

大数据在评价有关公共健康的建成环境中的应用：文献综述

The Application of Big Data in Assessing the Built Environment for Public Health: A Literature Review

张 昊 尹 力 ZHANG Hao, YIN Li

摘 要 大数据、机器学习等新技术和新方法可以突破传统研究的时空限制,高效客观地研究大量、多样和变化的信息。系统性地梳理过去10年大数据在建成环境和公共健康研究中应用的相关文献,从机器学习(machine learning)在街景分析中的应用和众包(crowdsourcing)分析两个方面进行探讨。研究表明,将机器学习应用于街景图像等大数据,可以识别人本尺度的信息,帮助规划设计有益健康的人居环境。众包分析可以实时收集大量跨区域的个人对建成环境的感知体验。大数据覆盖范围广、细节丰富,补充并优化了当前的研究方法。大数据分析的优点在于能够进行详实的跨区域研究,同时极大地减少了时间和安全隐患。其挑战在于数据的有效性、图像分辨率不一致,以及无法观察障碍物周围的环境特征。此外,一些数据仅限于视觉感知,不足以量化其他感官体验。尽管如此,大数据分析凭借对人居尺度环境的精确度量和个人感知体验的深入探讨,为研究建成环境和公共健康提供了有效途径。

Abstract The advances in technology and method such as machine learning help break through the time and space limitations of traditional research. These methods are able to efficiently and objectively study a large amount of diverse and changing information. This paper systematically reviews the literature on the application of big data in the built environment and public health research in the past ten years (2011-2020). We focus on the application of machine learning in street view analysis and crowdsourcing analysis. The results suggest that applying machine learning to street-view images can analyze human-scale built environment information, thus promoting the planning and design of healthy cities. Crowdsourcing analysis facilitates the collection of a large number of individuals' real-time perceptions of the surroundings. The advantages of big data are reflected in its wide coverage and rich details. Therefore, big data analysis promotes in-depth, cross-regional research, while significantly reducing resource consumption and safety concerns. The challenge of the big data analysis lies in the validity of the data, the difference in image resolution, and the difficulty in observing environmental features around obstacles. Nevertheless, due to the objective measure of the human-scale built environment and in-depth exploration of individuals' perceptions, big data analysis optimizes traditional research methods, and provides an effective platform to study the relationship between the built environment and public health.

关键词 大数据;建成环境;公共健康;机器学习;众包

Key words big data; built environment; public health; machine learning; crowdsourcing

文章编号 1673-8985 (2020) 05-0036-05 中图分类号 TU981 文献标志码 A

DOI 10.11982/j. sup. 20200506

作者简介

张 昊
SUNY布法罗大学建筑与城市规划学院
博士
尹 力
SUNY布法罗大学建筑与城市规划学院
副教授,博士生导师

0 引言

大量的实证研究在全球范围内验证了建成环境和公共健康(运动量、肥胖等)之间的关联^[1-6]。当前,人居尺度的建成环境(城市设计)对公共健康的影响正成为新兴研究

的关注重点^{[7]、[8]、[147]、[9]}。大数据分析的重要意义在该领域愈发凸显。随着健康城市研究的深入,大数据分析提供了高效客观地探究建成环境的平台,同时帮助研究人员更准确地理解个人对环境的主观感受。具体来说,一

方面, 研究者们通过客观度量街景要素来量化人居尺度上建成环境和公共健康的关联。另一方面, 众包分析被广泛应用于在线收集和分析个人对环境的感性认知, 以突破实地调研的种种限制。本文系统地梳理了近10年(2011—2020年) 大数据、机器学习等新技术新方法在建成环境和公共健康中应用的相关文献, 从机器学习在街景分析中的应用与众包分析两个层面入手, 指出大数据分析和传统研究的优缺点, 藉此凝练出大数据在建成环境和公共健康研究领域的未来发展趋势。

1 研究方法

本文所纳入文献依据Web of Science, Google Scholar, PubMed等搜索引擎进行检索。关键词包括built environment (建成环境), public health (公共健康), big data (大数据), machine learning (机器学习) 等。研究以文章的引用频率作为其代表性的体现。由于大数据分析为近年来的新研究方向, 因此大部分引用文献发表于2016年后(见图1)。根据关键词检索, 本文初始录入42篇文献。其中, 7篇未使用大数据分析, 而是仍采用传统的现场调研或问卷形式获取数据。因此, 这7篇文章未被纳入该文献综述。基于此我们系统分析了剩余的35篇文章^[8, 10-43]。其中包括28篇实证类文章^[8, 10-20, 23-24, 28-33, 35-40, 42-43], 3篇理论类文章^[21-22, 27]和4篇文献综述^[25-26, 34, 41]。

2 大数据和众包分析的应用

2.1 机器学习在街景分析中的应用

建成环境的高分辨率影像数据提供了世界上主要城市的全景图, 例如谷歌街景(Google street view)、百度街景(Baidu street view)、腾讯街景(Tencent street view)等。为了探讨人本尺度上建成环境和公共健康的联系, 研究人员通过在街景分析中应用机器学习, 来客观度量建成环境的微观要素^{[8]149, [10]2, [11]632, [20]3, [23]8, [24]260, [31]4, [32]1}。既有研究包括论证街景分析的有效性、人行步道的可达性、步行

的视觉围合感、街道绿化、街道视觉感受、社区环境、步行和骑行等方面^{[10]4, [11]634, [20]2, [23]5, [24]264, [28]64, [31]2, [32]3}, 其主要观点包括视觉围合感与步行性和步行指数(walk score)有关, 对环境安全性的感知影响老年人的身体和心理健康, 设立人行横道与降低肥胖率有关等。Rundle等^{[10]2}通过谷歌街景对纽约市37个适合步行的社区环境进行调研, 为创造促进公共健康的人居环境提供理论依据。通过比较实地调研和谷歌街景远程调研的相似度, 该研究论证了使用谷歌街景量化建成环境的可行性。Yin和Wang^{[8]148}探讨了使用谷歌街景图像度量城市街景视觉特征的大数据分析潜力。通过在谷歌街景图像上应用机器学习算法, 该研究提出了客观度量跨区域街景特征的新方法, 例如标准化衡量视觉封闭性(visual enclosure)。作为街道的重要元素之一, 人本尺度的城市绿化在改善环境、休闲和审美方面的重要性得到了充分的实证研究和印证^[44-45]。然而, 相关研究成果却很少为城市规划和设计实践提供具体、有针对性的指导。为了进一步合理化城市规划的决策依据, Ye等^{[31]3}通过分析新加坡的谷歌街景图像, 提出一种简洁易行的方法来量化城市居民与视线内绿化的日均接触量。具体做法包括整合关于绿化和可达性的高分辨率测量图像。该研究从以人为本的角度探讨街道绿化, 通过识别出城市中需要规划干预措施的优先区域, 为决策者提供实证支持。此外, 通过比较基于谷歌街景的街道绿化和遥感测绘的城市绿地之间的关联, 该研究方法的合理性得到了验证。谷歌街景在公共健康研究中的应用案例主要集中在北美、欧洲和新西兰的城市地区, 位于亚洲和南美的研究则相对较少^{[26]243}。通过谷歌街景探讨的健康相关主题包括运动量(physical activity)、精神健康、烟酒使用等。相关研究通过分析街景图像, 将大数据与机器学习集成, 为城市规划人员提供了政策支持。近年的研究更加关注人本尺度的街景特征测量, 以求进一步推动以促进公共健康为导向的城市规划实践的发展。

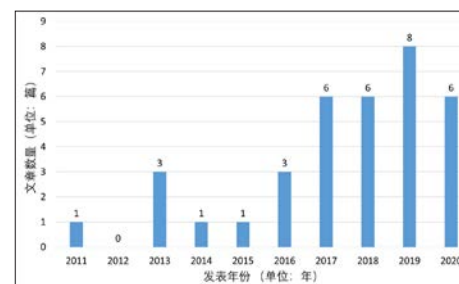


图1 文献综述统计年份和数量

Fig.1 Statistical information of reviewed literature

资料来源: 笔者自绘。

在缺乏谷歌街景数据的地方(例如中国), 研究人员使用开放式街道地图(OpenStreetMap)和类似谷歌街景的数据(腾讯街景或百度街景)来衡量城市设计质量。Gu等^{[28]67}基于腾讯街景图像构建了街道环境评估框架体系, 用于量化中国4个城市(重庆、天津、昆明、石家庄)的步行和骑行环境质量。Cheng等^{[23]10}使用腾讯街景数据测量街道景观特征的视觉感知, 提出了4类描述街景视觉感知的指标, 包括显著区域饱和度、视觉熵值、绿色视线指数和天空开放指数。Long和Liu^{[20]2}分析了中国245个主要城市的腾讯街景图像, 着重探讨了可视街道绿化的客观度量。该研究促进了行人对环境的日常感知的评价标准建设。基于百度街景的140 000张上海市中心的街景图像, Ye等^{[37]6}通过机器学习算法SegNet量化了行人对街道的视觉感知。从图像中提取的视觉要素包括: 建筑临街立面、绿化、天空开阔度、行人空间、车流和多样性。通过客观度量人对建成环境的主观意识, 该研究提供了以人为本为核心的规划设计新思路。街景大数据分析提供了一种自动信息获取技术, 用来客观测量街道景观以及人们对于微观尺度建成环境的视觉感知。该类研究方法同样可应用于其他尺度的地理区域, 例如街道、邻里、街区乃至城市范围。这类研究为促进公共健康的规划设计实践提供了有针对性的政策指引(见图2)。

2.2 众包分析

传统评价人们对建成环境感知的方法受限于空间精度不足或难以收集不同地理尺

度的数据样本。互联网支持的数据收集方法（众包分析）同时促进了这两方面。已有研究包括探讨幸福感的空间分布，居住环境与体重、城市活力（urban vibrancy）的时空差异等^{[13]1, [29]780, [43]2}。主要观点体现在社交媒体可以用来评估实时动态的健康信息如肥胖率变化等。Mitchell等^{[13]2}通过对带地理标签的推特消息进行文本分析，论证了美国各地幸福指数的空间分布。该研究证明了社交媒体可以用于评估人们精神健康的空间尺度的实时水平和变化。社交媒体数据的空间分布密度和地理普遍性使其对于评估跨区域的大数据样本具有优势。然而，在特定区域采集的数据将不可避免地存在偏差。此外，任何单条信息中所表达的幸福感受未必总是包含街道景观特征的描述。类似地，微博信息也被用来分析健康相关的主题和建成环境质量^{[14]20}。Wang等探讨了微博上讨论的各种健康问题。结果表明，微博中体现的流感信息与中国的流感发病率显著相关，这就表明微博数据可以用来分析现实事件的趋势。Salha^[15]建构了上海行人的质量路径，例如两个节点之间最安静的路径。研究者通过微博消息和其他地理定位数据，包括大众点评分数（带地理标记的兴趣点，例如餐厅的排名）和Flickr图像（带地理标记的照片的标题和标签），建立模型研究道路的安静程度。研究指出，针对当前众包分析的局限，在未来的研究中应进一步改善数据的准确性，同时纳入时间因素综合考虑，以提高结论的外部有效性并加深对基础数据的理解。



图2 街景图像
Fig.2 Street view images

麻省理工学院媒体实验室（MIT Media Lab）的研究人员利用群众对街景特征的评价来衡量个人对建成环境的感知^{[12]1}。实验室网站（<http://pulse.media.mit.edu/>）向访问者展示成对出现的街景图像，并向他们询问一系列与图片相关的问题。例如，“哪张图片的街景看起来更安全？”或“哪张图片的街景看起来更漂亮？”研究人员通过网站浏览者的回答获得大量数据，用于评估人们对随机分布在美国和奥地利的4座城市的4 000多组街景的感知。该研究为我们提供了一种评价街道景观特征的众包平台，以论证城市街道环境与人们活动之间的关联。当然，众包分析也存在相应局限，例如，其过程往往受制于有限范围内的视觉感知，因此难以度量其他感官体验（温度、湿度、噪音、气味等）。尽管如此，众包分析仍可通过收集社交网络媒体用户在大范围内的感知体验，对街景特征进行具备空间精度的测量和评估。

3 大数据与传统方法的优缺点比较

传统方法从实地调研中获取详细的微观数据，花费大量的时间、金钱和人力资源。并且实地调研容易受到不利天气的影响，可能对调研人员造成潜在的安全隐患。而街景图像的出现打破了传统测量街景特征数据的限制。街景图像细节丰富、覆盖面广，包含大量街道级别建成环境特征的信息。例如，研究者通过行人街景微观调研（Microscale Audit of Pedestrian Streetscapes, MAPS）在线工具来评估微观尺度的建成环境对运动量的



影响^{[46]83}。该方法使用在线卫星图像或全向图像（Bing Maps Street Side或Google Maps Street View）进行虚拟调研。这种“虚拟调研”模式突破了现场调研的众多限制，例如能够进行涵盖不同地理区域的大范围比较研究。在线地图服务能够访问的任何地区都可以进行远程调研。网络辅助数据收集等新方法可以同时促进空间精度和不同地理范围的大数据采样。研究者通过分析大数据识别研究对象的空间模式，或评估个人对建成环境质量的感知。例如开展对推特或微博等标注地理位置的社交网络的文本分析，来揭示公共健康相关的主题；或利用大众对街景图像的评分来衡量个人对城市的直观感受。

由于谷歌街景提供同一地点的历史图像，因此，在线调研工具（如MAPS Online）可以进行追溯或纵向研究。相较于现场实地调研，大数据分析具备理解建成环境如何随时间变化的研究潜力。然而，依赖谷歌街景或其他街景数据的局限性在于，街景图像未必涵盖整个研究区域。例如，出于保护隐私的原因，或是应商住户的要求，街景服务有时会故意遮盖图像所覆盖的地区。同时，一些街景图像包含公交、卡车、树叶等，而这些物体会遮挡研究关注的建成环境要素。此外，一些街景数据并不是实时更新的，且不同区域的街景数据年份也不同。因此，大样本区域分析仍存在局限。就数据处理难易程度而言，MAPS计算步行指数的方式较为复杂。因此，使用自动评分软件开发更简洁的在线调研工具将成为未来的研究方向。



资料来源：谷歌、腾讯、百度。

表1 大数据与传统方法的优缺点比较

Tab.1 Comparison of the advantages and disadvantages of big data analysis and traditional methods

研究方法	优点	不足
实地调研 (传统)	直观 一手资料 有据可查 数据详尽、多样	大量资源消耗 一致性差 不适合收集大样本 评估大区域的能力有限
GIS 分析 (传统)	客观性 高精度 一致性优异 高效率 扩展性优 适用于不同研究	难以度量街道尺度上的建成环境 评估个人感受的能力有限
街景分析 (大数据)	细节丰富 覆盖面广 易于获取 易于收集海量和不同区域的样本 降低时间和安全顾虑 客观性 一致性 人居尺度建成环境的评估	图片分辨率差异 实时更新局限 难以观察障碍物周围的街景特征 难以精确测量距离和尺寸
众包分析 (大数据)	理解个人对建成环境的主观感受 易于获取 易于收集海量和不同区域的样本 降低时间和安全顾虑	数据样本有效性 隐私顾虑

资料来源:笔者自制。

众包数据(例如推特或微博信息)的空间精度和地理普遍性非常适合于评估不同城市的建成环境大数据样本。然而,研究者需要考虑众包数据样本的有效性。例如,使用微博的人群普遍年轻。同时,还需要考虑隐私对众包数据的影响。例如,人们可能不愿意给动态加上定位。此外,这类数据对于研究吸引力较低或互联网设施较差的地区会产生偏差,因为人们在社交媒体上讨论这些地区的可能性较小。此外,建成环境很少体现在单条消息上。尽管如此,研究者仍能通过聚集大量的社交媒体数据来探讨建成环境和公共健康的关联。因为每条消息将不可避免地受到个体所处环境的影响,因此这类大数据在一定程度上有助于理解个人对环境的整体感知。众包分析的不足在于,关于建成环境的大数据虽然能获得居民的感官体验,但往往缺乏居民的个人信息(一般只有性别、年龄,其信息的真实性也存疑)。尽管如此,众包分析仍然促进了对个人感知在空间上的精确测量,并且可以在跨地理范围内开展研究(见表1)。

综上所述,对于建成环境和健康的关联,传统研究方法主要包括资源密集型的实地调

研和基于GIS的分析。关于个人对建成环境感知的研究则往往通过大量访谈或问卷的形式来记录和收集用户的感受和行为。这类方法过程繁杂且耗费大量资源。因此,如何在大规模内高效地收集数据成为研究者面临的挑战之一。幸运的是, GIS技术、大数据和计算分析方法的持续发展极大促进了关于建成环境与公共健康之间关系的研究。基于互联网的众包和社交媒体数据采集,尤其是带有地理标签(如推特或微博)的社交媒体,代表了收集跨区域建成环境特征的大数据的未来方向。

4 未来研究展望

大数据在预测分析、智能安全、智慧城市等领域已得到广泛应用。在健康城市领域,技术的进步客观上推动了度量建成环境并评估其对公共健康影响的方法。随着算法能力的快速提升,以及地理编码的社交网络的扩展,大数据分析将在城市规划设计和公共健康研究中发挥越来越重要的作用。令人鼓舞的是,大数据分析使连续、高效和精确地度量大区域建成环境成为可能。一方面,越来越丰富的

空间数据极大地促进了建成环境和公共健康的研究。例如, OpenStreetMap提供了世界范围内的建筑物轮廓和街道信息;各类街景数据为研究跨区域的建成环境提供了建筑立面、树木、天空和道路的图像。另一方面,计算机视觉、机器学习和摄影测量技术的进步使研究人员能够自动识别和描述人本尺度上的建成环境要素,以定量地论证其与公共健康的关系。随着人工智能、计算分析技术的发展以及空间精度更高的大数据资源,未来应进一步开发改进更加客观和可复制的建成环境度量方法。在这个意义上,我们离系统地揭示建成环境与公共健康之间的关联更进一步,而这类研究在过去往往受制于小样本区域和主观测量的影响。

参考文献 References

- [1] EWING R, HANDY S, BROWNSON R C, et al. Identifying and measuring urban design qualities related to walkability[J]. Journal of Physical Activity and Health, 2006, 3(s1): S223-S240.
- [2] PAPAS M A, ALBERG A J, EWING R, et al. The built environment and obesity[J]. Epidemiologic Reviews, 2007, 29(1): 129-143.
- [3] SALLIS J F, SAELENS B E, FRANK L D, et al. Neighborhood built environment and income: examining multiple health outcomes[J]. Social Science & Medicine, 2009, 68(7): 1285-1293.
- [4] FENG J, GLASS T A, CURRIERO F C, et al. The built environment and obesity: a systematic review of the epidemiologic evidence[J]. Health & Place, 2010, 16(2): 175-190.
- [5] ALFONZO M, GUO Z, LIN L, et al. Walking, obesity and urban design in Chinese neighborhoods[J]. Preventive Medicine, 2014, 69: S79-S85.
- [6] DAY K. Built environmental correlates of physical activity in China: a review[J]. Preventive Medicine Reports, 2016(3): 303-316.
- [7] EWING R, HANDY S. Measuring the unmeasurable: urban design qualities related to walkability[J]. Journal of Urban Design, 2009, 14(1): 65-84.

- [8] YIN L, WANG Z. Measuring visual enclosure for street walkability: using machine learning algorithms and Google Street View imagery[J]. *Applied Geography*, 2016, 76: 147-153.
- [9] YIN L. Street level urban design qualities for walkability: combining 2D and 3D GIS measures[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2017, 64: 288-296.
- [10] RUNDLE A G, BADER M D, RICHARDS C A, et al. Using Google Street View to audit neighborhood environments[J]. *American Journal of Preventive Medicine*, 2011, 40(1): 94-100.
- [11] HARA K, LI V, FROEHLICH J. Combining crowdsourcing and Google Street View to identify street-level accessibility problems[C]//*Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York: Association for Computing Machinery, 2013: 631-640.
- [12] SALESSES P, SCHECHTNER K, HIDALGO C A. The collaborative image of the city: mapping the inequality of urban perception[J]. *PloS One*, 2013, 8(7): e68400.
- [13] MITCHELL L, FRANK M R, HARRIS K D, et al. The geography of happiness: connecting Twitter sentiment and expression, demographics, and objective characteristics of place[J]. *PloS One*, 2013, 8(5): e64417.
- [14] WANG S, PAUL M J, DREDZE M. Exploring health topics in Chinese social media: an analysis of Sina Weibo[C]//*AAAI Workshop on the World Wide Web and Public Health Intelligence*, 2014, 23: 20-23.
- [15] SALHA G. Recommending quiet paths in Shanghai: a data science point of view[EB/OL]. (2019-01-09)[2020-08-05]. <http://www.complexcity.org/2015/10/13/recommending-quiet-path.html>.
- [16] ZHAO M, LIU X. Reprint of: regional risk assessment for urban major hazards based on GIS geoprocessing to improve public safety[J]. *Safety Science*, 2017, 97: 112-119.
- [17] KONTOKOSTA C E. The quantified community and neighborhood labs: a framework for computational urban science and civic technology innovation[J]. *Journal of Urban Technology*, 2016, 23(4): 67-84.
- [18] SU S, LI Z, XU M, et al. A geo-big data approach to intra-urban food deserts: transit-varying accessibility, social inequalities, and implications for urban planning[J]. *Habitat International*, 2017, 64: 22-40.
- [19] SUN Y, DU Y, WANG Y, et al. Examining associations of environmental characteristics with recreational cycling behaviour by street-level Strava data[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2017, 14(6): 644.
- [20] LONG Y, LIU L. How green are the streets? An analysis for central areas of Chinese cities using Tencent Street View[J]. *PloS One*, 2017, 12(2): e0171110.
- [21] ADLAKHA D. Quantifying the modern city: emerging technologies and big data for active living research[J]. *Frontiers in Public Health*, 2017(5): 105.
- [22] YANG Y. Using agent based modeling to study multiple risk factors and multiple health outcomes at multiple levels[J]. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 2017, 1408(1): 7-14.
- [23] CHENG L, CHU S, ZONG W, et al. Use of Tencent Street View imagery for visual perception of streets[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(9): 265.
- [24] NGUYEN Q C, SAJJADI M, MCCULLOUGH M, et al. Neighbourhood looking glass: 360° automated characterisation of the built environment for neighbourhood effects research[J]. *Journal of Epidemiology Community Health*, 2018, 72(3): 260-266.
- [25] TIMMINS K A, GREEN M A, RADLEY D, et al. How has big data contributed to obesity research? A review of the literature[J]. *International Journal of Obesity*, 2018, 42(12): 1951-1962.
- [26] RZOTKIEWICZ A, PEARSON A L, DOUGHERTY B V, et al. Systematic review of the use of Google Street View in health research: major themes, strengths, weaknesses and possibilities for future research[J]. *Health & Place*, 2018, 52: 240-246.
- [27] HELBICH M. Toward dynamic urban environmental exposure assessments in mental health research[J]. *Environmental Research*, 2018, 161: 129-135.
- [28] GU P, HAN Z, CAO Z, et al. Using open source data to measure street walkability and bikeability in China: a case of four cities[J]. *Transportation Research Record* 2672, 2018, 31: 63-75.
- [29] ZENK S N, TARLOV E, POWELL L M, et al. Weight and Veterans' Environments Study (WAVES) I and II: rationale, methods, and cohort characteristics[J]. *American Journal of Health Promotion*, 2018, 32(3): 779-794.
- [30] KESTENS Y, WINTERS M, FULLER D, et al. Interact: a comprehensive approach to assess urban form interventions through natural experiments[J]. *BMC Public Health*, 2019, 19(1): 1-11.
- [31] YE Y, RICHARD D, LU Y, et al. Measuring daily accessed street greenery: a human-scale approach for informing better urban planning practices[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 191: 103434.
- [32] WANG R, LIU Y, LU Y, et al. Perceptions of built environment and health outcomes for older Chinese in Beijing: a big data approach with street view images and deep learning technique[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 78: 101386.
- [33] FAN Z, LIU C, CAI D, et al. Research on black spot identification of safety in urban traffic accidents based on machine learning method[J]. *Safety Science*, 2019, 118: 607-616.
- [34] ALDRED R. Built environment interventions to increase active travel: a critical review and discussion[J]. *Current Environmental Health Reports*, 2019, 6(4): 309-315.
- [35] KIM J, AHN C R, NAM Y. The influence of built environment features on crowdsourced physiological responses of pedestrians in neighborhoods[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 75: 161-169.
- [36] GUO L, LUO J, YUAN M, et al. The influence of urban planning factors on PM2.5 pollution exposure and implications: a case study in China based on remote sensing, LBS, and GIS data[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 659: 1585-1596.
- [37] YE Y, ZENG W, SHEN Q, et al. The visual quality of streets: a human-centred continuous measurement based on machine learning algorithms and street view images[J]. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2019, 46(8): 1439-1457.
- [38] DENG C, DONG X, WANG H, et al. A data-driven framework for walkability measurement with open data: a case study of triple cities, New York[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(1): 36.
- [39] WILKINS E, ARAVANI A, DOWNING A, et al. Evidence from big data in obesity research: international case studies[J]. *International Journal of Obesity*, 2020, 44(5): 1028-1040.
- [40] PHAN L, YU W, KERALIS 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.
- [41] YIGITCANLAR T, DESOUZA K C, BUTLER L, et al. Contributions and risks of artificial intelligence (AI) in building smarter cities: insights from a systematic review of the literature[J]. *Energies*, 2020, 13(6): 1473.
- [42] ULLAH H, WAN W, HAIDERY S A, et al. Spatiotemporal patterns of visitors in urban green parks by mining social media big data based upon WHO reports[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 39197-39211.
- [43] LI S, WU C, LIN Y, et al. Urban morphology promotes urban vibrancy from the spatiotemporal and synergetic perspectives: a case study using multisource data in Shenzhen, China[J]. *Sustainability*, 2020, 12(12): 4829.
- [44] JIM C Y, SHAN X. Socioeconomic effect on perception of urban green spaces in Guangzhou, China[J]. *Cities*, 2013, 31: 123-131.
- [45] KRELLENBERG K, WELZ J, REYES-PÄCKE S. Urban green areas and their potential for social interaction—a case study of a socio-economically mixed neighbourhood in Santiago de Chile[J]. *Habitat International*, 2014, 44: 11-21.
- [46] CAIN K L, MILLSTEIN R A, SALLIS J F, et al. Contribution of streetscape audits to explanation of physical activity in four age groups based on the Microscale Audit of Pedestrian Streetscapes (MAPS) [J]. *Social Science & Medicine*, 2014, 116: 82-92.