

绿地研究中大数据应用综述

Review of Big Data Application in Green Space Research

黄宇飞¹ 曾昱璇¹ 孙 迪¹ 章 莉^{1*} 陈 艳²
HUANG Yufei¹ ZENG Yuxuan¹ SUN Di¹ ZHANG Li^{1*} CHEN Yan²

(1.华中农业大学园艺林学学院, 武汉 430070; 2.中国城市建设研究院有限公司, 北京 100120)
(1. College of Horticulture and Forestry Sciences, Huazhong Agricultural University, Wuhan, Hubei, China, 430070; 2. China Urban Construction Design & Research Institute CO., LTD., Beijing, China, 100120)

文章编号: 1000-0283(2023)04-0076-10
DOI: 10. 12193 / j. laing. 2023. 04. 0076. 010
中图分类号: TU986
文献标志码: A
收稿日期: 2022-08-03
修回日期: 2023-01-03

摘 要
全面梳理绿地研究中大数据的应用情况, 为深入开展绿地系统的科学研究提供经验与技术支持。借助 CiteSpace 知识图谱软件, 对 Web of Science 数据库近 20 年应用大数据中绿地研究的文献进行文献计量和图谱分析, 梳理绿地研究中大数据类型及研究热点, 总结其分析方法和研究特点, 探讨未来研究方向。结果显示, 绿地研究中大数据分为 3 大类 9 小类, 数据有效反映了绿地游人行为、游人体验以及城市空间信息。基于这些数据信息重点开展绿地使用及管理、绿地布局、绿地健康作用、绿地生态系统文化服务以及绿地景观偏好等研究, 结果表明大数据的引入有效推动了绿地多维量化研究, 促进了多学科交叉融合研究, 为城市绿地规划建设提供了更为广泛的实践指导。

关键词
大数据; 绿地; 可视化软件; 游人行为; 游人体验; 研究进展

Abstract
Comprehensively clarifying green space research based on big data will provide experience and technical support for a more systematic and in-depth study. This paper carried out bibliometrics and graph analysis of WOS (Web of Science) literature in the recent 20 years by using CiteSpace and traditional literature analysis methods to sort out significant data types and research hotspots in green space research, summarize data analysis methods and research characteristics in green space research and explore future research directions. The results showed that: (1) Big data commonly applied in green space research can be divided into three categories and nine sub-categories. These data effectively quantify visitors' behavior, experience, and urban space attributes. Based on the information, researchers have done green space use and management research, green space layout research, the health effects of green space research, the cultural ecosystem service of green space research, and the green space landscape preference research; (2) The application of big data effectively promotes quantitative analysis on green space, promotes interdisciplinary research, and provides more extensive practical guidance for urban green space planning and construction.

Keywords
big data; green space; CiteSpace; visitor behavior; visitor experience; research progress

黄宇飞
1998 年生 / 男 / 河北石家庄人 / 在读硕士研究生 / 研究方向为风景园林规划与设计

曾昱璇
1997 年生 / 女 / 江西赣州人 / 在读硕士研究生 / 研究方向为风景园林规划与设计

章 莉
1980 年生 / 女 / 江苏如皋人 / 博士 / 讲师、硕士生导师 / 研究方向为绿地系统规划、绿地与微气候作用研究

绿地不仅美化环境、改善城市小气候以及促进生物多样性, 也为人们提供户外游憩、交往和活动空间, 同人类福祉息息相关。城市化快速发展以及城市问题突显的今天, 人们一直关注绿地与城市的关系, 探索如何更好实现绿地与城市协同发展。

大数据具有量大 (volume)、多样 (variety)、高速 (velocity)、高价值 (value)、真实性 (veracity)

*通信作者 (Author for correspondence)
E-mail: lizhang.wh@foxmail.com

基金项目:
国家重点研发计划“乡村生态景观营造关键技术研究”专项“乡村生态景观资源特征指标体系研究”(编号: 2019YFD1100401)

等特点^[1-2]，与传统方法如定点观察、问卷调查和访谈等获取数据相比，大数据提供了更为客观、广泛的信息，部分数据覆盖全市乃至区域范围，极大节省了人力、财力和时间。此外，地理信息系统技术、遥感技术和全球定位系统技术的广泛应用为大数据采集、处理和分析提供了技术支持，如Flicker等网站提供了开源数据接口极大便利了研究者获取数据，有效推动应用大数据的绿地研究。目前，大数据应用于绿地研究方向较为广泛，但缺少整体和系统的梳理，本研究检索了Web of Science数据库中应用大数据的绿地研究文献，利用CiteSpace知识图谱软件分析大数据绿地研究热点、绿地研究中大数据类型及两者耦合关系，详细探讨各类研究热点中大数据应用形式及优缺点；总结绿地研究中大数据分析方法和大数据对绿地研究的作用以及未来研究方向，为今后绿地研究和实践提供依据与参考。

1 研究进展概况

1.1 文献来源及发文量演变分析

文献采集于Web of Science核心合集数据库（图1），从“Big Data”“Green Space”两方面提取上位词、下位词、近义词、同义词，确定检索式。检索时间为2000年1月1日至2020年7月1日，检索文献1 394篇，其后由3名研究人员筛选交叉核对，删除如“遥感影像、气象数据”等仅“数据量大”单一属性的数据文章，删除研究对象非绿地的文章，最终得到170篇基于大数据绿地研究的文章。

应用大数据的绿地研究文章共170篇，首篇出现于2008年，如图2所示，2008-2016年间发文量缓慢增长，2016年后发文量快速增长。本次检索时间截止于2020年7月，2020年已发表文章达34篇，这表明应用大数

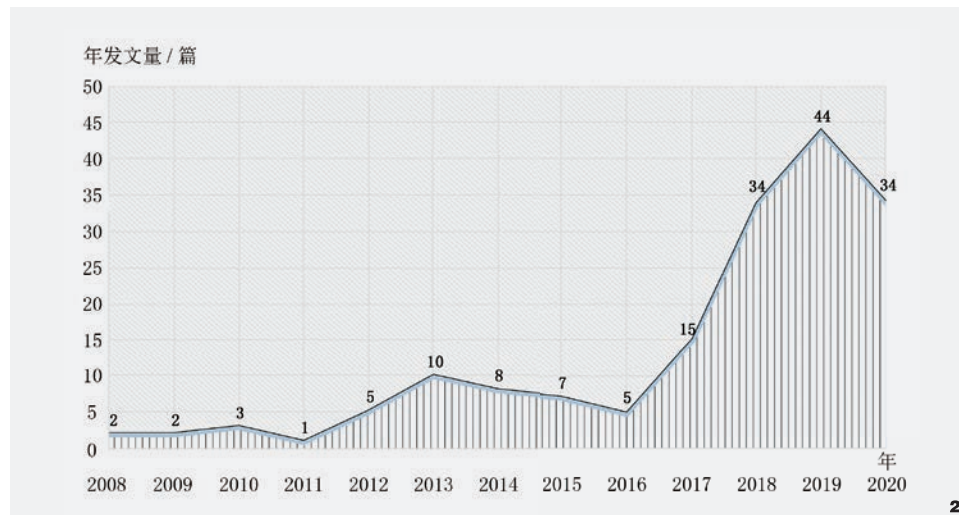


图1 文献检索及筛选思路
Fig. 1 Search and cleaning methodology

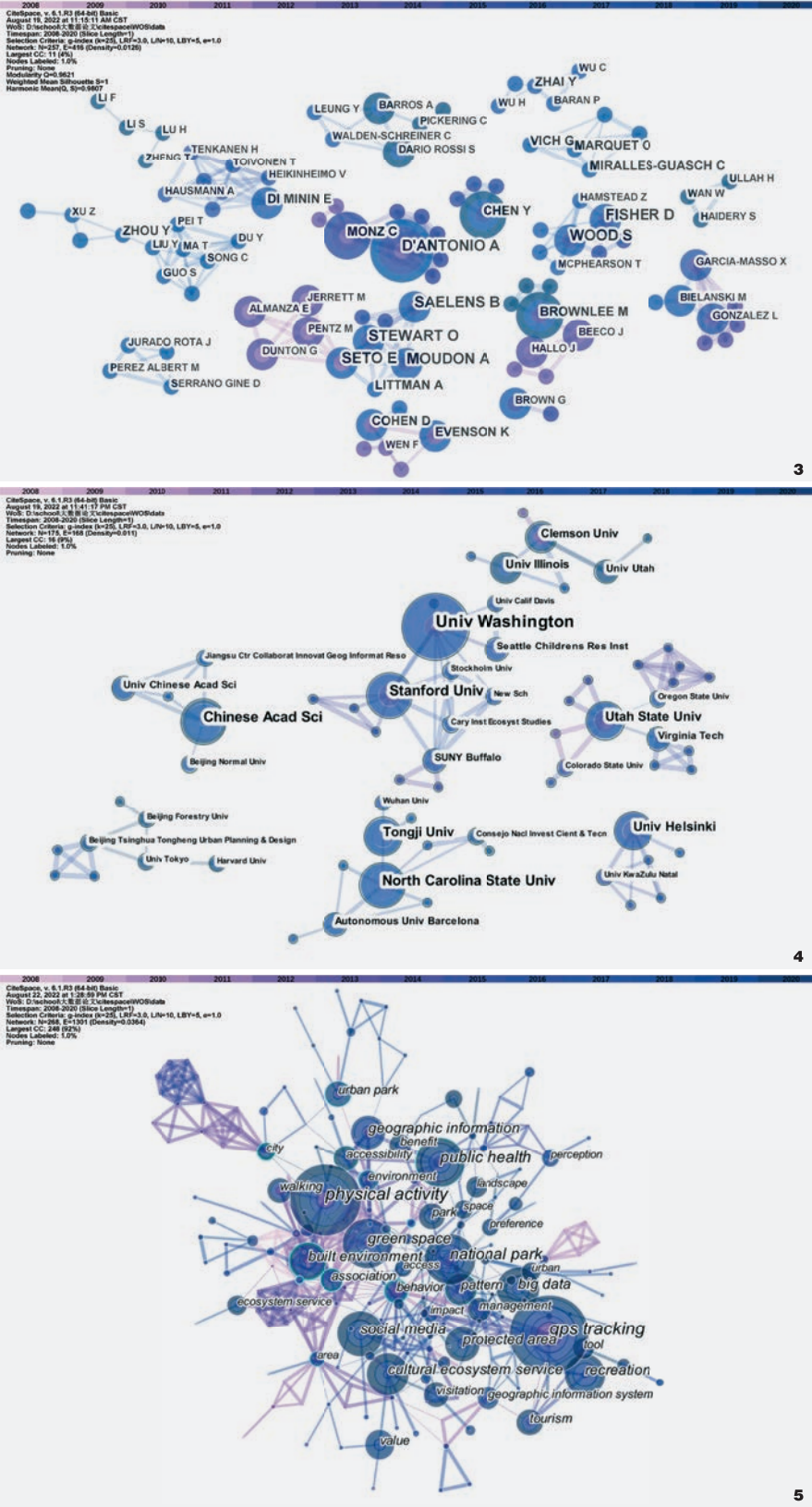
图2 发文量演变
Fig. 2 Evolution of publication

据开展绿地研究已成为热点，利用大数据开展绿地研究依然保持快速上升趋势。

1.2 研究机构、作者分析

图3和图4分别展示了主要研究者、研究者所在机构及其合作网络。D'Antonio Ashley、Wood Spencer A、David M Fisher、Seto Edmund、Stewart Orion T.等为高产作者；文章主要来源于

美国和中国的高等院校，呈现以华盛顿大学、北卡罗莱纳大学、犹他州大学、克莱姆森大学、赫尔辛基大学、中国科学院、同济大学为中心的7个研究合作网络；部分高校间形成了小型合作网络，如华盛顿大学Edmund团队同加利福尼亚大学Estela Almanza等开展合作，克莱姆森大学J. Adam Beeco团队同犹他州大学Matthew T. J. Brownlee等开展合作，同济



大学翟宇佳团队同北卡罗莱纳州立大学 Perver Korça Baran 等开展合作。

2 大数据绿地研究热点挖掘及大数据分析

2.1 大数据绿地研究热点挖掘

关键词是文献核心思想的浓缩与提炼，高频关键词反映研究热点。本文通过 CiteSpace 关键词共现功能绘制关键词图谱网络（图5），借助聚类功能识别研究热点。研究热点集中于5个方面（表1）：绿地使用及管理研究、绿地布局研究、绿地健康作用研究、绿地生态系统文化服务研究及绿地景观偏好研究。

2.2 绿地研究中常用大数据类型及特点

2.2.1 绿地研究中大数据类型

分析已发表文献，绿地研究中的大数据分为三大类（移动定位数据、网络媒体数据和地图影像数据），各大类又分别包括三类。

（1）移动定位数据。包括GPS定位数据、公众参与的地理信息系统（PPGIS）数据、手机信令数据。GPS定位数据通过向参与者发放GPS跟踪器获取数据，包含时间、地理位置、轨迹、速度和方向等信息。PPGIS数据是利用GIS平台收集出行轨迹数据，包含时间、地理位置、轨迹以及电子问卷等内容，可通过参与者使用GPS获取，又可由参与者凭记忆提供数据。手机信令数据是手机用户发生通话、发短信或移动位置等事件时，运营商通信基站记录的用户信令轨迹，数据包括时

图3 作者合作网络
Fig. 3 Co-authorship network

图4 文献所属机构合作网络
Fig. 4 Co-institutions' network

图5 关键词共现图谱
Fig. 5 Keywords co-occurrence network

间、地理位置及轨迹信息。

(2) 网络媒体数据。包含社交媒体数据、网络评论数据及网站数据。社交媒体数据源于Flicker、Twitter、Instagram、微博等社交媒体平台，研究者通过平台应用程序编程接口(API) 免费获取数据，包含时间、地理位置、共享照片和游人评论等内容。网络评论数据主要源于大众点评、途牛旅行和携程旅行等具有点评功能的网络平台，通过爬虫软件获取数据，包含时间、地理位置、用户ID、评分和评论等内容。网站数据主要来源于链家和安居客等房产中介网站，数据包含产品信息、产品价格、地理位置、服务种类、在线评价、销售情况和用户评级等信息。

(3) 地图影像数据。基于地图软件形成的数据，常用的有百度热力图、POI兴趣点、谷歌街景等数据。百度热力图数据由百度地图APP用户的真实地理位置聚类形成，热力图中阿尔法通道是一个8位灰度通道，其用256级灰度来记录图像中的透明度信息，表示人群相对聚集程度。兴趣点数据包括位置兴趣点数据(POI) 及区域兴趣点数据(AOI)，

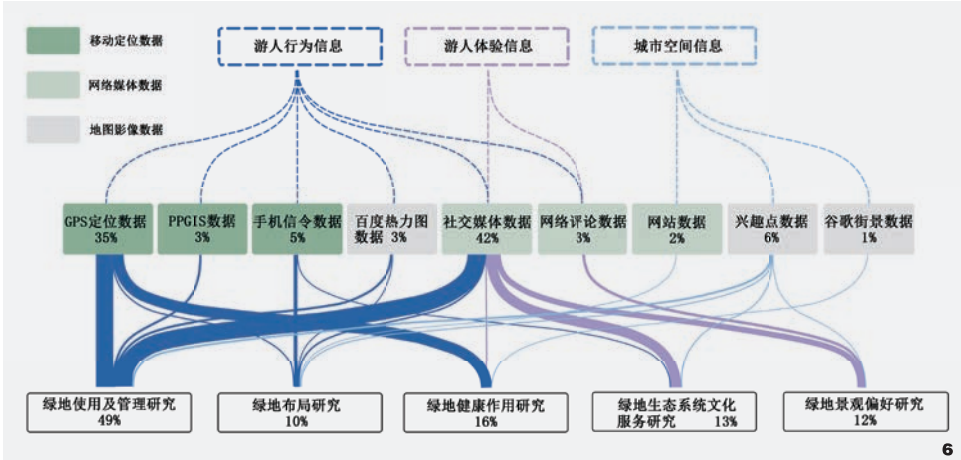


图6 绿地研究中的大数据信息及研究热点关系图
Fig. 6 Data information in green space research

泛指一切可抽象为点或区域的地理实体，如餐饮、学校、绿地和超市等，数据包含地理位置、地点(区域) 名称、地点(区域) 特征及区域范围信息。谷歌街景数据是利用谷歌地图平台采集街景图片，包含地理位置、街景图片、摄像角度及方向等信息^[3]。

2.2.2 绿地研究中的大数据表征信息

各类数据包含信息不同，因而表征信息

也各不相同。绿地研究中的大数据主要用于描述游人行为、游人体验以及城市空间信息。

如图6所示，GPS定位数据、PPGIS数据、手机信令数据、百度热力图数据、社交媒体数据和网络评论数据用于描述游人行行为信息。GPS定位数据主要用于小尺度绿地研究，这是由于发放GPS获取数据需要参与者高度配合，不易管理，仅小尺度下易操作。PPGIS数据与GPS定位数据相比，数据获取成本较

表1 主要研究热点分类表
Tab. 1 Major research hotspots

绿地使用及管理研究 Green space use and management research		绿地布局研究 Green space layout research		绿地健康作用研究 Green space health effects research		绿地生态系统文化服务研究 Green space ecosystem cultural service research		绿地景观偏好研究 Green space landscape preference research	
关键词	频次	关键词	频次	关键词	频次	关键词	频次	关键词	频次
GPS跟踪 (GPS tracking)	38	可达性 (Accessibility)	12	体力活动 (Physical activity)	36	服务研究 (Green space ecosystem cultural service research)	20	景观偏好 (Landscape perception)	9
国家公园 (National park)	26	距离 (Distance)	7	公共健康 (Public health)	25	游憩 (Recreation)	20	偏好 (Preference)	9
模式 (Pattern)	16	环境正义 (Environmental justice)	4	建成环境 (Built environment)	20	价值 (Value)	14	照片 (Photograph)	6
管理 (Management)	12	服务范围 (Service area)	2	加速度计 (Accelerometer)	9	益处 (Benefit)	11	体验 (Experience)	5
空间分布 (Spatial distribution)	4	服务范围 (Catchment area)	2	压力 (Stress)	5	美学价值 (Aesthetics value)	6	游客情绪 (Customer emotion)	3

低，且突破了空间位置限制，常用于中小尺度绿地研究。手机信令数据兼具时空信息，反映游人一段时间内的出行轨迹，多用于城市或区域大尺度绿地研究。百度热力图数据反映人群聚集程度，常用于描述居民在城市或区域绿地中的空间分布情况。

社交媒体数据和网络评论数据既具有空间位置信息，也包含游人发布的文本信息，进而用于描述绿地游人行为与体验感受。

网站数据、兴趣点数据及谷歌街景数据用于描述城市空间信息，即城市物理空间信息和社会经济水平。兴趣点数据用于描述绿地周边餐饮和商业等公共服务设施属性，谷歌街景数据用于提取环境空间特征，以上均属于城市物理空间信息。房产中介网站数据则用于表征绿地周边的社会经济水平。

已有文献中，社交媒体数据和GPS定位数据是绿地研究中应用最多的两种数据，分别占42%和35%，这是因为相比其他数据，这两类数据获取较为便利。

3 大数据绿地研究热点

3.1 绿地使用及管理研究

绿地使用及管理是绿地研究中大数据应用的主要研究方向，占已有研究文献的49%，主要依据游人行为开展绿地研究。研究者最先关注游人绿地时空分布规律研究。早期，依靠GPS追踪设备及公众参与的PPGIS采集数据，受数据采集方式限制，主要探究单个公园内游人时空间分布规律^[4]。随着Flicker、Facebook等社交媒体数据出现，开始分析区域内多个绿地中游人的时空分布特征，此阶段研究对象拓展至国家公园、城市公园和风景名胜等多类型^[5-9]。研究者发现大数据同时也反映了游人危险或不文明行为，为绿地管理提供了科学依据：Bielanski等^[9]深入分析滑雪者GPS

轨迹、方向和速度等信息，将存在较多逆行轨迹的区域识别为潜在安全风险区；Kidd等^[10]通过GPS定位数据发现游人偏离规定游览区的现象，造成景区环境破坏及危害游人自身安全的问题；Huang等^[11]分析Facebook文本数据，发现了公园游客不文明行为。

在探究游人绿地时空分布规律基础上，进一步分析绿地使用影响机制^[12]。单个绿地中，利用GPS追踪设备或PPGIS方法识别绿地上不同景观区域游览量，分析不同要素对游人分布规律的影响，结果表明滨水、可达性高、动植物丰富以及游览设施完备的区域游览量更高^[13-16]；利用社交媒体数据识别城市或区域多个绿地访问量，发现绿地使用水平因绿地类型、城市自然条件和城市发展水平不同而存在差异^[17-18]。

利用游人时空分布规律预测绿地游入量以及预测或推荐绿地游览路线。Huang等^[19]在单个绿地中利用百度搜索趋势指数预测景点内游客量；Wood等^[20]利用Flicker、TripAdvisor等网络媒体平台的图片数据确定全国或全球旅游景区游客访问量，通过SARIMA、SARIMAX等预测模型，预测区域旅游需求量。研究者们基于游览者已有游览路线，借助启发式预测模型(结合大数据与马尔科夫链模型)及TTDP(Tourist trip Design Problem)组合算法，预测游人后续最佳游览点并为其推荐最佳游览路线，结果证实，新模型及算法实现了游客旅行个性化服务，满足旅游规划需求^[21-22]。

如上所述，利用大数据首先探究游人绿地时空分布规律，而后分析影响绿地使用因素和影响机制，且在游人绿地时空分布规律基础上预测绿地游入量和游览路线等内容，由表及里、层层深入开展绿地使用及管理研究。其中，中小尺度绿地研究以GPS定位数据表征游人行为轨迹；宏观尺度绿地研究则

依据社交媒体数据中的时空位置信息进行分析。然而，研究也表明部分大数据的深度信息有待进一步发掘：如何获取社交媒体数据中游人属性信息是面临的难点，网络平台的图片数据中游人来源地、性别和年龄等信息均不易获取，这限制了不同属性游人对绿地需求的差异化研究。

3.2 绿地布局研究

综合手机信令数据、网站数据或兴趣点数据进行游人行为和城市空间信息解析，分析绿地可达性和公平性，进而探究绿地布局合理性。

绿地可达性是城市绿地布局重要评价指标，反映绿地分布与附近居民需求的匹配程度^[23]。研究者基于手机信令数据^[24-25]和百度热力图^[26]等获取用户出行信息，确定游客空间分布，以密度距离函数测算公园服务区范围，评估城市或区域公园的可达性，并利用多元回归模型分析各因素对公园可达性的影响。结果表明：不同人口规模和位置的城市中绿地空间布局及可达性存在较大差异^[27]；公园面积、人口密度和绿地周边环境特征等因素与绿地可达性显著相关^[28-31]。绿地可达性差异映射了绿地布局的均衡性，部分研究者进一步开展绿地公平性研究。借助网站数据如链家网房价信息表征居民的社会经济水平^[32]，以基尼系数或洛伦兹曲线等^[33]描述城市绿地分配特征与居民收入关系，从环境正义角度分析绿地可达性空间不平等现象，研究发现高收入地区居民比低收入地区居民享受更多绿色空间、社会经济地位较低的老年人和儿童面临公园使用不公平等问题^[34-35]。针对绿地分布不均衡现象，研究者提出不同应对策略，如Wu等^[28]建议在人口密集和布局紧凑的城区兴建口袋公园；Guo等^[35]建议

为老龄化社区开设无障碍公共交通；Zandieh等^[36]提出在高贫困地区建设走廊或街道，以构建绿色空间网络。

如上所述，绿地布局研究中，研究者先从规划者视角探究绿地空间布局，而后拓展至使用者视角，研究绿地公平和社会贫富差距。已有研究更多关注使用者步行至绿地，尚未考虑多时段及多种交通方式出行对绿地可达性的影响，且尚未涉及不同城市之间的绿地布局或可达性的比较分析，且研究对象主要是城市公园绿地，缺少城市中其他类型绿地或区域绿地的系统分析。

3.3 绿地健康作用研究

利用GPS定位数据提取游人行为信息，辅助谷歌街景数据和问卷调查数据，分析绿地对生理健康和心理健康的作用。

研究者最先研究绿地生理健康作用：通过GPS定位数据、谷歌街景数据，确定游人空间位置，以加速度计数据或问卷调查数据获取游人生理状态，借助相关性分析和逻辑回归模型分析绿地活动时长与生理运动水平的作用关系，探究城市绿地对各年龄段居民活动水平的影响。结果表明：大型蓝绿空间有助于提升居民步行时长^[37]；绿地有利于延长运动时长，提升运动强度，进而增强居民身体素质，降低心脏疾病和肥胖等慢性疾病的发病率，促进居民生理健康良性发展^[38-39]。研究者也分析了不同绿地特征对居民生理活动的影响：Jansen^[40]探究4种尺度下5种空间类型绿地与游人运动类型和运动强度的关系，研究发现游人在大尺度绿地中较多开展中、高强度的运动如步行；Stewart等^[41-42]研究公园设施与居民体育活动时间长的关系，发现居民活动时长随公园设施完善度和活动类型丰富度的提升而增加；研究发现绿地特征

如绿地规模、绿地率以及绿地内部活力是影响心脏代谢健康的主要因素。

关注绿地对游人生理健康作用的同时，结合问卷调查进一步分析绿地对游人心理健康的影响。MacKerron^[43]综合GPS数据与问卷调查数据分析绿地环境中游人瞬间主观幸福感，结果发现在绿地中居民情绪均更为积极和放松。Kondo等^[44-46]利用移动定位数据和网络媒体数据，辅助问卷调查获得游人接触不同类型绿地的心理状况，分析绿地暴露度与游人积极情绪和消极情绪的作用关系，发现游人在绿地中暴露时间越长越有利于获得积极情绪。Wartmann等^[47]发现包含水体、山脉、野生动物和自然声音等要素的绿地更容易让游人感受到宁静。

已有研究证实绿地对居民生理健康的积极作用，用于表征游人生理运动状态的主要数据是GPS定位数据与加速度计数据，然而加速度计数据获取样本量小且处理过程复杂，如何利用更多源数据分析和优化数据处理方法是未来研究需解决的难题。绿地对游人心理健康作用研究覆盖多年龄人群，但未考虑游人收入、教育水平和性别等对研究结果的影响；绿地心理健康作用研究主要集中于绿地对心理健康效果分析，未来可以进一步探究其影响机制。

3.4 绿地生态系统文化服务研究

以社交媒体数据获取游人体验信息，提取表征生态系统文化服务的关键词或解译图片，识别绿地生态系统文化服务类型，评估绿地生态系统文化服务价值。

研究者对Flicker平台图片数据进行人工解译和分类，识别生态系统文化服务类型，分析生态系统文化服务空间异质性^[48-49]。利用Instagram、Flicker、途牛旅行和携程旅行等

社交媒体或点评文本数据，借助ROST文本挖掘技术，识别代表文化服务类型的高频关键词，如“美丽”“漂亮”代表着美学价值，“散步”“慢跑”代表着游憩价值，关联生态系统文化服务类型与绿地空间位置，并可视化^[50]，结果表明：美学和游憩价值是最受游人关注的文化服务价值。

部分研究者进一步开展文化服务价值评估研究。旅行费用法是较为成熟的价值评估方法^[51]，利用具有地理空间位置的大数据，分析绿地内游人来源，测算住址与绿地距离获得实际出行成本，以此估算游人对绿地使用的支付意愿，衡量绿地生态系统文化服务的经济价值。由于支付意愿取决于个人对绿地文化服务价值的主观判断，难以客观反映绿地生态系统文化服务的全部价值，因此引入替代指标衡量绿地文化服务价值，侧重于研究片区内不同绿地价值强度差异及影响机制，而非精确计算其经济价值。Zhu等^[52]利用公园访问强度及满意度表征公园活力，以此评估公园提供的游憩价值。Allan等^[53]利用归一化方法量化评估湖区5类生态系统游憩服务价值总和，分析其与当地旅游GDP空间分布的相关性，证实了绿地对社会经济发展的贡献。

综上所述，大数据有效推动了绿地生态文化价值识别和评估研究，然而，研究也表明人工解译图片时，解译结果会受解译者主观影响出现差异^[50]，如何提高图片和文本信息解译过程的科学性、准确性是今后有待解决的问题。由于价值估算方法不全面，且大数据表征准确性仍有待验证，因此精准计算绿地生态系统文化服务价值难度较大。Jaung等^[51]在新加坡选择数据覆盖度极高的手机信令数据开展研究，以保障大数据的代表性，而这在许多欠发达地区难以实现，故而如何

精确计算绿地生态系统文化服务价值仍是未来研究难点。

3.5 绿地景观偏好研究

利用社交媒体数据或网络评论数据分析游人体验信息,提取游人感受、游人移动轨迹和游人空间分布,分析游人对绿地中不同景观特质的喜好或情绪感知(图6)。

研究者利用Flickr^[54]、Instagram^[55]、Twitter^[56]、大众点评和马蜂窝^[57]等平台照片或文本数据,分类提取图像内容或统计分析文本词频,分析游人在绿地中景观游览偏好、游客情绪感知及满意度。Wang等^[57]分析游人在国家公园中对具有自然元素或文化元素景观的偏好,研究表明具有自然元素的景点更吸引游客;Callau等^[58]发现湿地公园相比乡村景观、文化景观和城市景观,运动者对自然景观更感兴趣;Hausmann等^[59]研究发现游客在国家公园中游玩时喜欢有动物或自然风景的景点;Pickering等^[60]对比澳大利亚国家公园不同季节游客照片时发现,温暖季节游客偏向拍摄风景或动物,寒冷季节则喜欢拍摄娱乐运动;Li等^[61-62]分析上海迪士尼乐园中游客情绪及满意度发现,游客在有舞台演出的景区中情绪高涨,游客满意度受表演的舞台效果、科技水平、服务设施和故事背景因素的影响,演艺区环境特征对游客满意度影响较小。

由上知,研究者借助游客发表的文本或图片信息识别其景观偏好或情绪感知,实现自下而上的科学分析研究,然而,已有研究局限于单个绿地(国家公园或主题公园),缺少多类型绿地比较分析,尚未形成系统及精细的普遍规律。

4 绿地研究中大数据分析

绿地研究中数据分析以大数据表征的

要素特征和与其他变量关系分析为主。要素特征分析包含要素提取和要素特征分析两方面,与其他变量关系分析包含要素相互作用关系和影响机制分析。

4.1 大数据表征的要素提取及特征分析方法

不同类型数据采用与之相匹配的要素提取方法。使用如移动定位数据或地图影像数据等已量化并具有空间位置属性数据时,可借助ArcGIS平台,直接将数量或聚集程度与绿地空间位置对应,以可视化方法展示数据;使用如网络媒体数据等文本数据时,可借助ROST^[45,50]、Sessions^[63]等文本挖掘软件或提取网页对文本数据关键词并结合其空间位置信息进行可视化展示;使用网络照片数据则采用Nvivo软件对图片进行人工编码或机器学习识别和统计信息,再结合空间位置信息可视化^[48-49]。

要素特征分析方法依据不同研究方向有所差异。绿地使用管理及绿地健康作用研究中,研究者借助空间分析方法如核密度分析法^[9]、标准差椭圆法^[13]、莫兰指数、热点分析^[6]和空间句法^[15]等方法开展游人行行为空间特征分析,也有研究者基于游人行行为特征,利用线性回归模型、支持向量回归模型或广义回归神经网络预测模型等方法预测未来游客量或游憩行为,推荐游憩路线^[23,64]。绿地布局研究中,研究者采用缓冲区法^[24]、网络分析法^[25-26]、2SFCA模型(两步移动搜寻法)^[28-31]分析绿地可达性。绿地生态系统文化服务及游人绿地景观偏好研究中,研究者分析网络媒体数据中关键词,识别绿地生态系统文化服务类型^[50];借助出行成本法计算游人出行成本,进而量化绿地生态系统文化服务价值^[51]。绿地景观偏好研究中,研究者以关键词词频统计(文本识别)、节点频次统计(图

片解译)以及关键词、节点聚类等方法分析不同绿地中游人景观偏好,从科学角度解读绿地中的人文现象^[59-63]。

4.2 要素相互作用关系及影响机制分析方法

采用统计分析方法对大数据表征的要素信息以及相关绿地、城市等因素进行作用关系分析,确定影响因素以及各因素的影响程度。

分析绿地游人行行为或游人景观偏好影响因素时,多采用斯皮尔曼或皮尔逊相关性分析,明确要素存在相互作用关系后,借助多元线性回归模型分析要素的影响程度,进而确定主要影响要素^[15-18]。将城市绿地分布特征指标如人口需求指数^[32]或洛伦兹曲线^[33],与社会经济指标如地价或房价等进行相关性分析,探究影响绿地分布的主要因素。分析绿地要素与游人健康关系时,多采用线性回归模型(Linear regression models)^[4]、逻辑回归模型(Logistic regression models)^[38]、泊松回归模型(Poisson regression models)^[39]、交叉分类多级模型(Cross-classified multilevel models)^[41]、混合效应负二项回归模型(Mixed effects negative binomial regression models)^[64]、多级建模(Multi-level model)^[65]进行分析。

5 总结与展望

5.1 研究总结

5.1.1 大数据推动了深度绿地量化研究

大数据以表征游人客观行为及主观情感的优势被广泛应用到绿地研究中,使自下而上的深入认知绿地成为可能。传统绿地研究一般从政府、建设管理者或规划设计者角度开展自上而下的绿地研究,虽然一些研究者也会从居民行为和喜好等方面分析绿地,但数据以人工实地调研、问卷、访谈等方式获

得, 费时费力且调研范围受限, 使得自下而上的绿地研究较为局部和零散。利用信息技术与通讯技术获取的大数据, 极大节约了劳力、财力和时间, 让足不出户开展研究成为可能。移动定位数据、网络媒体数据以及地图影像数据具有地理空间位置、时间、评论和图像中的单个或多个属性, 可被量化, 突破了传统调研方法的时空限制, 便利了研究者开展城市、区域、全国乃至全球范围的绿地研究, 也让多时段绿地研究成为可能; 不同数据类型提供了多样数据信息, 大数据可以表征居民行为、居民喜好、社会经济和城市设施等多方面内容, 为绿地研究提供了多种视角和多途径, 为人们更全面、更深入和更系统地认知绿地与城市以及绿地与人的关系提供基础。

5.1.2 大数据促进了多学科交叉研究

大数据表征信息的多样性使得绿地研究从风景园林学拓展至城市规划、社会学、生态学、旅游管理和健康医学等多领域, 积极推动了多学科交叉融合研究。

图6显示, 近50%研究者将大数据应用于绿地使用及管理研究, 以绿地为核心, 从城市规划和绿地管理角度分析绿地与城市的关系, 发现绿地使用水平因绿地类型、城市自然条件和城市发展水平不同而存在差异, 绿地周边设施类型和完善度也会影响绿地使用水平。在绿地管理方面, 部分研究者从生态保护视角分析保护区内游人使用状况, 以便更好地解决不可避免的生态影响和潜在的人地冲突问题, 为保护区管理提供科学依据。绿地布局研究中, 研究者从社会学角度分析绿地分布和使用的公平问题, 分析社会贫富差异下绿地使用的异同; 从生态学角度探索绿地生态系统服务类型和价值, 从健康

医学角度分析绿地对身心健康、肥胖症、心血管疾病等作用; 多学科和多视角的绿地研究使得从业者、管理者和建设者对绿地有了更为全面、深入和细致的认识。

5.1.3 大数据提供了更为广泛的实践指导

从现象入手分析绿地使用、绿地布局、绿地游人景观偏好、绿地生态系统服务价值和绿地身心健康作用等内容, 研究为绿地选址和布局、绿地空间设计、绿地特色景观营造、绿地活动营建、景区游线设计和绿地管理等提供科学的指导依据。研究结果显示其实践指导意义远超出绿地本身: 分析主题公园游客偏好时构建了基于评论语义和产品属性情感的分析模型, 为主题公园产品改进提供了科学依据, 改进后的产品深受游客喜爱^[61]; 基于游人行为预测景点旅游需求时, 预测准确率高达92%, 极大帮助了商业规划者降低决策风险^[66]。

大数据反映了积极和消极双向信息, 为绿地实践提供了更为全面的指导依据。分析游人行为时, 大数据能表征出游客危险行为或破坏生态环境的不文明行为, 为优化绿地管理导则提供依据^[9-11]。分析绿地游人景观偏好时, 大数据显示旅游景区的同质化现象导致众多景区失去特色, 景点的设计未能充分利用场地优势, 为今后从业者改进景区规划建设提供科学建议^[67]。

5.2 研究展望

5.2.1 大数据应用于绿地研究的适应性探索

中国各城市经济水平、建设水平以及居民受教育水平均存在较大差异, 不同城市和地区, 大数据的获取也不尽相同。研究表明, 同一类型数据表征信息也会因城市差异而影响其数据质量, 而在使用大数据绿地研

究时, 往往会参考前人研究经验。如何综合大数据表征的使用者属性、城市特点和绿地特点进行深入分析, 明确各类大数据的绿地研究适宜性是未来研究方向。

5.2.2 基于大数据绿地研究的可靠性分析

大数据类型多样、信息丰富、数据量大, 但并不意味着其能代表所有使用者。每种数据采集平台不同, 数据表征的使用者也不尽相同。有些数据平台使用者较为单一, 易造成研究结果偏差, 如Flicker吸引了大量业余自然摄影爱好者, 导致众多照片都是自然景观, 因而在识别生态系统文化服务类型时代表性不足^[49]。如何采用多种分析方法, 对大数据绿地研究结果进行对比分析, 验证其结果准确性和可靠性是未来研究方向。 

注: 文中图表均由作者自绘。

参考文献

- [1] 党安荣, 袁牧, 沈振江, 等. 基于智慧城市和大数据的理性规划与城乡治理思考[J]. 建设科技, 2015(05): 64-66.
- [2] 边馥苓, 杜江毅, 孟小亮. 时空大数据处理的需求、应用与挑战[J]. 测绘地理信息, 2016, 41(06): 1-4.
- [3] PHAN L, YU W, KERALLIS J M, et al. Google Street View Derived Built Environment Indicators and Associations with State-level Obesity, Physical Activity, and Chronic Disease Mortality in the United States[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(10): 3659.
- [4] SUGIMOTO K. Quantitative Measurement of Visitors' Reactions to the Settings in Urban Parks: Spatial and Temporal Analysis of Photographs[J]. Landscape and Urban Planning, 2013, 110: 59-63.
- [5] KIM J, THAPA B, JANG S, et al. Seasonal Spatial Activity Patterns of Visitors with a Mobile Exercise Application at Seoraksan National Park, South Korea[J]. Sustainability, 2018, 10(7): 2263.
- [6] LIU Q, ULLAH H, WAN W, et al. Analysis of Green Spaces by Utilizing Big Data to Support Smart Cities and Environment: A Case Study About the City

- Center of Shanghai[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2020, 9(6): 360.
- [7] BARROS C, MOYA-GOMEZ B, GARCÍA-PALOMARES J C. Identifying Temporal Patterns of Visitors to National Parks Through Geotagged Photographs[J]. Sustainability, 2019, 11(24): 6983.
- [8] SCHIRPKE U, MEISCH C, MARSONER T, et al. Revealing Spatial and Temporal Patterns of Outdoor Recreation in the European Alps and Their Surroundings[J]. Ecosystem Services, 2018, 31: 336-350.
- [9] BIELAŃSKI M, TACZANOWSKA K, MUHAR A, et al. Application of GPS Tracking for Monitoring Spatially Unconstrained Outdoor Recreational Activities in Protected Areas—A Case Study of Ski Touring in the Tatra National Park, Poland[J]. Applied Geography, 2018, 96: 51-65.
- [10] KIDD A M, MONZ C, D'ANTONIO A, et al. The Effect of Minimum Impact Education on Visitor Spatial Behavior in Parks and Protected Areas: An Experimental Investigation Using GPS-based Tracking[J]. Journal of Environmental Management, 2015, 162: 53-62.
- [11] HUANG S C L, SUN W E. Exploration of Social Media for Observing Improper Tourist Behaviors in a National Park[J]. Sustainability, 2019, 11(6): 1637.
- [12] 李方正, 宗鹏哥. 基于多源大数据的城市公园游憩使用和规划应对研究进展[J]. 风景园林, 2021, 28(01): 10-16.
- [13] KORPILO S, VIRTANEN T, SAUKKONEN T, et al. More than A to B: Understanding and Managing Visitor Spatial Behaviour in Urban Forests Using Public Participation GIS[J]. Journal of Environmental Management, 2018, 207: 124-133.
- [14] MEIJLES E W, DE B M, GROOTE P D, et al. Analysing Hiker Movement Patterns Using GPS Data: Implications for Park Management[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2014, 47: 44-57.
- [15] ZHAI Y, BARAN P K, WU C. Can Trail Spatial Attributes Predict Trail Use Level in Urban Forest Park? An Examination Integrating GPS Data and Space Syntax Theory[J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2018, 29: 171-182.
- [16] WALDEN-SCHREINER C, LEUNG Y F, TATEOSIAN L. Digital Footprints: Incorporating Crowdsourced Geographic Information for Protected area Management[J]. Applied Geography, 2018, 90: 44-54.
- [17] DONAHUE M L, KEELER B L, WOOD S A, et al. Using Social Media to Understand Drivers of Urban Park Visitation in the Twin Cities, MN[J]. Landscape and Urban Planning, 2018, 175: 1-10.
- [18] ZHANG S, ZHOU W. Recreational Visits to Urban Parks and Factors Affecting Park Visits: Evidence from Geotagged Social Media Data[J]. Landscape and Urban Planning, 2018, 180: 27-35.
- [19] HUANG X, ZHANG L, DING Y. The Baidu Index: Uses in Predicting Tourism Flows—A Case Study of the Forbidden City[J]. Tourism Management, 2017, 58: 301-306.
- [20] WOOD S A, GUERRY A D, SILVERI J M, et al. Using Social Media to Quantify Nature-based Tourism and Recreation[J]. Scientific Reports, 2013, 3(1): 2976.
- [21] ZHENG W, HUANG X, LI Y. Understanding the Tourist Mobility Using GPS: Where is the Next Place?[J]. Tourism Management, 2017, 59: 267-280.
- [22] GAVALAS D, KASAPAKIS V, KONSTANTOPOULOS C, et al. Scenic Route Planning for Tourists[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2017, 21: 137-155.
- [23] WOLCH J R, BYME J, NEWELL J P. Urban Green Space, Public Health, and Environmental Justice: The Challenge of Making Cities 'Just Green Enough'[J]. Landscape and Urban Planning, 2014, 125: 234-244.
- [24] GUO S, YANG G, PEI T, et al. Analysis of Factors Affecting Urban Park Service Area in Beijing: Perspectives from Multi-source Geographic Data[J]. Landscape and Urban Planning, 2019, 181: 103-117.
- [25] GUAN C H, SONG J, KEITH M, et al. Delineating Urban Park Catchment Areas Using Mobile Phone Data: A Case Study of Tokyo[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2020, 81: 101474.
- [26] ZHANG S, ZHANG W, WANG Y, et al. Comparing Human Activity Density and Green Space Supply Using the Baidu Heat Map in Zhengzhou, China[J]. Sustainability, 2020, 12(17): 7075.
- [27] XU Z, GAO X, WANG Z, et al. Big Data-based Evaluation of Urban Parks: A Chinese Case Study[J]. Sustainability, 2019, 11(7): 2125.
- [28] WU H, LIU L, YU Y, et al. Evaluation and Planning of Urban Green Space Distribution Based on Mobile Phone Data and Two-step Floating Catchment Area Method[J]. Sustainability, 2018, 10(1): 214.
- [29] SCHAMEL J, JOB H. National Parks and Demographic Change - Modelling the Effects of Ageing Hikers on Mountain Landscape Intra-area Accessibility[J]. Landscape and Urban Planning, 2017, 163: 32-43.
- [30] SHI L, HALIK Ü, ABLIZ A, et al. Urban Green Space Accessibility and Distribution Equity in an Arid Oasis City: Urumqi, China[J]. Forests, 2020, 11(6): 690.
- [31] KMAIL A B, ONYANGO V. A GIS-based Assessment of Green Space Accessibility: Case Study of Dundee[J]. Applied Geomatics, 2020, 12(4): 491-499.
- [32] CHEN Y, YUE W, LA ROSA D. Which Communities Have Better Accessibility to Green Space? An Investigation into Environmental Inequality Using Big Data[J]. Landscape and Urban Planning, 2020, 204: 103919.
- [33] XIAO Y, WANG D, FANG J. Exploring the Disparities in Park Access Through Mobile Phone Data: Evidence from Shanghai, China[J]. Landscape and Urban Planning, 2019, 181: 80-91.
- [34] RIGOLON A, FLOHR T L. Access to Parks for Youth as an Environmental Justice Issue: Access Inequalities and Possible Solutions[J]. Buildings, 2014, 4(2): 69-94.
- [35] GUO S, SONG C, PEI T, et al. Accessibility to Urban Parks for Elderly Residents: Perspectives from Mobile Phone Data[J]. Landscape and Urban Planning, 2019, 191: 103642.
- [36] ZANDIEH R, MARTINEZ J, FLACKE J. Older Adults' Outdoor Walking and Inequalities in Neighbourhood Green Spaces Characteristics[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019, 16(22): 4379.
- [37] VICH G, MARQUET O, MIRALLES-GUASCH C. Green Streetscape and Walking: Exploring Active Mobility Patterns in Dense and Compact Cities[J]. Journal of Transport & Health, 2019, 12: 50-59.
- [38] ALMANZA E, JERRETT M, DUNTON G, et al. A Study of Community Design, Greenness, and Physical Activity in Children Using Satellite, GPS and Accelerometer Data[J]. Health & Place, 2012, 18(1): 46-54.
- [39] PAQUET C, ORSCHULOKT P, COFFEE N T, et al. Are Accessibility and Characteristics of Public Open Spaces Associated with a Better Cardiometabolic Health?[J]. Landscape and Urban Planning, 2013, 118: 70-78.
- [40] JANSEN F M, ETTEMA D F, KAMPHUIS C B M, et al. How do Type and Size of Natural Environments Relate to Physical Activity Behavior?[J]. Health & Place, 2017, 46: 73-81.
- [41] STEWART O T, MOUDON A V, LITTMAN A J, et al. The Association Between Park Facilities and Duration of Physical Activity During Active Park Visits[J]. Journal of Urban Health, 2018, 95: 869-880.
- [42] EVENSON K R, WEN F, HILLIER A M Y, et al. Assessing the Contribution of Parks to Physical Activity Using GPS and Accelerometry[J]. Medicine

- and Science in Sports and Exercise, 2013, 45(10): 1981.
- [43] MACKERRON G, MOURATO S. Happiness is Greater in Natural Environments[J]. Global Environmental Change, 2013, 23(5): 992-1000.
- [44] KONDO M C, TRIGUERO-MAS M, DONAIRE-GONZALEZ D, et al. Momentary Mood Response to Natural Outdoor Environments in Four European Cities[J]. Environment International, 2020, 134: 105237.
- [45] PLUNZ R A, ZHOU Y, VINTIMILLA M I C, et al. Twitter Sentiment in New York City Parks as Measure of Well-being[J]. Landscape and Urban Planning, 2019, 189: 235-246.
- [46] LI D, ZHAI Y, XIAO Y, et al. Subtypes of Park Use and Self-reported Psychological Benefits Among Older Adults: A Multilevel Latent Class Analysis Approach[J]. Landscape and Urban Planning, 2019, 190: 103605.
- [47] WARTMANN F M, MACKANESS W A. Describing and Mapping Where People Experience Tranquillity. An Exploration Based on Interviews and Flickr Photographs[J]. Landscape Research, 2020, 45(5): 662-681.
- [48] ROSSI S D, BARROS A, WALDEN-SCHREINER C, et al. Using Social Media Images to Assess Ecosystem Services in a Remote Protected Area in the Argentinean Andes[J]. Ambio, 2020, 49: 1146-1160.
- [49] VIEIRA F A S, BRAGAGNOLO C, CORREIA R A, et al. A Salience Index for Integrating Multiple User Perspectives in Cultural Ecosystem Service Assessments[J]. Ecosystem Services, 2018, 32: 182-192.
- [50] DAI P, ZHANG S, CHEN Z, et al. PERCEPTIONS of Cultural Ecosystem Services in Urban Parks Based on Social Network Data[J]. Sustainability, 2019, 11(19): 5386.
- [51] JAUNG W, CARRASCO L R. Travel Cost Analysis of an Urban Protected Area and Parks in Singapore: A Mobile Phone Data Application[J]. Journal of Environmental Management, 2020, 261: 110238.
- [52] ZHU J, LU H, ZHENG T, et al. Vitality of Urban Parks and Its Influencing Factors from the Perspective of Recreational Service Supply, Demand, and Spatial Links[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(5): 1615.
- [53] ALLAN J D, SMITH S D P, MCTNTYRE P B, et al. Using Cultural Ecosystem Services to Inform Restoration Priorities in the Laurentian Great Lakes[J]. Frontiers in Ecology and the Environment, 2015, 13(8): 418-424.
- [54] FISHER D M, WOOD S A, WHITE E M, et al. Recreational Use in Dispersed Public Lands Measured Using Social Media Data and On-site Counts[J]. Journal of Environmental Management, 2018, 222: 465-474.
- [55] HEIKINHEIMO V, DI M E, TENKANEN H, et al. User-generated Geographic Information for Visitor Monitoring in a National Park: A Comparison of Social Media Data and Visitor Survey[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(3): 85.
- [56] MAEDA T N, YOSHIDA M, TORIUMI F, et al. Extraction of Tourist Destinations and Comparative Analysis of Preferences Between Foreign Tourists and Domestic Tourists on the Basis of Geotagged Social Media Data[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2018, 7(3): 99.
- [57] WANG Z, JIN Y, LIU Y, et al. Comparing Social Media Data and Survey Data in Assessing the Attractiveness of Beijing Olympic Forest Park[J]. Sustainability, 2018, 10(2): 382.
- [58] CALLAU A À, ALBERT M Y P, ROTA J J, et al. Landscape Characterization Using Photographs from Crowdsourced Platforms: Content Analysis of Social Media Photographs[J]. Open Geosciences, 2019, 11(1): 558-571.
- [59] HAUSMANN A, TOIVONEN T, SLOTOW R, et al. Social Media Data Can Be Used to Understand Tourists' Preferences for Nature: Based Experiences in Protected Areas[J]. Conservation Letters, 2018, 11(1): e12343.
- [60] PICKERING C, WALDEN-SCHREINER C, BARROS A, et al. Using Social Media Images and Text to Examine How Tourists View and Value the Highest Mountain in Australia[J]. Journal of Outdoor Recreation and Tourism, 2020, 29: 100252.
- [61] LI S, LU H, KONG J, et al. Lean Improvement of the Stage Shows in Theme Park Based on Consumer Preferences Correlation Deep Mining[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79: 24487-24506.
- [62] PARK S B, KIM J, LEE Y K, et al. Visualizing Theme Park Visitors' Emotions Using Social Media Analytics and Geospatial Analytics[J]. Tourism Management, 2020, 80: 104127.
- [63] SESSIONS C, WOOD S A, RABOTYAGOV S, et al. Measuring Recreational Visitation at US National Parks with Crowd-sourced Photographs[J]. Journal of Environmental Management, 2016, 183: 703-711.
- [64] STEWART O T, MOUDON A V, LITTMAN A J, et al. Why Neighborhood Park Proximity is not Associated with Total Physical Activity[J]. Health & Place, 2018, 52: 163-169.
- [65] LI D, DEAL B, ZHOU X, et al. Moving Beyond the Neighborhood: Daily Exposure to Nature and Adolescents' Mood[J]. Landscape and Urban Planning, 2018, 173: 33-43.
- [66] KHATIBI A, BELÉM F, DA S A P C, et al. Fine-grained Tourism Prediction: Impact of Social and Environmental Features[J]. Information Processing & Management, 2020, 57(2): 102057.
- [67] HEIKINHEIMO V, DI M E, TENKANEN H, et al. User-generated Geographic Information for Visitor Monitoring in a National Park: A Comparison of Social Media Data and Visitor Survey[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(3): 85.