刘颂, 赖思琪, 大数据支持下的城市公共空间活力测度研究[J]. 风景园林, 2019, 26(5): 24-28.

大数据支持下的城市公共空间活力测度研究 Measurement of Urban Public Space Vitality Based on Big Data

刘颂 赖思琪 LIU Song, LAI Siqi

中图分类号: TU986 文献标识码: A

文章编号: 1673-1530(2019)05-0024-05 DOI: 10.14085/j.fjyl.2019.05.0024.05

收稿日期: 2018-12-03 修回日期: 2019-02-22

刘颂/女/博士/同济大学建筑与城市规划 学院景观学系、生态智慧与实践研究中心、 高密度人居环境生态与节能教育部重点实验 室、上海城市困难立地绿化工程技术研究中 心教授、博士生导师/研究方向为景观规划 设计及其技术方法、城乡绿地系统规划 LIU Song, Ph.D., is a doctoral supervisor and professor in the Department of Landscape Architecture in the College of Architecture and Urban Planning (CAUP), Tongji University, the Center for Ecological Wisdom and Practice Research (CAUP) and the Key Laboratory of Ecology and Energy-saving Study of Dense Habitat (Tongji University), Shanghai Urban Difficult Site Greening Engineering Technology Research Center. Her research focuses on landscape planning and design and technique, urban and rural green space system planning.

赖思琪/女/同济大学建筑与城市规划学院在读硕士研究生/研究方向为景观规划设计LAI Siqi is a master student in the College of Architecture and Urban Planning (CAUP), Tongji University. Her research focuses on landscape planning and design.

摘要:城市公共空间是人们进行社交活动的开放性场所,其活力的测度研究具有重要意义。人群及其活动是公共空间活力的主体和外在表现,传统的测度方法往往是对空间活力的间接反映。大数据能全面反映人群活动的行为特征和时空规律,从而使真实描述公共空间活力本质成为可能。从反映人群活动的稳定性、聚集性与多样性等3个基本特征的视角,提出了以大数据为基础的公共空间活力评价体系和定量计算方法。指出大数据质量及适用性研究、公共空间活力评价及其与物理空间的耦合机制研究应是未来的研究方向。

关键词: 风景园林; 大数据; 城市公共空间; 活力; 测度; 研究方向

Abstract: Urban public space is an open place for people to engage in social activities. It is of great significance to study the measurement of its vitality. People and their activities are the main body and external manifestation of the vitality of public space. Traditional measurement methods are often indirect reflection of the space vitality. Big data can fully reflect the behavior characteristics and spatio-temporal laws of crowd activities. Thus, it is possible to truly describe the essence of public space vitality. From the perspective of reflecting the stability, aggregation and diversity of human activities, this paper puts forward the evaluation system and quantitative calculation method of public space vitality based on big data. It points out that the study of big data quality and applicability, public space vitality evaluation and coupling mechanism of public space vitality with the physical space should be the future research directions.

Keywords: landscape architecture; big data; urban public space; vitality; measurement; research direction

城市公共空间是城市居民进行公共交往活动的开放性场所,被称为"城市客厅"[□]。20世纪60年代就有学者在规划和建设活动中考虑城市公共空间活力的价值,简·雅各布斯[□]提出活力是城市多样性的集中表现;凯文·林奇[□]指出城市空间形态质量的首要标准之一是城市活力状态,杨·盖尔[□]认为营造富有活力的城市应考虑人的交往与社会生活的空间需求。城市公共空间活力的评价(测度)一直是研究热点,但是由于描述人的行为特征数据获取困难,传统的测度方法实现对空间活力的准确描述有一定的局限性。大数据的日益丰富,使得全面反映人群活动的行为特征和时空规律成为可能。笔者重点探讨在大数据支持下对城市公共空间活力本质特征的测度方法。

1 公共空间活力的内涵与本质

目前对于城市公共空间活力并没有统一的 定义。简·雅各布斯提出城市的活力来源于多 样性¹⁶; 蒋涤非认为城市公共空间活力是公共空 间提供市民人性化生存的能力¹⁶; 王玉琢提出城 市空间活力是城市中的物质空间对人及其活动 产生吸引并支撑人的交往活动及人对空间场所 的感知认同等活动的综合能力¹⁷。

综上,关于公共空间活力的定义都围绕人群、活动以及活动发生的物理环境3个核心要素。 人及人群活动是公共空间活力的主体和外在表现,而物理环境作为人群活动的物质载体,通过自身的空间特征影响人群活动。笔者认为从空间使用主体的视角,公共空间活力是公共空间中人群及其活动的持续时间以及数量的表征, 具有稳定性、聚集性与多样性3个基本特征: 1)稳定性是指公共空间中人群活动在一段相对长的时段内持续活跃的稳定程度;2)聚集性指单位空间中的人群活动数量,即空间中的人群密度;3)多样性则为公共空间中的人群结构以及其产生的活动类型数量。

2 公共空间活力的传统测度方法及其 局限性

文献研究发现:传统的公共空间活力评估方法有间接描述评估法和直接描述评估法 2种。空间观察法、问卷调查法、现场访谈法等实地调查方法是主要的数据获取途径。

1)间接描述评估法。

间接描述评估法是对物理空间环境品质 的评估,即以一种"以空间来解释空间"的间 接方式来描述公共空间活力。在大部分传统的 公共空间活力评估研究中, 物理环境品质往 往会比人群活动特征受到更多的关注, 在宏 观尺度下,空间周边环境的影响作用较为显 著,如区位特征、交通可达性、功能多样性 等环境特质常被选择作为公共空间活力的主 要影响因素。而在微观尺度下,往往更关注 小尺度空间自身的特征, 如空间的设施运维、 环境清洁、视觉审美等。如 Winters 等 [8]、汪 海等 [9]、苟爱萍等 [10] 从公共空间使用者对环 境的主观感受的角度,以问卷或访谈调查为 基础, 遴选基于经验理论的诸如建筑环境属 性与可达性等公共空间活力影响因子, 然后 采用层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, 简称 AHP)、专家评分法、语义分析法(Semantic Differential, 简称 SD)等方法,建立城市公共 空间活力因子评价体系。间接描述评估法建 立在"环境决定论"的基础上,忽视了空间 活力主体——人群活动的时空动态性、忽略 了人群活动特征与物理环境间的内在联系。

2) 直接描述评估法。

直接描述评估法重视公共空间活力中人 群活动和物理环境的双层内涵,对人群活动的 时空动态特征进行直接描述,从而剖析物理环 境与人群活动的内在机制并建立二者之间的 联系。如郑丽君等[11] 通过实地观察记录公共 空间中的人群密度、停留时间、活动类型等 情况来获得直接数据,将公共空间活力与可能的物理环境因素进行回归分析或耦合分析,从而得到影响公共空间活力特征的物理环境影响要素。直接描述评估方法的优点在于对公共空间的使用者——人及人群活动的直接描述,是对实际产生的空间活力的直观评价。将空间活力强度与物理空间特征建立联系,有利于发现特定条件下的影响公共空间活力的空间要素和影响机制。但该方法因通常采用现场观察法来获取活动类型与人群类型数据,受到人力时间成本的限制,使得研究样本数量较少、研究覆盖的时间跨度较短且人群活动特征的研究维度比较单一(多为人群密度),因而对于公共空间中人群活动的特征描述欠全面。

3 基于大数据的公共空间活力评价体 系构建

3.1 大数据为公共空间活力的直接描述带 来新契机

随着互联网、智能终端、物联网等信息 技术的发展,各类时空大数据正日益成为规划 设计领域的新技术手段。大数据除了具有客 观性、多源性、动态性、现势性、精细性的 特征,还具有全面反映人的行为特征的优势。 表 1 中的动态数据几乎都与人有关,例如定 位数据反映人的行为轨迹及时空特征, 通信 数据揭示人的时空行为模式及社会关系网络, 网络媒体数据体现人的文化素养及情感状态, 社交网络数据至少反映人的职业交际与业余 爱好,刷卡数据说明人的生活方式与生活水 平等(表1)。总而言之,时空大数据能够很 好地揭示人的自然属性与社会属性,特别是 人与人以及人与社会的关系特性[12]。已有的 研究和应用表明,大数据能全面反映人群活 动的行为特征和时空规律,从而使真实描述 公共空间活力本质成为可能。

1)人群移动的时空模式分析。

城市公共空间中人群的移动一般具有较明显的规律性,识别其时空模式能够进一步理解公共空间自身特征与人群移动之间的联系。 大多数研究采用构建描述人群动态变化指标的时间序列的方法,之后基于不同的算法对城 市公共空间中典型的人群移动时空模式进行识别,并更进一步地分析群体移动模式与公共空间物理环境特征之间的关系。例如:Steiger等将Twitter签到数据与伦敦官方人口普查数据进行对比分析,通过语义和时空聚类方法证实Twitter签到数据能够用于人群移动模式研究^[13];Yang等利用大规模手机定位数据探索人群在空间上的聚集与消散及其随时间的演变规律^[14];丁浪利用智能手机APP的海量运动轨迹数据,研究城市居民的个体行为与群体行为特征以及人群在绿道上的时空行为分布模式^[15]。

2)人群驻点与活动类型识别。

移动和停驻是人群活动轨迹中 2 个重要组成部分,根据地理空间环境的语义信息,推测出人群停留之处的活动类型,能够帮助理解人们的活动需求。大多数研究基于地理空间兴趣点(Points of Interest,简称 POI)与实地调查问卷数据,通过构建概率模型来推测人群驻点的活动种类。例如:Furletti等基于 POI 的类别,运用用户执行的活动自动注释原始轨迹的算法,从而推测人们的活动类型^[16]; Diao 等利用手机追踪数据开发一种新型活动检测模型,以揭示个人活动参与的常见规律^[17]; 李君轶等基于新浪微博数据,在旅游社会感知计算框架下探究游客行为和旅游流空间网络特征^[18]。

3)人群活动空间特征研究。

活动空间(activity space)是人们行为空间的子集,代表了个人与环境的直接接触,可以表征人们从环境获取信息并形成自身活动空间范围的重要过程^[19-20]。Xu等利用手机数据识别人们的居住地点,对比不同城市之间的人群活动空间在每日活动范围、活动锚点数量和移动频率3个方面的差异^[21];Yuan等利用手机中涵盖的时空轨迹数据,模拟活动空间中半径、形状指数、熵等测量值,并测试人口因素(年龄和性别)与城市公共空间使用之间的相关性^[22];滕雨薇基于社交网络 Foursquare 签到数据分析各种类型场所的平均签到数量与不同类型设施的用户签到频率与用户稳定性,进而分析反映人群活动空间模式与城市实际运行模式的匹配情况^[23]。

表 1 时空大数据分类

Tab. 1 Classification of spatio-temporal big data

| 大类 | 种类 | 小类 |
|-----------------------|--------|-------------------------|
| | 基础空间数据 | 数字地图数据、遥感影像数据、三维模型数据等 |
| | 场地资源数据 | 自然资源数据、人文资源数据、资源管理数据等 |
| 静态数据 | 场地设施数据 | 交通设施数据、游憩设施数据、其他服务设施数据等 |
| (相对稳定) - - - | 社会经济数据 | 社区数据、人口数据、经济数据等 |
| | 环境效益数据 | 生态效益、经济效益、社会效益等 |
| | 人流统计数据 | 人流数量、人流构成、人流类型等 |
| | 动态监测数据 | 环境监测数据、视频监控数据、系统访问数据等 |
| | 定位通信数据 | 定位数据、通话数据、短信数据等 |
| 动态数据 | 网络媒体数据 | 网络查询、网络消费、网络评论、网络照片等 |
| (快速变化) | 社交网络数据 | 微博数据、签到数据、点评数据、微信数据等 |
| - | 刷卡消费数据 | 交通刷卡数据、购物刷卡数据、银行刷卡数据等 |
| | 活动行为数据 | 活动类型、发生时间、交流行为等 |

表 2 基于大数据的公共空间活力评价体系

Tab. 2 Public space vitality evaluation system based on big data

| 目标层 | 准则层 | 指标层 | 可采用数据类型 |
|------------|----------------------|---------|---------|
| | 公司 理 许 | 瞬时人群密度 | ①~⑤ |
| 江小取伊州 | 空间强度 一 | 积累人群密度 | ①~⑥ |
| 活力聚集性 | 空间分布 - | 瞬时冷热点指数 | ①~④ |
| | | 积累冷热点指数 | ①~④ |
| X + 14 ~ H | 时段波动 | 稳度指数 | ①~⑥ |
| 活力稳定性 | 持续时间 | 活跃累计时长 | ①~⑥ |
| 江土夕 | 类型特征 - | 人群类型多样性 | 34 |
| 活力多样性 | | 活动类型多样性 | 2~4 |

注:可采用数据类型包括:①手机信令数据;②热力图数据;③社交网络数据;④网络媒体数据;⑤公交 刷卡数据; ⑥定位轨迹数据。

综上,与传统的公共空间活力评价方法 相比,大数据支持下的公共空间活力评价的 优势体现在以下3个方面:1)在活力的强度 维度上,具有地理位置属性的大数据可在一 定程度上反映特定研究区域内的人群数量, 并能够将传统评价的对象从场地层面(微观 尺度)拓展至城市层面(中观尺度);2)在 活力的时间维度上,诸如热力图等大数据比 传统数据具有更强的连续性与动态性,能够 更为精确地分析城市空间中人群活动的变化 规律; 3) 在活力的多样性上, 相较于传统的 实地观测数据,使用带有使用者属性的大数 据能够更全面地分析对使用者的构成与偏好。 3.2 大数据支持下的公共空间活力评价体

系及计算方法

公共空间活力评价即为对城市建成环境 的使用情况进行综合评判,建立一个兼顾公 共空间活力多方面的综合量化评价体系,有 助于从定量的角度来理解公共空间活力。在 目前的研究中, 主要涉及的指标类型包括人 群密度[4]、冷热点指数[25]、空间使用率[26]、人 群季节变动指数[27]、活跃累计时长、人群类 型多样性与场所类型多样性[28-29]等。这些指 标都是以公共空间活力的3个本质特征—— 活力聚集性、活力稳定性、活力多样性为核心, 从时间与空间2个维度对活力展开的定量描

述。基于此,本文作者提出以大数据为主要 信息源的公共空间活力指标体系(表2)。

3.2.1 空间强度特征

空间强度特征用以衡量人群活动在特定 空间中的总体数量水平,常用人群密度来表 示,包括瞬时人群密度和积累人群密度2个 指标。

1)瞬时人群密度。

瞬时人群密度指标是对某时刻公共空间 中人群密度大小的一种度量,利用该时刻人 群总数与单元空间面积的比值来表示:

$$D_{\mathbb{K}} = P_{\mathbb{K}}/S_{\mathbb{H}_{\mathbb{K}}} \tag{1}$$

式中, D屬为瞬时人群密度, P点为某时刻 特定空间范围内的人群总数, $S_{\text{单元}}$ 为空间单元 的面积。可采用的数据包括手机信令数据、 社交网络媒体数据、公交刷卡数据等。该指 标能够反映不同时刻人群密度的差异性。

2) 积累人群密度。

积累人群密度指标用以表示某段时间周 期内公共空间中人群密度的大小水平, 与瞬 时人群密度同理,采用该时段内人群总数与 单元空间面积的比值来表示。可采用的数据 除了在瞬时人群密度指标中提及的数据类型, 还包括定位轨迹数据。该指标常用于反映工 作日、周末、节假日等不同时间段的人群密度, 同时也适用于如绿道等线性公共空间。

3.2.2 空间分布特征

空间分布特征是描述人群活动在不同范 围的城市公共空间中疏密程度的区位特征, 包括瞬时冷热点指数和积累冷热点指数2个 指标。

1)瞬时冷热点指数。

瞬时冷热点指数是指某时刻人群的空间 聚类特征,可通过局域自相关系数 Getis-Ord G*[30-31] 探测出高值簇或低值簇在空间上发生 聚类的具体位置,从而判断出空间上的热点 区域^[32]。ArcMap 中的"热点分析"(Getis-Ord G^{*}) [33] 工具具有此功能:

$$G_{i}^{*} = \frac{\sum_{j=1}^{n} W_{i,j} X_{j} - \overline{X} \sum_{j=1}^{n} W_{i,j}}{S \cdot \sqrt{\frac{\left[\sum_{j=1}^{n} W_{i,j}^{2} - \left(\sum_{j=1}^{n} W_{i,j}\right)^{2}\right]}{n-1}}}$$

$$n-1$$
(2)

式中, X_i 是要素j 的属性值, W_{ij} 是要素 i和j之间的空间权重, n 是样本点总数。 \overline{X} 为 均值, S 为标准差, G,* 值越高反映该区域的 空间聚类特征越明显, 反之亦然。社交网络数 据(如微博签到数据和Twitter等)、热力图(如 百度热力图和腾讯热力图)等为可采用数据 类型。

2) 积累冷热点指数。

与瞬时冷热点指数同理,积累冷热点指 数为某特定时段内人群的空间聚类特征。而

表 3 常用的大数据特性对比分析

Tab. 3 Comparative analysis of characteristics of big data in common use

| 数据类型 | 主要获取途径 | 常见数据处理方法 | 优势 | 不足 |
|--------|--------------------------|--|--|--|
| 手机信令数据 | 通信运营商 | 基于泰森多边形与三维活动空间的手机信令空间关联法 | 数据量大,涵盖人群较广 | 空间精度较低,可能存在数 10 m 的偏差,并且数据不具开放性,获取难度较大 |
| 热力图 | 导航地图 | 通过相应的局部统计 G_i^* 来探索空间集聚的热点区域和 冷点区域 | 来源更广泛、数据更新频率更快、数据的尺度更小、数据量更大,可以更精细地对人流时空变化进行深入研究 | 数据属性少、无法跟踪人群轨迹 |
| 定位轨迹数据 | TalkingData [®] | 借助 ArcGIS "空间连接" 工具对轨迹点数量进行计数,通过其空间分布差异分析用户活动集聚状态 | 更具有客观性,样本数量大、覆盖地理范围广泛, 并且数据拥有更为完整的过程属性 | 可能无法代表普遍人群,还可能存在 额外的信息误差 |
| 网络媒体数据 | 网络爬虫 开放数据集 | 将数据转化为 Excel 数据库,涉及用户、活动时间、地理位置等信息,从而建立基础数据库 | 用户数量多、数据属性丰富,数据的客观性较强 | 往往存在冗余信息;用户出于安全考虑,还可能提供额外的信息误差 |
| 社交网络数据 | 网络爬虫 开放数据集 官方 API | 将数据转化为 Excel 数据库,涉及用户、活动时间、地理位置等信息,从而建立基础数据库 | 数据量大、数据属性多,且官方提供开放 API,数据获取便利 | 往往存在无效信息和无效用户,且官方 API 对于用户的数据获取在获取频次、获取量、获取对象方面存在比较严格的限制 |
| 公交刷卡数据 | 城市交通部门开放数据集 | 将数据进行空间化,并整合用户公交出行日志,将所有 公交出行的起始时间、起始地点和卡类型等信息作为基 础数据库 | 用户量大,空间精度高,用户群体覆盖广泛 | 连续性较低,且每张卡可能存在多个 使用者,从而产生偏差 |

其可采用的数据往往为具有积累性的场所数据(例如 POI、foursquare ^①数据等)。

3.2.3 时段波动特征

时段波动特征重点反映人群活动在不同时间段内的动态变化,特指空间单元中在指定时间段中人群活动密度的离散度,衡量指标为稳度指数 S(Stabilization)^[34],可利用 Excel中的 STDEV 函数进行计算:

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (x_i - r)^2}$$
 (3)

式中,S 为某一有效空间单元中n 日人数总量的标准差, x_i 代表当日的人数,r 为n 日内人数总量的平均数。S 值越高反映该区域离散度越大,反之亦然。可采用的数据包括手机信令数据、热力图数据、社交网络媒体数据、公交刷卡数据、定位轨迹数据等。

3.2.4 持续时间

活跃累计时长指标用来表征特定空间范围内达到并维持一定活力强度的总时间,即空间单元人群密度达到给定的标准值的总时间。 利用 ArcMap 中的"近邻分析"工具,可建立轨迹点与底图路径的精准空间联系,之后采用数据属性表中的字段计算器进行统计分析,计算公式可以表示为[15]40:

$$T_{j} = \sum_{P_{t}} (a_{t})$$

$$P_{t}(a_{t}) = \begin{cases} 1, & \text{if } a_{t} > Thr \\ 0, & \text{if } a_{t} \leq Thr \end{cases}$$

$$(4)$$

式中, T_i 为活跃累计时长指标, a_t 是 t 小时($t \in [0, 24]$)在空间单元 i 上的人群总数, $P_i(a_i)$ 用来判断 t 小时内的人群总数是否超过一定的阈值(Thr)。阈值可通过计算一周以内的平均人群密度得到,其中比例系数工作日取 5/7,双休日取 2/7。获得累计时长越大,表明在空间单元达到活跃水平、被高效利用的时间越长。

3.2.5 活动特征

活动特征更关注活动主体和活动自身的多样化程度,基于对人群活动的分类,例如娱乐活动、社交活动、通勤活动等,在特定的时空范围内反映人群活动的多样性,包括人群类型多样性和场所类型多样性2个指标。

1)人群类型多样性。

人群类型多样性为特定空间范围内的人口在文化(如不同地域)或身份(如居民与游客)等方面的混合程度,可表示为[5]:

$$D_{i} = 1 - \sum_{r=1}^{m} \left(\frac{n_{r}}{N} \right)_{i}^{2} \tag{5}$$

其中, D_i 是区域i的多样性指数,m是不同文化或者身份人群的类型总数,n是第r类

人群在区域i 的总人数,N 是区域i 的总人数。 D_i 越接近于 0,则表明该区域的人群在文化或身份方面的混合度越低;反之,该指数越大,表明混合度越高。可通过机器学习中支持向量机(Support Vector Machine,简称 SVM)算法进行用户人群分类,可采用的数据类型包括带有详细用户属性的社交网络数据,如微博、Twitter等。

2)活动类型多样性。

活动类型多样性用于表征特定空间范围内基于签到数据或热力图的场所类型混合度,可以通过城市空间被使用的情况来反映人群活动情况^[36-37],计算方法与人群类型多样性同理。可采用的数据有新浪微博兴趣点(POI)、微博签到数据、Twitter 签到数据、Foursquare 签到数据等。

4 讨论与结论

人群及其在公共空间活动的聚集性、稳定性、多样性是公共空间活力的本质特征和直观描述,时空大数据为描述公共空间活力的本质特征提供了全面、精确、动态的方法,因而具有巨大的挖掘潜力与价值。但是,大数据的应用还处于探索阶段,大数据本身还

有许多局限需要进一步研究:一是大数据的 采集方法多样、类型丰富、结构复杂、标准 不一,需要研究不同类型大数据的预处理方 法、数据过滤、清洗的技术手段,才能挖掘 有用信息;二是大数据具有不同的精度和优 劣势(表3),要研究其适用的空间尺度和质 量精度差异,未来需要多源数据进行结合分 析,以提高评价结果的准确度与真实度。

本研究从公共空间活力的本质出发,建立了以大数据为基础的评价体系,其中各单因子的定量测算方法已在不同的文献中得以实现,而多因子综合评价还有待验证,鉴于各单因子测度结果的量纲不一,活力高低的评估标准难以确定,建议对单因子评价结果归一化后采用模糊综合评价法进行评价。随着新型大数据和测度方法的不断涌现,公共空间活力评价体系的研究还需进一步深化。如不同尺度、不同类型场所公共空间活力评价的目标、指标、权重、量化评估方法,传统方法与基于大数据评价方法的相互验证等。

公共空间活力评价的目的之一为城市公 共空间的规划设计和管理提供参考,从而在 时间、空间、环境、功能等多个维度满足城 市居民的需求。因此分析基于人群活动特征 视角评估的公共空间活力与物理空间要素的 耦合关系,研究空间特征、自然文化、区位 设施等因素对活力的影响机制,进而提出优 化或提升空间活力的景观规划设计途径是公 共空间活力测度研究应用的重点。

注释:

- ① Foursquare 是一个知名的提供用户定位的社交网络服务,其用户提供累计的本地场所信息(https://foursquare.com/)。
- ② Talking Data 移动数据研究中心(http://www.talkingdata.com/)。
- ③ 表 1 源自参考文献 [12]; 表 2~3 为作者自绘。

参考文献 (References):

- [1] 王鹏. 城市公共空间的系统化建设 [M]. 南京:东南大学出版社,2002.
- [2] JACOBS J. The Death and Life America Cities[M]. New York City: Vintage Books, 1961.
- [3] LYNCH K. Good City Form[M]. Cambridge: MIT press, 1984.

- [4] 杨·盖尔·交往与空间 [M]. 何人可,译. 北京:中国建筑工业出版社,1992.
- [5] JACOBS J. The Death and Life of Great American Cities[J]. New York City: Vintage Books, 1961.
- [6] 蒋涤非 · 城市形态活力论 [M]. 南京:东南大学出版社,2007.
- [7] 王玉琢 · 基于手机信令数据的上海中心城区城市空间活力特征评价及内在机制研究 [D]. 南京:东南大学, 2017.
- [8] WINTERS M, BRAUER M, SETTON E M, et al. Built Environment Influences on Healthy Transportation Choices: Bicycling versus Driving[J]. Journal of Urban Health, 2010, 87(6): 969-993.
- [9] 汪海,蒋涤非. 城市公共空间活力评价体系研究 [J]. 铁道科学与工程学报,2012(1):56-60.
- [10] 荀爱萍,王江波.基于SD法的街道空间活力评价研究[J]. 规划师, 2011 (10): 102-106.
- [11] 郑丽君, 武小钢, 杨秀云.大学校园公共空间活力评价指标的定量化研究[J].山西农业大学学报(自然科学版), 2016 (11): 821-826.
- [12] 党安荣,张丹明,李娟,等 · 基于时空大数据的城乡景观规划设计研究综述 [J]. 中国园林, 2018 (3) : 5-11.
- [13] STEIGER E, WESTERHOLT R, RESCH B, et al. Twitter as an Indicator for Whereabouts of People? Correlating Twitter with UK Census Data[J]. Computers, Environment and Urban Systems. 2015(54): 255-265.
- [14] YANG X, FANG Z, XU Y, et al. Understanding Spatiotemporal Patterns of Human Convergence and Divergence Using Mobile Phone Location Data[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2016, 5(10): 177.
- [15] 丁浪.基于居民运动数据的杭州城市绿道评价及优化策略研究[D].杭州:浙江大学,2018.
- [16] FURLETTI B, CINTIA P, RENSO C, et al. Inferring Human Activities from GPS Tracks, 2013[C]. New York: ACM Publications, 2013.
- [17] DIAO M, ZHU Y, FERREIRA J J, et al. Inferring Individual Daily Activities from Mobile Phone Traces: A Boston Example[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 2016, 43(5): 920-940.
- [18] 李君轶, 唐佳, 冯娜. 基于社会感知计算的游客时空行为研究[J]. 地理科学, 2015 (7): 814-821.
- [19] 柴彦威, 沈洁. 基于活动分析法的人类空间行为研究 [J]. 地理科学, 2008 (5): 594-600.
- [20] JAKLE J A, BRUNN S D, ROSEMAN C C. Human Spatial Behavior: A Social Geography[M]. North Scituate, MA: Duxbury Press, 1976.
- [21] XU Y, SHAW S, ZHAO Z, et al. Another Tale of Two Cities: Understanding Human Activity Space Using Actively Tracked Cellphone Location Data[J]. Annals of the American Association of Geographers, 2016, 106(2): 489-502.
- [22] YUAN Y, RAUBAL M. Analyzing the Distribution of Human Activity Space from Mobile Phone Usage: an Individual and Urban-oriented Study[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2016, 30(8): 1594-1621.
- [23] 滕雨薇. 大数据方法下的大都市城市活力与空间特征研究 [D]. 上海:同济大学,2017.
- [24] 刘博敏,张露.基于百度热力图的城市滨水活力时空模式研究:以南京秦淮河为例 [C]// 持续发展理性规划.2017中国城市规划年会论文集(05城市规划新技术应用),东莞:中国城市规划学会,2017:10.
- [25] 于丙辰,陈刚.基于腾讯区域热力图的庐山核心景区客流研究[J].国土与自然资源研究,2017(2):83-89.

- [26] 李方正,董莎莎,李雄,等. 北京市中心城绿地使用空间分布研究:基于大数据的实证分析 [J]. 中国园林, 2016 (9): 122-128.
- [27] 郭雅婷,贾铁飞. 基于旅游数字足迹的访沪国内游客时空行为特征研究 [J]. 资源开发与市场,2017 (9):1147-1152
- [28] 邓力凡,谭少华.基于微博签到行为的城市感知研究: 以深港地区为例 [J].建筑与文化,2017(1): 204-206.
- [29] 刘晓娟, 尤斌, 张爱芸. 基于微博数据的应用研究综述 [J]. 情报杂志, 2013 (9): 39-45.
- [30] ODLAND J. Spatial Autocorrelation[M]. Thousand Oaks, California: Sage Publications, 1988.
- [31] GETIS A, ORD J K. The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics[J]. Geographical Analysis, 1992 24(3): 189-206
- [32] 康维娜, 邵景安, 郭跃. 重庆典型山区县人口迁移的时空分布特征及其影响因素 [J]. 热带地理, 2016, 36 (1):
- [33] 郑晓燕,周鹏. 武汉市房价的空间分布格局及其影响 因素分析 [J]. 国土与自然资源研究, 2016 (2): 26-31.
- [34] 宁姗姗, 李磊, 王伟. 人流量大数据视角下特色小城镇活力评价研究: 以东部地区 9 个特色小城镇为例 [J]. 小城镇建设, 2018, 36 (9): 43-48.
- [35] MAURO P. Corruption and Growth[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1995, 110(3): 681-712.
- [36] 吴志强,叶锺楠·基于百度地图热力图的城市空间结构研究:以上海中心城区为例 [J].城市规划,2016 (4):
- [37] 徐婉庭,马宏涛,程艺,等.北京地铁站域活力影响因素探讨[J].北京规划建设,2018 (3): 40-46.

(编辑/陈汪丹)