

基于地理坐标和轨迹数据的路径推荐方法

蒋仲安, 王明, 陈雅

(北京科技大学土木与资源工程学院, 北京 100083)

摘要: 为弥补旅游相关网站旅游信息推荐的不足, 以真实景区图片地理坐标数据和游览路径数据为研究基础, 提出一种混合密度聚类方法识别景点热度, 通过确定 HITS 算法预估景点吸引力, 改进传统 ACO 算法, 设计一种包含单景区内所有景点的游览路径生成算法, 帮助用户检索旅游景点中优质资源并规划有效的游览路径。为评估景区热点和路线规划方法的效果, 进行多种算法对比实验, 结果表明所选方法具备高效性和实用性。

关键词: 旅游信息; 地理坐标数据; 景区热点; 聚类方法; 游览路径

中图分类号: TP399

文献标识码: A

Path recommendation based on geographic coordinates and trajectory data

JIANG Zhong-an, WANG Ming, CHEN Ya

(School of Civil and Resource Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to overcome the lacking of tourism information recommendation at the tourism websites, travel review websites and travel websites, a hybrid density clustering approach was proposed to identify scenic hotspot based on the data of geographical coordinates and tour route data. To help users searching high-quality resources and planning an effective tour path, a tour path generation algorithm was designed which contained all the attractions in the scenic area by using the HITS algorithm to evaluate the attraction and improving the traditional ACO algorithm. The multi algorithm comparison experiment was conducted to evaluate the effectiveness of the hot spots and route planning methods. The results show that the method is efficient and practical.

Key words: tourist information, geographic coordinate data, scenic hotspot, clustering approach, tour route

1 引言

随着带有定位功能移动设备的广泛应用, 带地理坐标^[1,2]和地理空间轨迹^[3,4]等信息数据的照片数量呈指数增长, 并被分享在社交网络等网站中, 这些信息可帮助人们发现热门旅游景点。然而, 景区内景点数据缺失、景点热门程度未知、景区内游览路径多样及游览时间难以获得等问题给景区路线规划带来巨大挑战。

针对这些挑战, 有学者借助照片的坐标信息结合文本描述, 基于概率模型^[2]、语义空间模型^[5]、聚类算法^[6,7]等机器学习和数据挖掘方法来发现用户兴趣与景点特征, 从带有地理坐标的照片中学习游客游览行为, 进而生成个性化推荐; 有研究者根

据用户上传照片中的时间信息, 采用序列挖掘^[2,5]方法对景点间的时空依赖进行刻画并建立游览序列, 辅助游客选择游览路线; 有研究者基于轨迹信息, 采用马尔可夫模型预测游客的下一个目的地^[3,4], 进行兴趣挖掘^[8]和行程推荐^[9]; 有研究者参考最短路径规划问题, 运用传统人工智能中的动态规划、局部搜索^[10,11]和定向运动^[12,13]等方法实现路径规划。

现有方法^[14-16]主要考虑景点间的距离等因素, 借助现有的路径规划算法解决景点间路径规划问题, 由于对景点的路径规划未考虑内部景点的热门程度, 且未充分考虑景点面积和路径时间成本等相关信息, 导致生成游览序列不准确及时间约束难以计算。因此, 本文提出一种新型的热门游览地点和

优化游览路线生成方法, 通过热点检测、轨迹分析和效用计算实现路径规划。

2 理论基础

2.1 问题分析

对于特定景点 s , 轨迹 t^s 表示 GPS 点序列 $\langle z_1, z_2, \dots, z_{|t^s|} \rangle$ 。其中, $|t^s|$ 表示 t^s 中 GPS 点的数量, 点 z 是 GPS 点的经纬坐标, 定义 T^s 为景点 s 观测到的轨迹集合。景区中的热点定义为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|A|}\}$, 点 z 所属的热点定义为 $f(z)$, 即函数 f 表示 z 到 A 的映射, 则轨迹 t 经过的热点集合为 $A^{(t)} = \{f(z_i)\}$ 。

基于上述定义, 待解决问题可表述为在 T^s 中发现满足特定约束、效用最大的游览路径, 其中, 约束信息包括时间和距离等。为了解决该问题, 热点识别、轨迹发现和吸引力计算成为评估路径效用的关键。

设热点及热点间轨迹构成景区图 $G=(A,B)$, 其中, A 为热点集合, B 为连接热点的轨迹集合。热点集合 A 可依据照片坐标信息, 采用聚类方法识别景点中的潜在热点。轨迹集合 B 可从观测到的游览轨迹中获得。

1) 轨迹片段与游览路径定义

热点信息将观测轨迹分割为若干轨迹片段, 并匹配游览序列和地图。优化的游览路径是高效的, 是由热点及连接热点的轨迹片段组成的。记连接点 a_j 和 a_k 的轨迹段为 b_{jk} , b_{jk}^x 表示不同的轨迹段, 上角标 x 表示 b_{jk} 的不同路径。则路径 r 可以表示为

$$\langle a_0 \xrightarrow{b_{0i}^p} a_i \xrightarrow{b_{ij}^q} a_j \cdots a_n \rangle, a_0 \in A_{in}, a_n \in A_{out}$$

其中, b_{ij}^q 表示第 q 个将 a_i 和 a_j 连接起来的轨迹段, A_{in} 和 A_{out} 分别表示进入和离开景点。轨迹段 b 所消耗的时间记为 τ_b , 游览路径 r 所消耗的时间总和为

$$\tau_r = \sum_{b \in B^{(r)}} \tau_b \quad (1)$$

其中, $B^{(r)}$ 表示路径 r 中轨迹片段集合。

2) 吸引力与效用函数定义

设热点 a 的吸引力为 $g(a)$, g 是 A 到 R 的函数。轨迹 t 的效用函数 $h(t)$ 可定义为

$$h(t) = \sum_{a \in A^{(t)}} g(a) \quad (2)$$

式(1)中选择 HITS 算法^[17], 迭代更新景点的吸

引力和轨迹效用并求出最终的吸引力计算函数 $g(a)$, 则路径 r 的效用定义为

$$h(r) = \sum_{t \in r} h(t) = \sum_{t \in r} \sum_{a \in A^{(t)}} g(a) \quad (3)$$

其中, $A^{(t)}$ 是 t 经过的热点集合。

效用函数用来评价路径规划的实用性。综上, 游览路径规划问题转换为

$$\max_r h(r) \quad \text{s.t.} \quad \tau_r < \text{TimeCtr} \quad (4)$$

其中, TimeCtr 表示用户输入的时间约束。

2.2 热点挖掘算法

给定景点照片集, 提取坐标信息并识别热点位置和范围, 挖掘景区内部潜在热点, 部分研究采用密度聚类算法, 如 DBSCAN 算法^[18]和共享最近邻算法 (SNN)^[19]。但 DBSCAN 算法在处理景点照片密度分布不均匀的数据时效果较差; SNN 算法无法控制由于景点面积与形状不一导致的聚类过度^[20]。因此, 本文将共享最近邻算法集成到密集度的聚类算法中, 利用这 2 种算法的优势来提高聚类性能, 提出基于密度的混合聚类算法。设混合聚类算法的邻域半径为 Eps , 令 Eps_D 和 Eps_S 分别代表在 DBSCAN 算法和 SNN 算法中的邻域半径初始值。

依据文献[21], 重新定义点 p 的邻居集合为

$$N_{Eps}(p) = \{q \in P \mid \text{dist}(p, q) \leq Eps_D, \text{similarity}(p, q) \geq Eps_S\} \quad (5)$$

其中, $\text{dist}(p, q)$ 表示 p 和 q 之间的距离, $\text{similarity}(p, q)$ 表示 p 和 q 的 SNN 相似度^[22]。

算法 1 基于密度的聚类算法

输入 $P, Eps_D, Eps_S, MinPts$

输出 聚类数组

- 1) for each $p \in P$ do
- 2) for $i = 1$ to $P.size$ do
- 3) for $j = 1$ to $P.size$ do
- 4) if $\text{dist}(i, j) < kdistance[i]$ then
- 5) $sortedInsert(knearest[i], j)$;
- 6) $kdistance[i] \leftarrow \text{dist}(knearest[i][last], i)$;
- 7) end if
- 8) end for
- 9) end for
- 10) for $i = 1$ to $P.size$ do
- 11) for $j = 1$ to $P.size$ do
- 12) if $\text{dist}(i, j) < Eps_D$ and $\text{similarity}[i, j] < Eps_S$ then

```

13) neighborhood[i].add(j);
14) end if
15) end for
16) end for
17) end for
18) return neighborhood[P];
    
```

算法 1 描述景区中数据点邻居的计算过程，其中， p 表示景点照片， $MinPts$ 表示邻域半径中包含少量点数量， $kdistance$ 表示特定点到其第 k 个近邻点的距离，算法第 4 行中的 $kdistance[i]$ 表示第 i 个点的 $kdistance$ 。第 5 行 $knearest[i]$ 是一个长度为 K 的数组，用于顺序存储第 i 个点的 k 近邻点。第 12 行 $similarity[i, j]$ 表示第 i 个点和第 j 个点的 SNN 相似度，即数组 $knearest[i]$ 和 $knearest[j]$ 中共有的元素个数。根据文献[18]，重新定义函数 $regionQuery(p)$ ， p 为热点的索引值，函数返回值由算法 1 获得的 $neighborhood[p]$ 实现。

2.3 基于 HITS 的吸引力计算方法

热门景点的照片数量在某种程度上反映其吸引力，景点的规模也影响照片的数量，精确的吸引力计算方法尤为重要。假设轨迹经过的热点吸引力越大、该轨迹越好，采用 HITS 算法计算热点吸引力。

定义轨迹 t 的权威值为

$$m(t) = \frac{\sum_{a \in A(t)} g(a)}{\sqrt{\sum_{a \in A(t)} (g(a))^2}} \quad (6)$$

$m(t)$ 表示轨迹的热门程度，可理解为轨迹经过热门景点的热度和的归一化值。经过的热门景点个数越多， $m(t)$ 越大。

令 $T^{(a)}$ 为经过景点 a 的轨迹集合，则 $g(a)$ 为

$$g(a) = \frac{\sum_{t \in T^{(a)}} m(t)}{\sqrt{\sum_{t \in T^{(a)}} (m(t))^2}} \quad (7)$$

景点 a 的吸引力初始化值设置为

$$g_0(a) = \frac{|P^{(a)}|}{|P|} \quad (8)$$

其中， $|P^{(a)}|$ 表示热点 a 的照片数量， $|P|$ 表示该景点所有照片数量。

由式(6)~式(8)可以看出，根据轨迹经过景点的热度来定义轨迹权威值，景点热度同时受到轨迹权

威值的影响。在计算时，随机初始化景点的热度值为照片数量的归一化值，再根据初始值计算轨迹的权威值，2 个部分进行迭代计算，直至收敛。根据式(3)，游览路径 r 的效用为轨迹或路径所经过的景点吸引力之和。

2.4 基于 ACO 的游览路径规划算法

挖掘潜在热点并计算其吸引力后，游览路径规划的下一目标是找到满足最大化效用 $u(r)$ 的路径， r 满足约束 $t(r) < \varphi$ ， φ 是时间约束。

蚁群算法 (ACO) [23] 通过一个决策为每个热点 a_i 建模，计算选择 a_j 作为下一个游览热点的概率。信息浓度 τ_i^j 从某种程度上反映出当前全局选取 b_{ij} 作为路径的可能性。通过式(9)计算选择 b_{ij} 的概率。

$$P_k(r_i^j) = \begin{cases} \frac{[\tau_i^j]^\alpha [\eta(r_i^j)]^\beta}{\sum_{j \neq tabu_k} [\tau_i^j]^\alpha [\eta(r_i^j)]^\beta}, & j \neq tabu_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中， $tabu_k$ 记录了编号为 k 的蚂蚁所经过的热点，同时保证编号为 k 的蚂蚁不会重复选择资源。 $\eta(r_i^j)$ 是关于 b_{ij} 的域值的函数，代表启发信息。传统蚁群算法中该函数只和 a_i 与 a_j 之间距离相关。结合本文研究问题， a_j 的吸引力值越大， a_i 与 a_j 之间的距离越短， b_{ij} 的值就越大，定义 $\eta(r_i^j)$ 为

$$\eta(r_i^j) = w(r_j) e^{-dist(r_i, r_j)} \quad (10)$$

其中， $w(r_j)$ 函数是热点的吸引力。式(9)中， α 和 β 分别表示信息数量和启发信息的重要程度。 α 的值越高，其他蚂蚁的引导性作用越强。显然，当 β 较高时，算法趋近于贪婪算法。

为满足选取路径的时间约束，每只蚂蚁以一定概率选择具有吸引力的地点直至到达时间限制。当每只蚂蚁生成最终路径后，系统将通过与前一生成路径判断算法是否收敛。如果算法不满足收敛条件，则使用式(11)更新信息浓度。

$$\tau_i^j = (1 - \rho) \tau_i^j + \rho \Delta \tau_i^j \quad (11)$$

$$\Delta \tau_i^j = \begin{cases} \tau_0, r_{\max} \text{ 包含 } b_{ij} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中， ρ 是信息浓度挥发系数。 $\Delta \tau_i^j$ 是 τ_i^j 的增量， r_{\max} 表示当前生成的最高效用路径。如果 r_{\max} 包含 b_{ij} ，那么 $\Delta \tau_i^j$ 的解为正常数 τ_0 。

3 实验及结果

3.1 数据来源

实验中使用真实轨迹 Geolife 数据集, 该数据集是由 178 位用户用超过 4 年的时间收集的, 包含 17 621 条轨迹数据。从该数据集中过滤出实验研究的景区作为轨迹数据集, 共有 600 多条轨迹数据属于本文所调研的 4 个景点, 这些从属于景点内部的轨迹数据持续时间由 1~8 h 变化不等, 因此适合进行路线规划的多样性需求。从 Flickr 中提取 23 649 张带地标的照片构成实验所需的照片集, 景点和景点坐标分别从 TripAdvisor 和 Google Geocoding 查询得到。表 1 展示了实验中 4 个旅游景点带有地标的照片数量。

表 1 旅游景点带有地标的照片数量

地点	照片数量
颐和园	4 250
天坛	1 996
后海	1 058
奥林匹克公园	287

3.2 聚类算法评估

3.2.1 热点挖掘性能比较

为评估参数对算法性能的影响, 选择 DBSCAN、SNN 及混合算法的参数取值为 $Eps=2, 3, 4, 5$ 和 $MinPts=1, 2, 3, 4$ 。图 1(a)列举 3 种聚类方法发现热点的数量, SNN 算法比 DBSCAN 算法得到聚类数量多。图 1(b)描述了景区内经典游览轨迹与 3 种聚类得到的热点次数, 可知混合算法得到的热点数量比 SNN 算法少, 并且游览轨迹经过的热点次数接近优于 SNN。

后续路线规划基于聚类发现的热点结果, 若热点数量过大, 则路线规划算法的性能会降低; 若已识别的热点数量过小, 候选路径集会缩小, 路线生成结果准确度和多样性将随之降低。而混合算法能很好地弥补上述不足, 并且保证算法的性能。

3.2.2 吸引力算法评估

为验证 HITS 算法在挖掘热点时的性能, 实验采用 HITS 和 PageRank 这 2 种方法计算热点吸引力。其中, PageRank 算法运用一种迭代计算思想, 是计算图 2 中节点重要程度的方法, 最初用于计算 Web 网页的重要程度。该方法可通过景点间连接关系计算景点热门程度, 若一景点中有多个热门景

点, 则该景点热门程度也会高, 反之, 景点热门程度低。在具体应用中, 受模型限制, 该方法无法考虑连接景点路径的优劣程度。

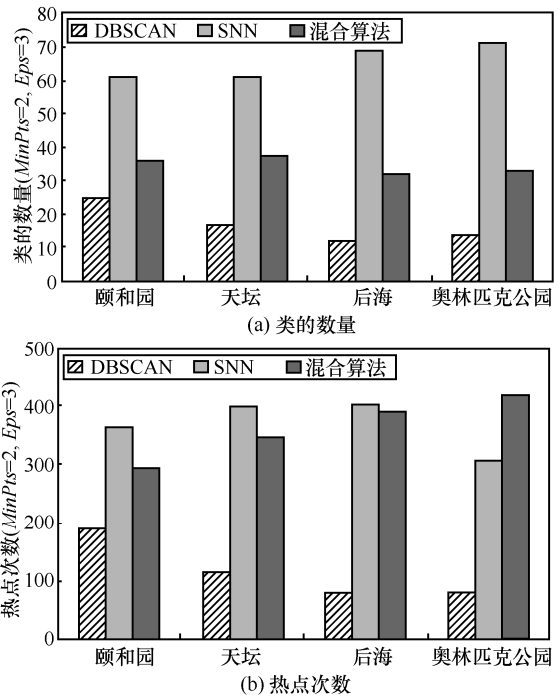


图 1 不同算法下聚类数量与热点次数的比较

如图 2 所示, 以颐和园为例, 列举了不同算法在不同的参数设置下计算得到的效用值, 从图中可以看出在 Eps 取值为 $\{2,3,4\}$ 时, HITS 算法的效果优于 PageRank 算法, 并且当 $Eps=3$ 时算法表现最优, 因此, 后续实验将 Eps 固定为 3。

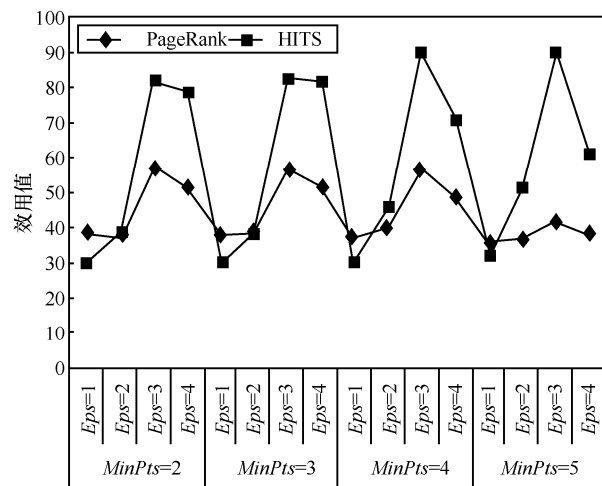
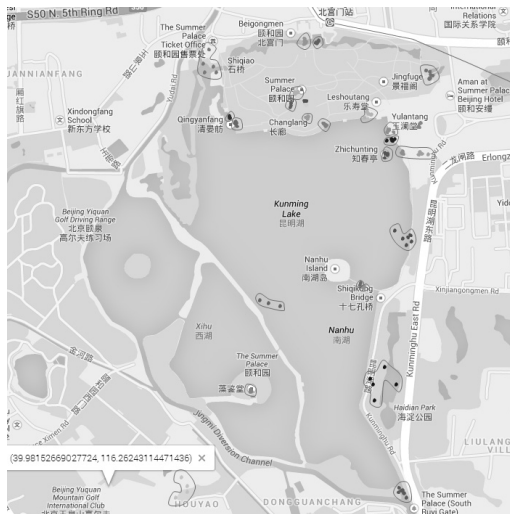


图 2 混合算法对所有已发现轨迹的效用值比较

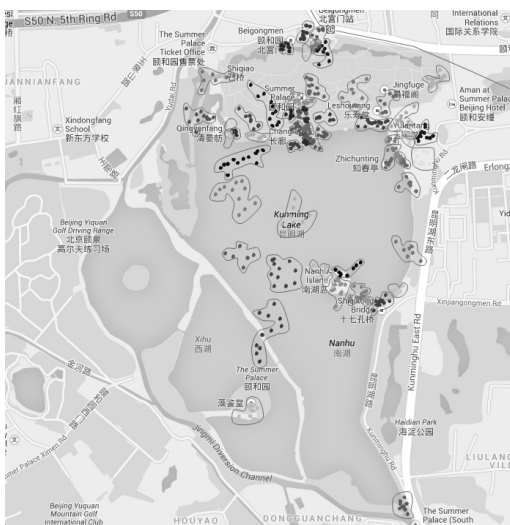
图 3 将聚类结果展现在地图上, 比较可知, SNN 算法 (如图 3(a)所示) 由于只关心近邻点而忽略了



(a) SNN 算法



(b) DBSCAN 算法



(c) 混合算法

图 3 DBSCAN、SNN 及混合算法的聚类结果

距离因素，会错误地将某些低密度区域也划归一类，同时，处于低密度区域数据点没有被任何聚类考虑。DBSCAN 算法（如图 3(b)所示）在一定密度的区域上性能较好，但低密度区域效果不佳，结果导致聚类的范围和面积过大，将多个热点合并为同一聚类，聚类结果不能够反映景区热点；混合算法克服了两者的局限性，具有更好的聚类性能，由图 3(c)可知混合算法聚类范围和分布情况要优于 SNN 和 DBSCAN 这 2 种算法。

3.3 路线规划算法评估

3.3.1 算法效率比较

常用的迭代路径算法，包括贪婪（Greedy）算法^[23]和局部搜索（GLS）算法^[24]，在路径规划问题上均取得良好效果，但 Greedy 算法与 GLS 算法在时效上有待提升。本文采用 ACO 算法提升轨迹规划算法的运行效率。为评估算法效率，选择不同时间约束对路径规划算法性能进行比较。

针对颐和园的路径规划实验执行 100 次，同时计算出路径效用的平均值、运行时间，如表 2 所示。实验表明，ACO 算法具有最快的计算速度，与 Greedy 算法和 GLS 算法相比在运行时间上有 1.5 倍以上的提升，可在更短的时间内规划出比另外 2 种方法更优的游览路径。

表 2 在 6 h 和 4 h 约束下各算法的性能比较

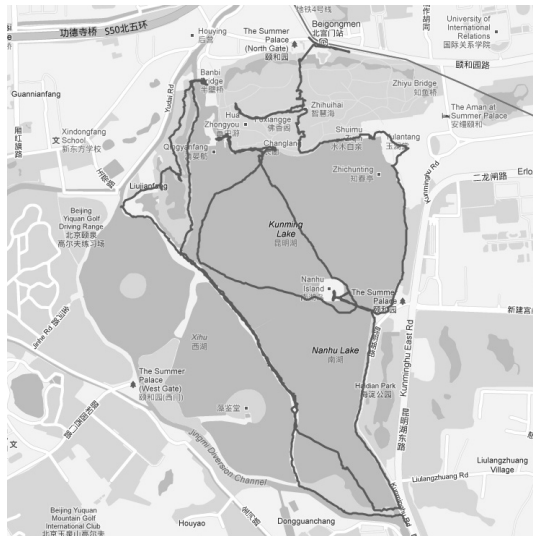
算法类别	时间约束/h	平均效用	平均运行时间/s
ACO	6	6.556 807	4.577 0
	4	5.250 714	5.076 2
GLS	6	6.419 732	7.969 4
	4	5.055 734	5.870 6
Greedy	6	6.744 139	23.859 0
	4	5.802 909	25.267 0

3.3.2 算法示例

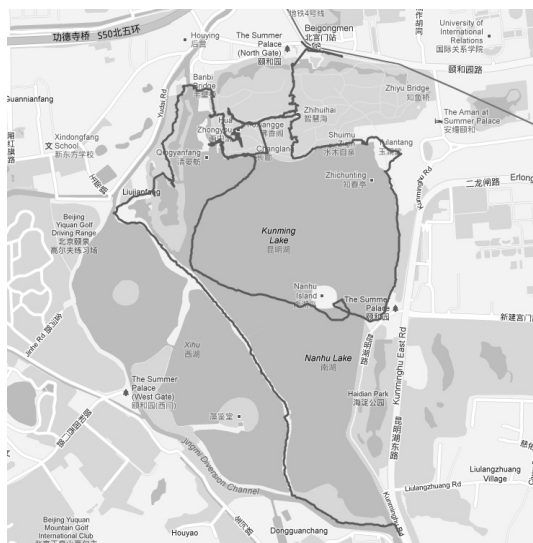
为验证本方法的可用性，图 4 展示了颐和园的在 6 h 和 4 h 约束下的生成路径，证实了算法在不同时间约束下生成路径的有效性与多样性。

4 结束语

结合游览路径数据和景区图片地理坐标数据研究游览路径推荐方法，提出基于密度的方法来发现热点、计算热点吸引力的迭代算法以及利用路径规划算法来识别高效用路径。



(a) 6 h 约束下的 ACO 生成路径



(b) 4 h 约束下的 ACO 生成路径

图 4 生成路径示例

1) 提出一种新型的混合密度聚类算法,采用景区照片的地理坐标进行影响力识别,挖掘热门景点的吸引力。

2) 建立 HITS 算法评估地理轨迹效用,实验结果表明 HITS 算法的效用值优于 PageRank 算法。

3) 采用 ACO 算法解决时间约束的路径规划问题。在轨迹数据和带地标照片数据上进行的对比实验,验证了本文提出方法的有效性。

本文提出的算法不仅适用于单景区内的游览路径的生成,同样适用于其他旅游路径的生成。下一步研究工作将结合用户个性化需求,通过分析兴趣点类型、游览景点耗时及游览景点距离等用户游览偏好,提高游览路径生成算法结果的多样性。

参考文献:

[1] LU X, WANG C, YANG J M, et al. Photo2Trip: generating travel routes from geo-tagged photos for trip planning[C]//The International Conference on Multimedia. 2010: 143-152.

[2] CHENG A, CHEN Y, HUANG Y, et al. Personalized travel recommendation by mining people attributes from community-contributed photos[C]//The 19th ACM International Conference on Multimedia. 2011: 83-92.

[3] LI Q, ZHENG Y, XIE X, et al. Mining user similarity based on location history[C]//The 16th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. 2008: 236-244.

[4] MONREALE A, PINELLI F, TRASARTI R, et al. WhereNext: a location predictor on trajectory pattern mining[C]//The 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2009: 637-646.

[5] CHOUDHURY M D, FELDMAN M, AMER-YAHIA S, et al. Automatic construction of travel itineraries using social breadcrumbs[C]//The 21st ACM Conference on Hypertext and Hypermedia. 2010: 35-44.

[6] CRANDALL D, BACKSTROM L, HUTTENLOCHER D, et al. Mapping the world's photos[C]//The 18th International Conference on World Wide Web. 2009: 761-770.

[7] KENNEDY L, NAMAN M. Generating diverse and representative image search results for landmarks[C]//The 17th International Conference on World Wide Web. 2008: 297-306.

[8] ZHENG Y, ZHANG L, XIE X, et al. Mining interesting locations and travel sequences from GPS trajectories[C]//The 18th International Conference on World Wide Web. 2009: 791-800.

[9] YOON H, ZHENG Y, XIE X, et al. Social itinerary recommendation from user-generated digital trails[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2011, 16(5): 469-484.

[10] SOUFFRIAU W, VANSTEENWEGEN P, BERGHE G V, et al. Automated parameterisation of a metaheuristic for the orienteering problem[J]. Adaptive and Multilevel Metaheuristics, 2008: 255-269.

[11] VANSTEENWEGEN P, SOUFFRIAU W, BERGHE G V, et al. A guided local search metaheuristic for the team orienteering problem[J]. European Journal of Operational Research, 2009, 196 (1): 118-127.

[12] SOUFFRIAU W, VANSTEENWEGEN P, VERTOMMEN J, et al. A personalized tourist trip design algorithm for mobile tourist guides[J]. Applied Artificial Intelligence, 2008, 22 (10): 964-985.

[13] VANSTEENWEGEN P, OUDHEUSDEN D V. The mobile tourist guide: an OR opportunity[J]. OR Insight, 2007 20 (3): 21-27.

[14] 史永, 龙毅, 陈林, 等. 面向智能导游的双加权图模型及其路径规划[J]. 地球信息科学学报, 2014(6): 867-873.

SHI Y, LONG Y, CHEN L, et al. Research on double-weighted graph model and optimal path planning for intelligent tourism navigation considering entrances and exits[J]. Geo-Information Science, 2014,

- 16(6): 867-873.
- [15] 鲍金玲, 王斌, 刘刚, 等. 基于时间约束的人气最优路径搜索[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2016(5):629-633.
BAO J L, WANG B, LIU G, et al. Popularity-optimal path search based on time onstraint[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2016, 37(5): 629-633.
- [16] 吴潘, 吴晋峰, 周芳如, 等. 目的地内部旅游交通通达性评价方法研究——以西安为例[J]. 浙江大学学报(理学版), 2016(3): 345-356.
WU P, WU J F, ZHOU F R, et al. Evaluating the traffic accessibility to the local tourist destinations with xi'an as the example[J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2016,43(3): 345-356.
- [17] KLEINBERG J. Hubs, authorities, and communities[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 1999,31(4): 101-125.
- [18] ESTER M, KRIEGEL H, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]//The 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 1996: 226-231.
- [19] JARVIS R, PATRICK E. Clustering using a similarity measure based on shared near neighbors[J]. IEEE Transactions on Computer, 1973, 100 (11): 1025-1034.
- [20] ASHOUR W, SUNOALLAH S. Multi density DBSCAN[C]//The 12th International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. 2011: 446-453.
- [21] POPESCU A, GREFENSTETTE G. Mining social media to create personalized recommendations for tourist visits[C]//The 2nd International Conference on Computing for Geospatial Research & Applications. 2011:37.
- [22] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V. Distributed optimization by ant colonies[C]//European Conference on Artificial Life. 1991: 134-142.
- [23] TEN HAGEN K, KRAMER R, HERMKES M, et al. Semantic matching and heuristic search for a dynamic tour guide[C]// Information & Communication Technologies in Tourism, Enter. 2005: 149-159.
- [24] VOUDOURIS C, TSANG E P K. Guided local search and its application to the traveling salesman problem[J]. European Journal of Operational Research, 1999, 113(2): 469-499.

作者简介:



蒋仲安 (1963-), 男, 浙江诸暨人, 博士, 北京科技大学教授, 主要研究方向为信息安全、安全信息评价等。



王明 (1988-), 男, 江西赣州人, 北京科技大学博士生, 主要研究方向为安全信息评价等。



陈雅 (1988-), 女, 湖北天门人, 北京科技大学博士生, 主要研究方向为安全信息评价、数据分析等。