end{aligned}
 \tag{12}$$

其中,  $TP$  是指官网推荐路线与推荐算法给出路线的子序列

交集的集合数;  $FP$  是指推荐算法给出, 但官网没有推荐的路线的子序列集合的集合数目;  $FN$  是指官网推荐的, 但推荐算法没有推荐的子序列集合的数目。

为了寻找较好的  $\beta$  值, 按照图 1 取值, 将实验反复运行 10 次, 记录实验所用时间、准确率、召回率以及 F 值的平均值。

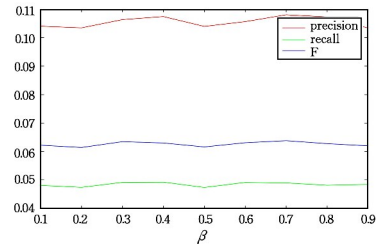


图 1  $\beta$  取各数值时的参数变化图

Fig. 1 Parameter beta changes when beta takes various values

综合程序运行时间、准确率等各方面因素来看, 当  $\beta$  为 0.4 时, 准确率、召回率和 F 值的结果较为理想, 因此在下面的实验中, 选定  $\beta = 0.4$ 。

本实验采用的硬件平台 CPU 为 Core i7-8750 @ 2.20 GHz, 内存为 8GB, 操作系统为 windows 10, 软件环境为 matlab2016a。

### 5.2 实验结果与分析

在原始的蚁群算法当中, 基于是否完全贪心算法下, ACO 算法推荐的路径如表 4 所列。

表 4 算法改进前后推荐路径距离的比较

Table 4 Comparison of recommended path distance before and after the improved algorithm

(单位: km)		
算法	原始算法	改进后算法
完全贪心	4.3935	8.6361
不完全贪心	3.4487	7.7923

从表 4 可以看出, 蚁群算法在非完全贪心状态下, 能够缩短所要推荐路径的长度。

Zhai 等<sup>[13]</sup>从信息素更新的角度提出了相关更新策略——精英管理蚂蚁策略 (Elite Management Ant Strategy, EMAS), Wei 等<sup>[14]</sup>也从信息素更新的角度提出了强化最优路径的信息素, 弱化次优路径信息素的更新方法——最大化管理蚂蚁策略 (Maximize Management Ant Strategy, MMAS)。结合此两者的更新方案, 表 5—表 7 给出了它们的优化算法与 PS-AC 算法在各指标上的对比。

表 5 3 种算法在 precision 上的对比

Table 5 Comparison of three algorithms in terms of precision

算法	迭代次数					
	1	400	800	1200	1600	2000
EMAS	0.10	0.096	0.113	0.113	0.096	0.096
MMAS	0.091	0.097	0.097	0.097	0.097	0.097
PS-AC	0.10	0.108	0.108	0.114	0.114	0.114

表 6 3 种算法在 recall 上的对比

Table 6 Comparison of three algorithms in terms of recall

算法	迭代次数					
	1	400	800	1200	1600	2000
EMAS	0.038	0.035	0.044	0.044	0.033	0.033
MMAS	0.041	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048
PS-AC	0.044	0.053	0.055	0.053	0.051	0.051

表7 3种算法在F上的对比

Table 7 Comparison of three algorithms in terms of F

算法	迭代次数					
	1	400	800	1200	1600	2000
EMAS	0.062	0.056	0.069	0.069	0.055	0.055
MMAS	0.053	0.061	0.061	0.061	0.061	0.062
PS-AC	0.057	0.070	0.070	0.065	0.065	0.065

从表5—表7可以看出,与EMAS和MMAS相比,PS-AC算法在准确率、召回率、F值等测度上均有更佳的表现。

**结束语** 本文提出了混合粒子群-蚁群算法的路线推荐算法,将POI的相关属性,以及依据用户的评分矩阵而计算的POI的相似度,融入蚁群算法的启发函数当中,结合蚁群算法与粒子群算法的优点,同时将精英蚂蚁等机制引入蚁群算法当中,提高收敛效率,缩短收敛时间。实验表明,PS-AC在precision,recall,F指标上有很好的表现。然而,此推荐方法在数据集、评价方法和评价指标方面依然有着以下不足之处:数据集存在稀疏性;客观评价与主观评价的不一致性;测试数据集有限,不能以一概全;只能反映客观指标;很难模拟上下文环境等。未来计划着眼于以上不足之处开展工作。

### 参考文献

- [1] KUANG H L, CHANG L, BIN C Z, et al. Review of a context-aware travel recommendation system[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(4): 611-618.
- [2] MENG X F, ZHANG X Y, TANG Y H, et al. A Diversified and Personalized Recommendation Approach Based on Geo-Social Relationships[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(60): 1-19.
- [3] WEN Y T, YEO J Y, PENG W C, et al. Efficient Keyword-Aware Representative Travel Route Recommendation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017, 29(6): 1639-1652.
- [4] LIU L, XU J, LIAO S Y, et al. A real-time personalized route recommendation system for self-drive tourists based on vehicle to vehicle communication[J]. Expert Systems with Application, 2014, 41(7): 3409-3417.
- [5] HSIEH H P, LI C T, LIN S D. Time-Sensitive Route Planning Using Location-Based Data[C]// 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining Workshops: 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW 2013). Dallas, Texas, 2013: 1121-1128.
- [6] HASUIKE T, KATAGIRI H, TSUBAKI H, et al. A route re-

commendation system for sightseeing with network optimization and conditional probability[C]// 2015 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE, 2015: 2672-2677.

- [7] WANG H, LI G, HU H, et al. R3: a real-time route recommendation system[J]. Proceedings of the Vldb Endowment, 2014, 7(13): 1549-1552.
- [8] BIN C, GU T, SUN Y, et al. A personalized POI route recommendation system based on heterogeneous tourism data and sequential pattern mining[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(24): 35135-35156.
- [9] CHIANG H S, HUANG T C. User-adapted travel planning system for personalized schedule recommendation[J]. Information Fusion, 2015(21): 3-17.
- [10] WAN L, HONG Y, HUANG Z, et al. A hybrid ensemble learning method for tourist route recommendations based on geo-tagged social networks[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2018, 32(11/12): 2225-2246.
- [11] ALOBAEDY M M, KHALAF A A, MURAINA I D. Analysis of the number of ants in ant colony system algorithm[C]// 2017 5th International Conference on Information and Communication Technology (ICoIC7). IEEE, 2017: 1-5.
- [12] 熊鹏, 徐圆, 朱群雄. 面向选择性游览的景区路径推荐算法应用研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2017, 44(3): 99-106.
- [13] ZHAI Y, XU L, YANG Y. Ant colony algorithm research based on pheromone update strategy[C]// 2015 7th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. IEEE, 2015: 38-41.
- [14] LUO W, LIN D, FENG X. An improved ant colony optimization and its application on TSP problem[C]// 2016 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData). IEEE, 2016: 136-141.



**SUN Zhen-qiang**, born in 1996, post-graduate. His main research interests include intelligent computing and recommendation system.