DOI: 10.5846/stxb202003110494
张永霖,付晓.基于深度学习街景影像解译和景感生态学的视域环境定量解读.生态学报,2020,40(22):8191-8198.
Zhang Y L,Fu X.Quantitative interpretation of visual environment based on street view images analyzed with deep learning and from Lendsenses Ecology perspective.Acta Ecologica Sinica,2020,40(22):8191-8198.

基于深度学习街景影像解译和景感生态学的视域环境定量解读

张永霖,付 晓*
中国科学院生态环境研究中心,城市与区域生态国家重点实验室, 北京 100085

摘要:城市物理环境带给居民丰富而生动的视觉意象,目前许多文献结果表明其宜人性与公共福祉以及健康状况息息相关。景感生态为探究城市物理环境与居民感知信息之间的联系提供了指导依据,通过人本尺度的定量手段解读城市环境中视觉、听觉和味觉等多维度感知信息。秉承景感生态学的基本原理,引入一种结合街景大数据和深度学习的城市环境量化手段,以北京市六环范围为例,将景感视率作为测度对人本视角下的城市环境展开定量解读。在全面把控多维景感要素的同时,旨在实现以人为本的城市物理环境优化设计,从而满足人们对生活品质提升的实际需求。实验结果显示:(1)从视觉感受的宏观表现来看,北京四环路范围内建成环境的"闭合感"较强,而对绿植的感知程度相对偏弱,因而需要开展存量环境设计并优化视域界面结构;(2)以景感视率作为特征值进行聚类得出 3 类主导空间(绿色空间、灰色空间和蓝色空间),可针对灰色空间着重部署垂直绿化资源,提高城市视觉绿化的可感知性,从而营造舒适宜人的绿色氛围、促进公众身心健康;(3)为景感生态学提供了基于大数据思维的数据集和定量方法补充。综上,以街景影像和景感生态视角对北京市中心城区的视域环境展开定量分析,采用了先进的深度学习框架(Detectron2)并结合经典的机器学习方法(K-Means)对人本视域内多维景感要素的空间分布特征进行解读。借助景感生态规划可以有针对性的改善城市视域界面的感知质量,提升智能管理水平,帮助城市规划设计人员和管理者从人本视角提升城市公共环境品质和风貌。

关键词:景感生态学;人本视角;街景影像;深度学习;视域环境

Quantitative interpretation of visual environment based on street view images analyzed with deep learning and from Lendsenses Ecology perspective

ZHANG Yonglin, FU Xiao[1]*
State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, *China*

Abstract: Urban physical environment brings rich and vivid visual image to the residents, and plenty of quantitative research results have shown that the amenity is closely bound up with urban public well-being and health conditions. Landsenses Ecology provides a new guidance for exploring the connection between physical environment and residents' perception information, and interprets multi-dimensional senses such as vision, auditory and gustation in urban environment through quantitative measures in the human scale. This article follows the basic principles of Landsenses Ecology, introduces a city environment quantification method that combines a street view dataset and deep learning framework. Taking the Sixth Ring Road area of Beijing as an example, the Landsenses View Factors (LVFs) are used as metrics to explain the urban environment in a human-oriented perspective. While comprehensively controlling the multi-dimensional landsenses factors, our goal is to realize the people-oriented optimization design of urban physical environment, so as to meet the actual needs

基金项目:中国科学院战略性先导科技专项(A 类)资助(XDA23030403)
收稿日期:2020-03-11; **网络出版日期**:2020-09-23
* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: xiaofu@rcees.ac.cn

of residents to improve the quality of life. The experimental results show that: (1) from the perspective of visual perception at the macro level, the "closedness" of building environment within the Fourth Ring Road in Beijing is relatively strong, and the perceptibility of green view is relatively weak. It means that environmental designs in stock should be deployed and the components of visual interface should be optimized in the Fourth Ring Road area. (2) Clustering with the LVFs as the feature variables yields three types of dominant spaces (green space, gray space and blue space, separately). The vertical green infrastructures can be concentratedly deployed on the "gray space" to improve the perceptibility of urban green view at eye level, thereby creating a comfortable and pleasant green atmosphere, and promoting physical and mental health of the public. (3) This article provides data and method supplement based on big data thinking for Landsenses Ecology. In summary, this article analyzes the urban space of Beijing's central area from the perspective of Street view images (SVIs) and Landsenses Ecology, using the state-of-the-art deep learning framework named Detectron2 combined with a conventional machine learning model (K-Means clustering algorithm) to interpret the spatial distribution characteristics of the multiple LVFs in the humanistic perspective. Taking advantage of landsenses ecological planning, the perception quality of urban visual interface and the level of intelligent management can be improved, which helps the urban planners and managers to improve the quality and aesthetic of urban public environment from the human scale.

Key Words: landsenses Ecology; human-perspective; street view images; deep learning; visual environment

城市环境是由自然和人工要素组成的复杂巨系统,是人类生存发展的载体[1]。随着经济的发展、城市化进程的加速以及基础设施的逐步完善,许多城市中的自然要素逐渐被人工建造物替代,人本尺度下的城市外貌、形态、结构和布局不断改变,新的城市要素不断地冲击着公众对城市的意象感知,影响着公众的生活品质[2]。因此,从公众的视觉感知层面解读城市环境对于城市可持续发展具有一定作用,能够提升城市视觉环境质量、改善和延续城市历史文化风貌、保障人与自然和谐共生,帮助城市管理者和规划人员从宏观层面把控城市环境细节,以城市公众视角进行换位思考,丰富城市环境品质提升策略。

目前已经逐渐形成了科学成熟的量化手段来挖掘城市理化特征,例如利用遥感影像计算物种多样性、丰富度、归一化植被指数和景观指数等,然而这些"自上而下的"研究方式仍存在一些不足:1) 缺少合适的科学理论针对城市环境内人本感知情况开展定量解读;2) 研究视角与公众感知视角很难耦合,不能很好反映人本尺度的感知情况;3) 很难同时保证大范围、细粒度的计算结果[3-4]。因此,需要从理论和技术层面展开深度融合,以符合公众的视角"自下而上"地解读城市环境。学者赵景柱首次提出了"景感生态学"的概念:指以可持续发展为目标,基于生态学的基本原理,从自然要素、物理感知、心理感知、社会经济、过程与风险等相关方面,研究土地利用规划、建设与管理的科学[5]。研究系统阐释了景感生态学理论、迷码数据(多源混合数据)、趋善化模型等内容,利用先进技术手段测量环境感知,分析了生态系统服务功能与可持续发展之间的关系,为探究城市生态系统与人本感知的复杂联系提供科学依据[5-7]。

景感学重点关注的五感,包括视觉、听觉、嗅觉、味觉和触觉。其中,视觉感知提供的信息最为有效且丰富,帮助人们捕捉信息、指引行为、获取美学感受等。然而,目前对人本尺度和视角下的感受程度进行量化仍比较困难。传统的侧重于城市视觉环境方面的研究往往采用了现场拍照、发放问卷或踏勘的形式,但这些手段具有获取样本数据量少、覆盖范围小、精度较低、受外界制约因素影响程度高等缺陷[4]。随着地理大数据技术的推广深化以及人工智能工业应用的蓬勃发展,越来越多的科学家尝试结合人工智能手段和地理空间大数据展开系统、深入的挖掘[8-9]。景感生态学主张采用物联网数据、地理信息大数据等能够反映人本尺度感知的迷码数据来开展景感生态规划[5]。其中,街景影像(一种包含互联网地理标签的影像数据)是一种适合开展人本尺度下物理环境评估的大规模数据源,可作为公众视觉感知的载体或数字化替代品纳入迷码数据体系中[10-12]。一些发达国家城市已经开始利用海量街景影像来开展城市物理环境的评估和辅助设计工作。例如,Rundle 采用了谷歌街景影像对人本尺度的城市环境展开了定量化审计工作,在数据覆盖范围、可获得性

以及准确度方面有了显著提升[13]。Naik 的研究从城市安全规划与设计的角度利用街景大数据进行地理空间规律分析,帮助实现与优化更具有安全感的城市界面[14]。Li 使用街景大数据复现了波士顿的城市意象研究,证明街景及其量化技术能够对道路景观优化有一定帮助[15]。通过文献调研发现,大多数相关研究主要关注发达国家城市或中国香港地区[13-18],且研究主要试图耦合街景大数据和深度学习方法去解决城市规划与景观设计方面的科学问题[9-19]。因此,利用上述手段开展我国城市视域感知的生态规划类研究仍存在较大的探索空间[20-24]。

综上,本文基于景感生态学理论[25],引入海量街景影像和深度学习量化方法来解读人本视角下的城市物理环境,以北京市六环范围开展实例研究从而客观了解城市视觉环境的空间布局及规律。在存量背景下的城市环境建设进程中,可借助本文方法作为景感生态学中的定量分析工具,旨在提升城市公共环境品质,促进城市环境发展的公平性。

1　研究区概况

北京市作为我国的政治、金融、文化和科技中心,同时也是京津冀城市群的发展核心,在经贸、生态保护、制造业等方面具有巨大的国际影响力。北京市六环区域地处北京中心位置,区域内人口经济活动、科教娱乐设施相对密集,城市建成空间与自然要素混合程度较高,是具有代表性和典型性的超大型都市研究区。本文研究区范围及行政区划如下图 1 所示。

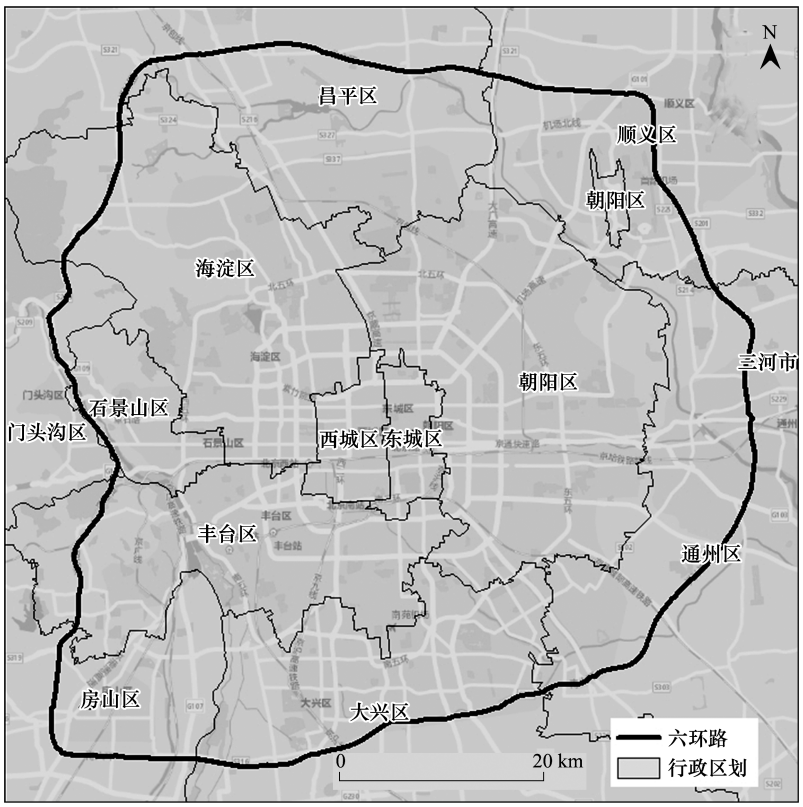

图 1　研究区范围

Fig.1　Study area

2　研究方法

本文的研究方法主要包括 3 个部分:1)Detectron2 深度学习的图像解译框架;2)街景影像数据的获取;3)

景感视率评估指标。利用深度学习对视觉层面的景感要素进行测度,其目的是测量公众对城市环境中的主要视觉景感要素(天空、绿植和建筑等)。然后,将互联网街景影像作为主要数据源,用以表征城市内人本尺度和视角下的物理环境。最后,定义景感视率指标用于计算人本尺度下视觉感受程度,从而绘制景感地图并进行定量解读。

首先,文中街景视觉信息解译技术采用了目前十分先进的 Detectron2 深度学习框架。得益于深度卷积神经网络对图像中复杂多维特征的学习和识别能力[26],该框架能够识别、框选前景物体(行人、汽车、路标等)同时分割背景环境(天空、植被和建筑物等),量化其所占图像比例(如图 2 所示),更为精确的量化城市空间的视觉景感(简称为"视感")。通过耦合多种预训练模型集成了关键点检测、人体姿态评估、目标识别、语义分割多个模块,能够在单次计算的过程中同时解决多个业务目标。本文利用该框架对街景影像进行批量解析,并计算出每一张影像中的视感要素(指人类视觉尺度可以捕捉到的某一类物体)占比。

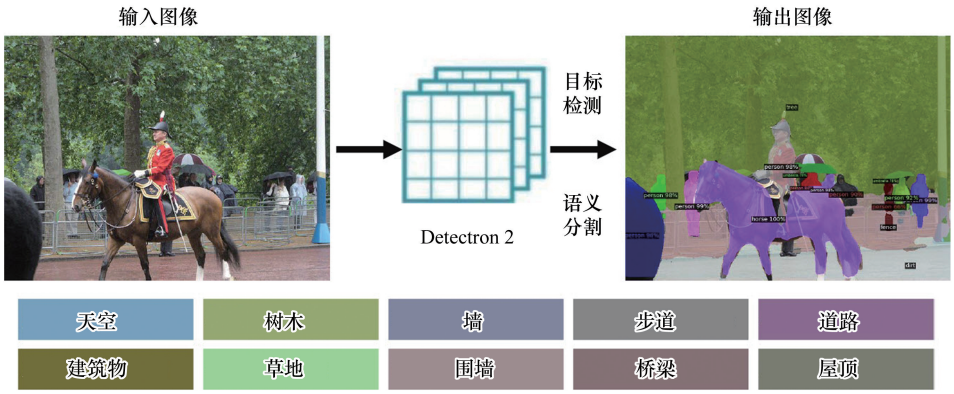

图 2 Detectron2 街景影像分割框架

Fig.2 The Detectron2 street view images segmentation framework

其次,本文通过网络爬虫技术获取了北京市沿路街景数据,样本间隔为 100 m,每一个样点对应一张 360°街景全景影像(由六张等间距街景表征)用以全面覆盖人本视角下的景感空间(示例街景影像及其解译结果如下图 3 所示),最后共筛选出摄于 2015 年 4 月至 10 月的约 33.6 万张影像(56000 个全景样点),每一张图像的长宽像元数均为 600。爬虫软件的代码编写参考了 Zhang 的研究,最后实现了对海量街景数据的自动化获取[27]。每一张街景影像都包含了拍摄时的地理坐标,用以表征该地理位置的城市视觉环境。文中涉及到的脚本程序均由 Python 语言编写,地图可视化和空间分析工作则主要使用了 ArcGIS 10.5。

最后,街景影像数据及解译技术均为量化视觉层面感知提供服务,通过海量街景影像和解译框架能够自动地计算景感视率指标。本文对景感视率(Landsenses View Factor, LVF)指标的定义为:某一物理环境要素像元数(如树木、汽车、围墙、天空等景感要素)占街景影像总像元数的比例,代表了公众位于物理环境所能观察到的某一景感要素的概率或感知程度。通过探索性数据分析发现,绿色植被、天空和人工建筑要素占全部影像的比例均值之和高于 0.66,可判断它们为主导型景感视率。因此,本文侧重对主导型要素,即绿色植被、天空和人工建筑三大城市环境要素展开定量评估,对应指标名称分别为景感绿视率(Landsenses Greenery View Factor, LGVF)、景感天视率(Landsenses sky View Factor, LSVF)和景感建筑视率(Landsenses Building View Factor, LBVF)。

3 城市景感视率可视化分析

利用街景大数据以及 Detectron2 深度学习框架将研究区内 3 种主要景感视率进行解析,随后借助 GIS 进行地图可视化,来观察景感视率在空间分布上的一般规律,如图 4 所示。展示了每一种景感视率的取值分布,结果显示 3 个变量比较接近正态分布,因此实验样本具有较好的代表性。

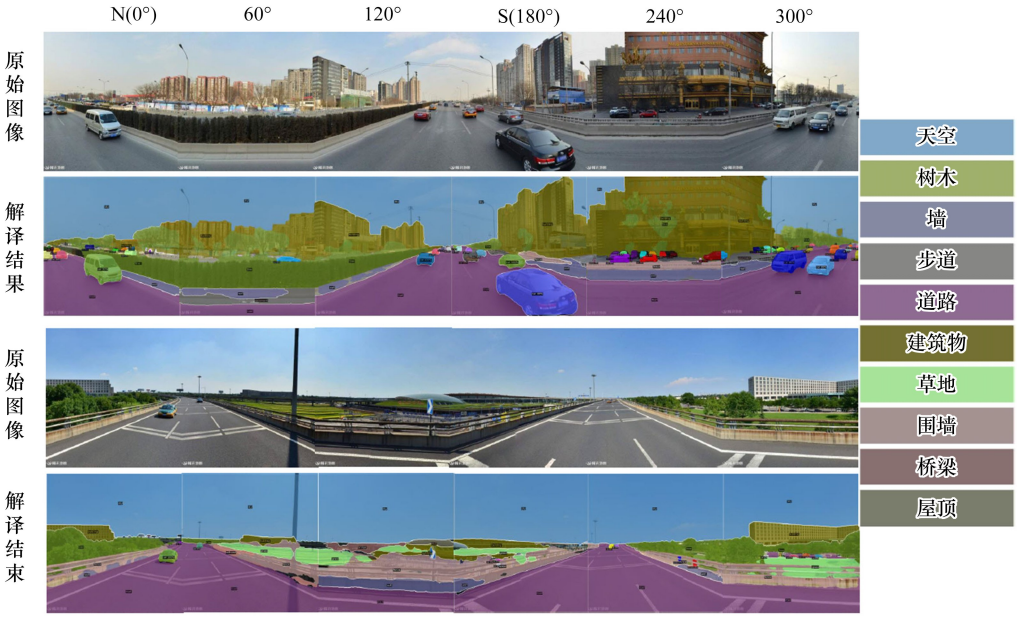

图 3　街景影像示例及其解译结果

Fig.3　The street view image examples and their interpretation results

从整体的空间布局来看,图 4 中景感建筑视率从整体上表现出内高外低的递减特征,四环路内的城市空间呈高值聚集区,而四环外相对较低,说明人本尺度的建筑感受程度存在明显的内外分异,在城市中心附近(尤其是东城区、西城区以及四环内的海淀区部分)的城市建筑会带给行人较强的“闭合感”。这是由于这些区域大多是金融、商贸、互联网企业和历史文化建筑聚集地,建筑密度相对较高,大众视角下的建筑视感强烈。

图 4 中景感绿视率的可视化地图表现出了由内向外“高-低-高”的波动变化趋势,四环以内、五环至六环之间的城市空间的绿色景感相对更为强烈,而四环至五环内的景感绿视率整体偏弱,说明研究区内绿植视感具有明显的空间异质性,居民可获得性和公平性在空间上差异较大。城市园林绿化部门可根据实际情况适当增加低值聚集区域的垂直绿化,提升居民对公共空间的绿色获得感。另外,还可以在闲置空地上增设小型绿地游憩空间,提升居民对绿色基础设施的通达性。一些研究证明了城市绿植对于公众健康和生活质量提升具有积极作用[28],甚至会显著地影响到居民情绪,因此加强对绿植感受偏弱的局部城市区域、提升绿化资源的视觉感受可作为未来超大型都市存量规划工作的侧重点。

图 4 展示了研究区内景感天视率的空间分布,能够明显看出城市环路、高速路附近的天空开敞感较高,而这些道路之间的区域带给人的“包围感”更为强烈。结合图 4 可以理解这一现象,建筑更为稠密的地方由于视觉遮挡会减少行人对于天空的获得感。一些国外的实证研究表明,城市居民长时间处于建筑空间之内会增加心里压抑感,如果严重甚至会引起精神紧张、焦虑等不良症状,显著影响公众身心健康,不利于社会和谐稳定与城市的可持续发展,但提升绿色植被的视觉能见度可以显著缓解这种现象[29-30]。已建成的建筑无法轻易进行改变或拆迁,城市管理和规划部门可通过增加行道树、绿墙、空中花园或绿色屋顶等绿色基础设施[31],以景感设计为手段弥补绿色视感相对匮乏的城市空间[6],提升人居自然绿色空间的获得感。

4　城市景感视率聚类分析

为了进一步探究城市环境中视感的空间分布规律,本文以景感建筑视率、景感天视率以及景感绿视率作为 3 个主要特征变量展开 K-Means 聚类分析,分类数量根据经验及多轮实验后设置为 3。聚类统计结果显示,该算法的轮廓系数为 0.52(聚类效果的测度,值域在-1 至 1 之间,值越高说明聚类效果越高),说明了计算结果能够满足分析要求。最后,根据数据求出聚类中心分别为[0.123, 0.105, 0.430]、[0.141, 0.311, 0.159]

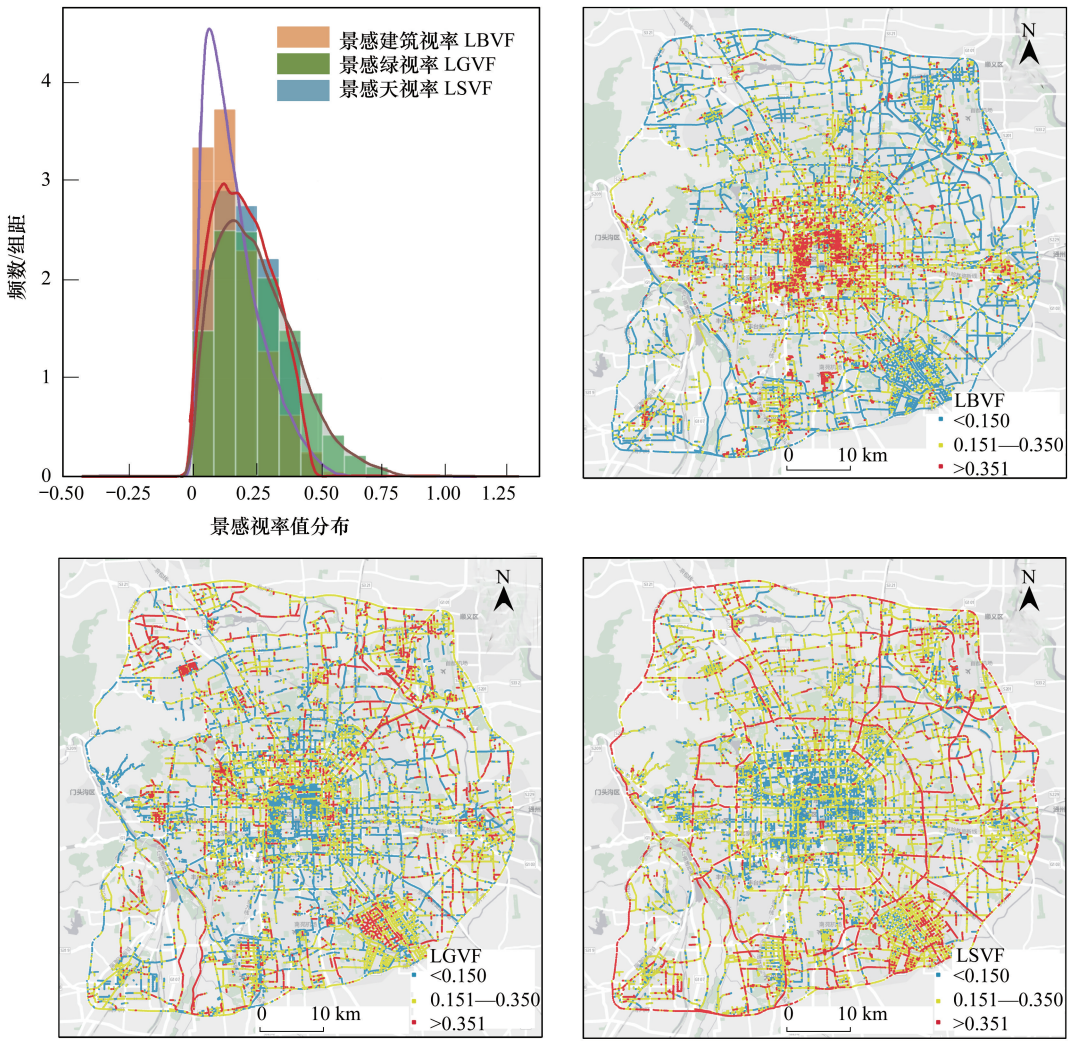

图 4 景感视率地图及取值分布

Fig.4 The Landsenses View Factor maps and value distribution

和[0.318, 0.116, 0.174],特征矢量中的元素顺序对应为 LBVF、LSVF 和 LGVF。

本文以平行坐标轴图的形式展示 3 类景感视率的特征值分布,每一条折线对应一组记录,如图 5 所示。结合聚类中心以及特征值的数据分布,可以发现景感特征值聚类出 3 种不同风格的城市视感类型:第 1 类的 LGVF 值明显高于 LBVF 和 LSVF;第 2 类的 LSVF 值显著高于其它特征;第 3 类则是 LBVF 显著高于其它特征。这 3 种类型在特征表现上出现了较为明显的分异。因此,本文根据 3 个景感视率的聚类特征并结合景感视率的物理意义,将以上 3 类分别定义为:绿色景感空间、蓝色景感空间和灰色景感空间(依次简称为绿色、蓝色和灰色空间),并按照分类结果进行可视化,结果如图 5 所示。

结果表明,北京市的灰色空间主要落位于东城和西城区,且在西单与东单附近出现明显的空间聚集,此类城市环境中建筑“闭合感”比较强烈、天空和绿色占比少,属于典型的人工要素(例如历史文化建筑和金融街建筑等)占主导而自然要素视感相对较弱的城市环境。

聚类后的景感地图(图 5(b))显示蓝色空间主要落位于北京六环的外部空间、环城高速以及城市快速路上,这是由物理空间比较开阔、两侧建筑较少导致。通过查看街景影像,发现许多路段处于高架之上,除了路面行车、两侧护栏和一些道路标牌之外的视觉要素种类较少,视觉空间开敞度较高,因此天空视觉要素为此类城市环境的主导景感意象。

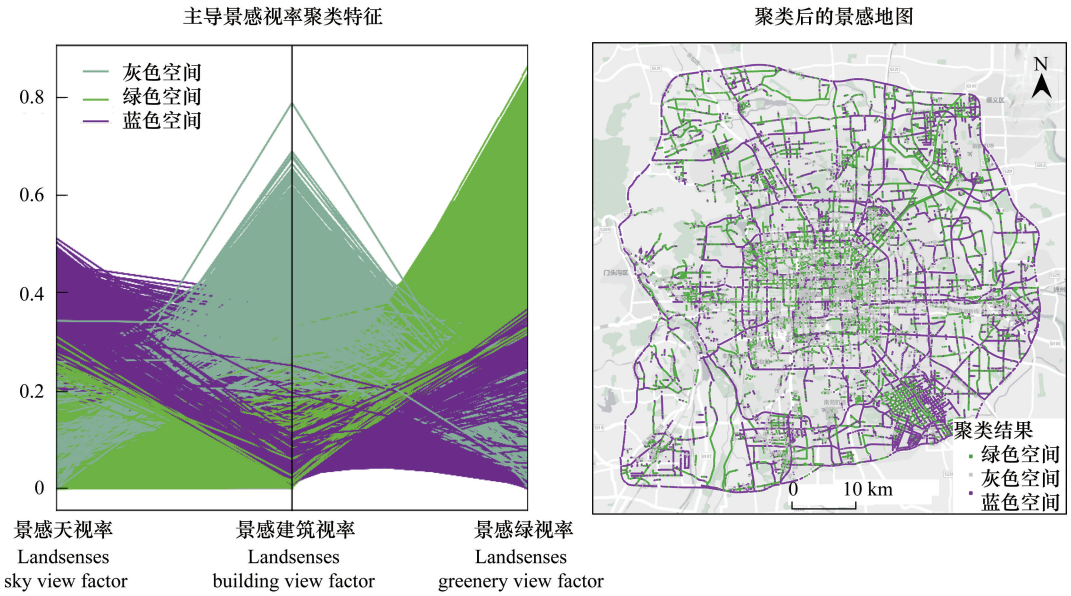

图 5　K-Means 聚类分析结果

Fig.5　The K-Means clustering analysis results

北京市的绿色空间主要集中于城市中心(三环路以内的部分),但北部明显要高于南部。三环以外的绿色空间主要呈向外延展状分布,西侧石景山附近、海淀区清河西北侧区域、望京东北侧区域,以及亦庄桥东南侧存在非常明显的绿色空间聚集区,在这些区域中绿色植被的可获得性明显强于其他地区,公共空间中的绿色景观相对丰富。虽然许多管理者热衷于采取大建公园和绿地的方式来提升城市绿化覆盖和人均绿地等指标,但本文结果显示,即使是在北京城区内绿地整体覆盖水平已经达到并高于规划标准的条件下,公众视觉层面感知仍表现出“缺绿”现象,甚至这种现象在二环路以内表现得非常显著,不利于城市视域环境的健康可持续发展。因此,在未来的城市更新项目中可以关注灰色空间内垂直绿化的景感生态营造,参考景感视率的解析结果,合理布置诸如绿色屋顶、绿色围栏、生态绿墙和绿道等公共绿色基础设施[32],使灰色空间逐渐向绿色空间转化,降低高密度建筑群对行人的心理胁迫,提升城市环境的自然感、亲和力和生命力,维护城市物理环境与生态空间的和谐共存。

综上,本文基于街景影像和景感生态视角进行了“大尺度-细粒度”的视觉感知测度,结合数据可视化结果能够为规划师和管理人员提供景感生态规划方面的建议。未来研究可以通过耦合其他公共健康数据、或公众打分数据展开数学建模分析,进而挖掘不同城市景感视率对公民健康(如安全感、幸福感等心理感知测度)的影响,为营造安全、健康的城市环境提供景感生态规划方面的改善意见,并将景感视率这一量化指标与具体的景感营造过程联系起来,更好地为景感生态规划服务,最终提升城市环境的智能感知、决策支持和视域环境管理水平。

5　结论

本文基于景感生态学并引入了结合海量街景影像和深度学习的定量分析技术,解读了北京市六环范围内主要的视感要素的空间分布现状。结果发现北京市四环以内灰色空间聚集程度较高,而绿植视感相对匮乏,政府可以加强对景感地图中的灰色空间管理,增加绿植方面的景感营造,提升公众对绿化环境的可获得感,将大尺度的绿地斑块与人本尺度的景感视率有机结合,提升绿色环境对居民身心健康的积极作用。

本研究为城市环境评价提供了新的自动化解决方案,并依托于景感生态学基本思想对人本尺度的视觉感知展开了重点探索,得益于街景迷码数据的优势以及景感生态学理论的支持,能够保证“大尺度-细粒度”的量

化分析结果。在理论和方法层面为未来的景感生态规划提供辅助工具,为生态规划人员和管理者提供了“自下而上”的把控人本感知状况的分析思路,旨在提升城市视域环境的智能管控和优化。

参考文献(References):

[1] 傅伯杰, 刘世梁, 马克明. 生态系统综合评价的内容与方法. 生态学报, 2001, 21(11): 1885-1892.

[2] 赵景柱, 宋瑜, 石龙宇, 唐立娜. 城市空间形态紧凑度模型构建方法研究. 生态学报, 2011, 31(21): 6338-6343.

[3] 石龙宇, 赵会兵, 郑拴宁, 于天舒, 董仁才. 城乡交错带景感生态规划的基本思路与实现. 生态学报, 2017, 37(6): 2126-2133.

[4] 张丽英, 裴韬, 陈宜金, 宋辞, 刘小茜. 基于街景图像的城市环境评价研究综述. 地球信息科学学报, 2019, 21(1): 46-58.

[5] Zhao J Z, Liu X, Dong R C, Shao G F. Landsenses ecology and ecological planning toward sustainable development. International Journal of Sustainable Development & World Ecology, 2016, 23(4): 293-297.

[6] Zhao J Z, Yan Y, Deng H B, Liu G H, Dai L M, Tang L N, Shi L Y, Shao G F. Remarks about landsenses ecology and ecosystem services. International Journal of Sustainable Development & World Ecology, 2020, 27(3): 196-201.

[7] 赵景柱. 关于生态文明建设与评价的理论思考. 生态学报, 2013, 33(15): 4552-4555.

[8] 许玥, 冯梦如, 皮家甜, 陈勇. 基于深度学习模型的遥感图像分割方法. 计算机应用, 2019, 39(10): 2905-2914.

[9] 刘伦, 王辉. 城市研究中的计算机视觉应用进展与展望. 城市规划, 2019, 43(1): 117-124.

[10] Clarke P, Ailshire J, Melendez R, Bader M, Morenoff J. Using google earth to conduct a neighborhood audit: reliability of a virtual audit instrument. Health & Place, 2010, 16(6): 1224-1229.

[11] 李春明, 王亚军, 刘尹, 董仁才, 赵景柱. 基于地理参考照片的景区游客时空行为研究. 旅游学刊, 2013, 28(10): 30-36.

[12] Li X J, Zhang C R, Li W D, Ricard R, Meng Q Y, Zhang W X. Assessing street-level urban greenery using Google Street View and a modified green view index. Urban Forestry & Urban Greening, 2015, 14(3): 675-685.

[13] Rundle A G, Bader M D M, Richards C A, Neckerman K M, Teitler J O. Using google street view to audit neighborhood environments. American Journal of Preventive Medicine, 2011, 40(1): 94-100.

[14] Naik N, Kominers S D, Raskar R, Glaeser E L, Hidalgo C A. Computer vision uncovers predictors of physical urban change. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2017, 114(29): 7571-7576.

[15] Li X J, Ratti C. Mapping the spatial distribution of shade provision of street trees in Boston using Google Street View panoramas. Urban Forestry & Urban Greening, 2018, 31: 109-119.

[16] Gong F Y, Zeng Z C, Zhang F, Li X J, Ng E, Norford L K. Mapping sky, tree, and building view factors of street canyons in a high-density urban environment. Building and Environment, 2018, 134: 155-167.

[17] Li X J, Zhang C R, Li W D. Building block level urban land-use information retrieval based on Google Street View images. Giscience & Remote Sensing, 2017, 54(6): 819-835.

[18] Lu Y, Sarkar C, Xiao Y. The effect of street-level greenery on walking behavior: evidence from Hong Kong. Social Science & Medicine, 2018, 208: 41-49.

[19] 郝新华, 龙瀛. 街道绿化: 一个新的可步行性评价指标. 上海城市规划, 2017, (1): 32-36, 49-49.

[20] Shen Q M, Zeng W, Ye Y, Arisona S M, Schubiger S, Burkhard R, Qu H M. StreetVizor: visual exploration of human-scale urban forms based on street views. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018, 24(1): 1004-1013.

[21] Ye Y, Xie H T, Fang J, Jiang H T, Wang D. Daily accessed street greenery and housing price: measuring economic performance of human-scale streetscapes via new urban data. Sustainability, 2019, 11(6): 1741.

[22] 唐婧娴, 龙瀛, 翟炜, 马尧天. 街道空间品质的测度、变化评价与影响因素识别——基于大规模多时相街景图片的分析. 新建筑, 2016, (5): 110-115.

[23] Zhang Y J, Middel A, Turner II B L. Evaluating the effect of 3D urban form on neighborhood land surface temperature using Google Street View and geographically weighted regression. Landscape Ecology, 2019, 34(3): 681-697.

[24] Zhang Y L, Dong R C. Impacts of street-visible greenery on housing prices: evidence from a hedonic price model and a massive street view image dataset in Beijing. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2018, 7(3): 104.

[25] Dong R C, Liu X, Liu M L, Feng Q Y, Su X D, Wu G. Landsenses ecological planning for the Xianghe Segment of China's Grand Canal. International Journal of Sustainable Development & World Ecology, 2016, 23(4): 298-304.

[26] He K M, Gkioxari G, Dollár P, Girshick R. Mask R-CNN. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 386-397.

[27] Dong R C, Zhang Y L, Zhao J Z. How green are the streets within the sixth ring road of Beijing? An analysis based on tencent street view pictures and the green view index. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2018, 15(7): 1367.

[28] 蒋羿. 基于绿色宜居理念的城市生态规划思考. 城市建筑, 2019, 16(14): 42-43.

[29] Asgarzadeh M, Koga T, Hirate K, Farvid M, Lusk A. Investigating oppressiveness and spaciousness in relation to building, trees, sky and ground surface: a study in Tokyo. Landscape and Urban Planning, 2014, 131: 36-41.

[30] Asgarzadeh M, Lusk A, Koga T, Hirate K. Measuring oppressiveness of streetscapes. Landscape and Urban Planning, 2012, 107(1): 1-11.

[31] Benedict M A, McMahon E T. Green infrastructure: smart conservation for the 21st century. Renewable Resources Journal, 2002, 20(3): 12-17.

[32] Young R F, McPherson E G. Governing metropolitan green infrastructure in the United States. Landscape and Urban Planning, 2013, 109(1): 67-75.