

DOI: 10.20103/j.stxb.202311162491

华野毓, 钱雨果, 赵文慧, 王涵霖, 李令军, 王佳, 周伟奇. 基于多源数据的绿视率量化方法综述. 生态学报, 2024, 44(23): 10953-10963.

Hua Y Y, Qian Y G, Zhao W H, Wang H L, Li L J, Wang J, Zhou W Q. A review of methods for quantifying green visibility based on multi-source data. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(23): 10953-10963.

基于多源数据的绿视率量化方法综述

华野毓^{1,2}, 钱雨果^{1,2}, 赵文慧⁴, 王涵霖⁴, 李令军⁴, 王佳¹, 周伟奇^{1,2,3,*}

1 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

2 中国科学院大学, 北京 100049

3 中国科学院生态环境研究中心, 北京京津冀区域生态环境变化与综合治理野外科学观测研究站, 北京 100085

4 北京市生态环境监测中心, 北京 100048

摘要: 绿视率是刻画城市绿地空间分布特征的一个关键指标, 且其与居民的视觉感知和实际感受紧密相连, 因此可作为链接绿地生态系统服务与人类福祉的一个重要指标, 是发展以人为本的高品质城市绿地的重要抓手。发展高效、准确量化绿视率的技术方法可为城市绿地科学研究、规划与管理提供重要支撑。遥感和地面观测技术的快速发展推动了城市植被研究由二维向三维方向拓展, 但数据的可得性和易用性限制了绿视率研究的发展, 开展科学的、可操作的绿视率量化工作仍需技术方法上的创新。在对绿视率测度方法综述的基础上, 重点对最常用的两种方法——基于照片和基于场景量化绿视率进行了综述, 从数据获取性、空间覆盖度、数据真实度、操作难度和结果精确度五个方面综合分析并对比分析了两种方法的优缺点。未来绿视率量化方法研究需要多学科深度交叉共同探索人与绿地环境交互机制, 构建城市多尺度绿视率量化方案、关注多源数据耦合建模、控制模型训练与使用成本、构建方法评价体系等。绿视率是典型的人与绿地环境的交互过程, 地理信息科学应在吸纳计算机视觉计算方法的基础上, 将空间异质性、尺度、距离衰减等地理空间效应模式融入分析中, 提升模型的合理性和结果的可用性, 以期从方法与应用两个方面推动绿视率研究的发展。

关键词: 绿视率; 街景照片; 高分遥感; 点云; 倾斜摄影技术; 虚拟建模; 方法; 综述

A review of methods for quantifying green visibility based on multi-source data

HUA Yeyu^{1,2}, QIAN Yuguo^{1,2}, ZHAO Wenhui⁴, WANG Hanlin⁴, LI Lingjun⁴, WANG Jia¹, ZHOU Weiqi^{1,2,3,*}

1 State Key Laboratory of Urban and Regional Ecology, Research Center for Eco-Environment, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

3 Beijing-Tianjin-Hebei Urban Megaregion National Observation and Research Station for Eco-Environmental Change, Research Center for Eco-Environmental Research Centre for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

4 Beijing Municipal Ecological and Environment Monitoring Center, Beijing 100048, China

Abstract: Green visibility is a key indicator to characterize the spatial distribution of urban green space and is closely related to the visual perception and actual experience of the residents. So it can be an important indicator to link the ecosystem services of green space with human well-being and an important tool to develop the human-centered high-quality urban green space. The rapid development of remote sensing and ground observation technology has promoted the study of urban greenness to expand from two-dimensional to three-dimensional, but the availability of data has limited the development of green visibility research. In this paper, we focus on two most commonly used photo-based and 3D model-based constructions of quantitative green visibility. Then, we comprehensively compare the advantages and disadvantages of the two methods in terms of public data accessibility, spatial coverage, data authenticity, operational difficulty and accuracy

基金项目: 国家杰出青年科学基金(42225104)

收稿日期: 2023-11-16; 网络出版日期: 2024-09-02

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wzhou@rcees.ac.cn

of results. The paper proposes that future research should explore the interaction mechanism between people and green space environment, carry out multi-scale hierarchical analysis, pay attention to the coupled modeling of multi-source data, control the cost of model training and use, and construct a method evaluation system. It is argued that green visibility is a typical interaction process between people and green space environment, and geographic information science should incorporate spatial heterogeneity, scale, distance attenuation, and other geospatial effect modes into the analysis based on incorporating computational visual computing, to improve the reasonableness of the model and the usability of the results, to promote the development of the research on green visibility both methodology and application.

Key Words: green visibility; street photographs; high resolution remote sensing; point cloud; oblique photography technology; virtual modeling; methodology; review

绿视率是指绿色植被在人的视野中所占的比例。已有研究表明,较高的绿视率可以增加居民的主观幸福感和生活满意度,降低抑郁、焦虑和孤独感^[1-2]。同时,绿视率与人们参与户外活动和锻炼的频率和意愿密切相关,高绿视率的区域会吸引人们开展散步、跑步和骑行等户外运动,从而提高居民的身体健康水平^[3-4]。较高的绿视率也可以降低呼吸系统疾病的死亡率,降低中风的风险,有益于居民的身心健康^[5-7]。相比于以二维地图对城市绿地进行评估的指标,如绿化覆盖率、人均绿地面积、叶面积指数、冠层覆盖率等^[8-12],绿视率可以从人的视野范围(水平方向上为 80—160°,在垂直方向上为 120°)获取三维立体景观空间下绿色植被的视觉特征。从传统的生物物理指标发展为社会-生态指标,链接绿地服务与人类福祉。由于人在环境中所接收到的信息有 80%来源于视觉,因而应用绿视率指标能让居民更直观地了解城市绿化建设的水平,也更符合以人文本的城市环境建设要求^[13]。2004 年,日本政府正式通过“景观绿三法”,使“绿视率”成为绿色景观评价体系的常规指标之一^[14]。北京市 2021 年发布的生态环境质量评价技术规范,也将绿视率纳入了指标体系。

随着遥感和地面观测技术、移动互联网的飞速发展,全球卫星系统、无人机和车载摄像头等设备能够采集大量二维和三维的地物信息,例如高分遥感影像、点云、照片和倾斜摄影模型等,极大的推动了绿视率研究的发展^[15-16]。然而,这些数据在空间覆盖度和分辨率上的差异导致在实际使用中存在较大的局限,基于不同数据的绿视率量化方法也存在较大的差异。总的来说,根据不同的数据源可以分为基于二维照片和三维场景两种绿视率量化方法。基于二维照片的绿视率量化方法采用照片数据,通过深度学习识别照片中植被并依据植被所占照片面积的比例量化绿视率^[17-19]。基于二维照片的绿视率量化方法较为成熟,学者们在全球诸多城市通过街景照片开展了城市街道空间绿视率的工作^[20]。但是该方法受限于街景照片的拍摄位置,难以量化城市中公园、小区和办公楼等空间的绿视率,而这些空间中的绿地对居民的影响可能更为重要^[21]。基于三维场景的绿视率量化方法采用高分遥感影像、点云、倾斜摄影模型和虚拟数字模型等多种不同数据构建三维场景,然后基于计算机视觉方法、视觉衰减原理和地理信息技术模拟人的视野范围,最后在三维场景中识别视野范围内的绿色植被估算绿视率^[22-23]。基于三维场景的绿视率量化方法能够将尺度和空间异质性等地理空间效应纳入建模中,可以有效计算任意空间位置的绿视率,但是三维场景构建复杂,可视化方法复杂,计算难度高,精确度仍待提升。

当前绿视率综述数量较少,Lu 等^[24]和刘晓天等^[25]主要关注基于二维照片量化绿视率的研究,对比人工分类和深度学习两种基于照片提取植被计量方法间的差异;朱怀真等通过计量分析法,梳理和分析了国内外绿视率研究现状与热点趋势^[26]。本文从二维照片和三维场景两种视角,针对不同数据源对绿视率量化方法进行了综述。其中,基于三维场景量化绿视率的相关研究更侧重从地理空间视角出发构建模型,相比于基于二维照片的绿视率结果,在空间上与该区域的地理、社会和经济属性更好的结合,具有极大的发展潜力。随着绿视率指标在城市生态环境质量评价、城市规划中的应用日益增长,有必要系统的对比分析已有绿视率计算方法的优劣,取长补短,以提升绿视率研究的覆盖度,提高结果精确度、降低操作复杂度,推动其实践应

用。基于此,本文首先系统检索了 2000 年至今的绿视率方法的相关文献。然后,根据数据和可视化方法,对基于二维照片和三维场景的两种绿视率量化方法进行归纳和总结。在此基础上,从数据类型、公开数据源、空间覆盖度、数据真实度、操作难度和结果精确度六个方面对比两种方法的差异。最后,面向城市规划需求,从探索人与绿地环境交互机制,开展多尺度联级分析、关注多源数据耦合建模、控制模型训练与使用成本、构建方法评价体系等角度探讨其发展趋势。

1 绿视率文献检索方法

基于国内外现有绿视率案例研究,采用以下条件分别在中国学术期刊网络出版总库(CNKI)文献全文数据和 Web of Science(WOS)核心合集数据库进行筛选,检索时间 2000 年 1 月—2023 年 12 月 30 日。在 CNKI 的高级检索中以“绿视率”、“绿视量”为条件进行主题检索,剔除新闻报纸等文献,共获得中文文献 211 篇;在 WOS 数据库中论文的标题、摘要和关键词中包含“green view*”,“eye level green”,“Visible Green Index”,“urban”AND“green*”AND“line of sight”,“urban”AND“green*”AND“viewshed”进行搜索。限制语言和文献类型分别为“English”和“Article”,筛选后共获得外文文献 290 篇。为了确保我们的搜索包括广泛的论文,本文也使用“绿化”、“绿量”、“green*”AND“visual”作为搜索词补充了 8 篇相关文献。对上述文献进行阅读,重点关注近三年的绿视率量化方法及相关应用的引领性文献。阅读标题、摘要去除与绿视率量化方法不相关的研究后,剩余 149 篇文献,纳入到我们的综述中。

2 基于二维照片量化绿视率的方法

照片能够指代人眼中的视野范围,可以有效表征人的视觉感官,因此绿视率可以通过识别并计算照片中植被所占的面积比例进行计算。随着计算机视觉技术和移动互联网的快速发展,基于二维照片量化绿视率是当前最常用的方法。

2.1 常用二维照片获取方式

二维照片主要通过实地拍摄、爬取街景照片和爬取社交媒体照片三种方式获取(表 1)。早期的绿视率研究通过实地拍摄获取照片^[8]。实地拍摄的优点是没有空间上的限制,而且可以灵活调整拍摄时间,根据周边的人流车流情况做出最佳拍摄选择。但人为拍摄耗时耗力,而且存在安全风险。

随着谷歌和百度等公司通过车载摄像头拍摄并公布了全球多个城市的街景照片,街景照片成为当前量化绿视率研究的主要数据来源^[27-30]。通过在 API 上设置以下五个参数,点的经纬度、方向、水平视场角度、相机角度和输出图像大小,可以快速获得街景照片^[31-32]。但街景照片与行人所经历的实际视图不一样,街景是从道路中心拍摄的,这与行人视野存在差异。同时,街景受限于空间位置,难以拍摄车辆无法到达的区域,限制了绿视率研究的空间覆盖范围^[33]。

社交媒体照片数量更加庞大,但社交媒体照片的质量难以得到保障^[34-35]。这是因为用户拍摄上传的照片难以完全符合人的水平视野范围,同时上传的社交媒体照片缺乏精确的地理坐标。

表 1 照片数据采集渠道对比

Table 1 Comparison of photo data collection methods

| 方法 Method | 符合人眼视野范围 Considering the range of vision of the human eye | 拍摄位置 Location | 数据获取难度 Difficulty in obtaining data | 公开数据源 Open data sources |
|--------------------------------|---|--------------------|--|----------------------------|
| 照片实地拍摄 Photofield shooting | 符合 | 任意位置 | 极大,耗时耗力 | 无 |
| 街景照片 Street view photograph | 符合 | 仅限于街道上的任意 位置 | 通过 API 接口,容易获取 | 全球几乎所有的城市街道 |
| 社交媒体照片 Social media photos | 不符合 | 可以控制区域,但无法控 制坐标 | 通过爬虫,较为容易 | 用户分享的照片,庞大 |

1.2 二维照片中植被识别方法

根据信息提取的原理,可以将方法分为手动分类、无监督分类和监督分类三种方法。早期研究借助网格手动分割照片中的植被,在照片上放置网格透明塑料片,计算植被区域中包含的点的数量^[36]。后来,使用图像编辑软件(如 Photoshop)指定照片中的植被,筛选绿色像素计算绿视率^[37]。手动分类的问题是它们需要大量的时间和人力资源^[38]。此外,结果可能因操作者而异。

为了提高绿视率测量效率,无监督分类方法利用照片的颜色、灰度、纹理、几何形状等特征自动提取照片中的植被信息。照片由不同波长(红、绿、蓝)光强度信息的像素组成,因此植被、建筑物、天空等地物特征可以通过光谱信息的差异来区分^[39]。Li 等提出了一种无监督分类方法,该方法提取图像的三个波段(红、绿、蓝)来识别绿色占主导地位的像素^[17]。提取色相级别在 60 到 180 之间^[40]或 75 到 170 之间^[41-42]的像素。此外,一些研究基于 HSV(即色调、饱和度、值)色彩模型进行无监督分类^[43-45]。传统语义分割方法对算力的要求较低,算法较为简单,容易实现。但该方法易受噪声影响,照片拍摄时不同的天气和时段等因素会影响照片中绿色植被的色彩信息,从而影响对绿色像素的判断和提取。此外,该方法也容易将非自然环境中的绿色物体(如汽车、广告牌)纳入作为植被计算。

随着深度学习的快速发展,全卷积神经网络(CNN, Convolutional Neural Network)被引入到图像分割领域。相比于传统语义分割,全卷积神经网络通过大量的样本数据,学习了解照片中植被像素的空间信息、颜色信息、纹理信息和像素间的关联信息,极大的提高植被像素分类的准确率。基于 CNN 的方法还包括从 CNN 衍生和改进的方法,例如用于高效分析的 Faster R-CNN^[46],模块化且具有通用性和灵活性的 Mask R-CNN^[47],除此之外,PSPNet^[48]、SegNet^[49-50]、FCN8s^[51]被广泛应用于多项绿视率研究中。当前,由于 DeepLab 适用于室外各种复杂场景的地物识别,受到学者们广泛青睐^[52-53]。基于深度学习提取植被的精确度一般可以超过 90%^[47]。但仍需注意深度学习模型的迁移能力,可以在原模型参数的基础上,引入本地植被数据集训练以提高分类的精确度。

表 2 基于二维照片绿视率量化方法的比较

Table 2 Comparing of Photo-based green view index measuring methods

| 方法 Method | 优点 Advantages | 缺点 Disadvantages |
|--------------------------------------|--|---|
| 手动分类 Manual sorting | 高精度度 可以被用来验证深度学习的结果 | 耗时耗力,需要大量人工操作 |
| 无监督分类 Unsupervised classification | RGB-based HSV-based 简单的操作,容易实现 | 分类精度容易受到外部因素(光线、天气状况等)的影响。将非自然环境中的绿色物体纳入计算 |
| 监督学习 Supervised learning | CNN FCN Mask R-CNN PSPNet SegNet DeepLab 相比于无监督分类精确度更高 适用于大规模数据分析 | 需要研究人员具备计算机和编码知识 机器学习需要大量的图像,本地图像提高本地书中识别精确度 |

3 基于三维场景的绿视率量化方法

融合地理遥感和地面观测数据,根据真实世界的地物类型和形态创建虚拟的三维场景,进而在三维场景中通过地理信息技术计算人眼可视范围内植被数量的方法,可称之为基于三维场景的绿视率量化方法。这种方法将距离衰减、空间格局和尺度等地理空间效应纳入到建模过程中,在虚拟场景中量化绿视率不受空间的限制,也有助于在空间上结合地理、社会经济等数据,理解影响绿视率的内在机理。

表 3 整理了基于三维场景的绿视率量化方法,关注不同方法的数据类型、研究范围、观察点数量、三维建

模方法和可视化方法。其中,高分遥感影像空间覆盖范围广阔,能提供亚米级分辨率,捕捉到小尺度的地物和细节,能够反映绿色植被的空间分布。但高分遥感影像缺乏高度信息,尽管通过影像间的视差可以推测地表高度,但受分辨率、遮挡和大气等因素影响,难以获取植被等复杂地物的高度和形态特征。航拍点云可以提供较为精准的地物位置、高度等几何信息。因此学者们将航拍点云和高分遥感影像融合构建三维场景^[54]。张佳晖等^[55]采用航拍点云和航拍影像,通过 NDVI 阈值提取航空影像中的植被信息,叠加数字高度获得树冠高度模型。基于活动窗口的局部最大值搜索法提取单株立木的树顶位置及其高度,并应用辐条轮法监测树冠边界,根据椭球树冠几何关系获得冠层高度、冠径等结构参数,较好地模拟了树冠三维结构信息^[56]。基于树木冠径、冠高半长和树顶高度推算行人视线与水平线夹角,从而计算行人视角下冠层的侧式面积计算绿视率。Anderson 等^[57]在北卡罗纳州的公园道路选择了 50 个观察点,使用 IDW(反距离加权)插值方法将 LiDAR 数据转换为三维场景。通过 XTools 12.0 ArcMap 扩展模块中的可视分析计算绿视率。除了街道,Yu 等^[7]关注窗户外的绿视率大小。基于土地利用分类和建筑高程数据,利用 ArcGIS 的可视域分析,量化窗户外的植被面积。

然而,可视化方法的复杂度较高,难以实现几百万个观察点的绿视率量化。为解决这一问题,Labib 等^[58]基于土地利用分类数据、DEM 和建筑和树木数字高程构建三维场景,量化 86807875 个观察点,极大的提升了计算效率。该研究提出了一种可视绿量能见度的量化方法(VGVI),VGVI 在观察者点生成了一个二进制矩阵进行可视分析,判断哪些栅格对观察者可见^[59-60]。基于专家意见,应用距离衰减函数来模拟随着观察者距离的增加引起的视觉感知降低效应^[61]。Yan 等基于 VGVI 方法在阿肯色州费耶特威尔选取 23500000 个观察点进行评估,并收集了当地不同区域的 360 度全景图,基于实测照片与 VGVI 计算的绿视率结果进行对比,结果发现二者在统计学上具有显著的相关性^[62]。Cimburova 等^[63]在 GRASSGIS 中基于视域分析开发了一种模拟城市绿化视觉的方法,与 Labib 方法不同的是,如果观察点数量远大于树木像素数量,可以将视角倒置,作者将观察点作为目标,将树木作为观察者,从而提高计算效率。并对该方法进行了广泛的验证和评估,证实该方法是街景图像的一种高度精确的替代方法($\rho=0.96$)。

上述研究主要通过航拍点云,但航拍点云的密度较低难以完整构建树木的三维形态,基于背包、手持或无人机点云密度可以达到几百到几万每平方米,极大的提高了三维场景的真实度^[64-65]。成实^[66]等利用手持式三维激光扫描仪对某小区进行全景扫描,经由人工校准与分类处理;将完整点云数据模型分为地面、植被、建筑及其他 4 类点云数,采取“体素法”将点云数据转换为形态相同的体素模型,生成精细的三维场景。在三维场景中采用 360 度水平视野和 60 度垂直视野,每隔 2°发射一条射线,生成约 5400 条三维视线组成可视域。通过视线与地物相交点的属性来判断每条视线所看到的地物信息,筛选地物中的植被点,根据它们占总视线数的比例计算绿视率数值。Tabrizian 等^[67]基于点云重建了 0.5 米分辨率的 DSM,较为准确地反演了公园中树冠、建筑物等。然后基于线扫描算法,量化了公园 39321 个视点。同时,基于该方法,可以了解景观的广度、深度、形状复杂度、天际线形状等其他视觉指标。

游戏引擎软件支持在数字平台中展示较为真实的三维场景,在游戏引擎中引入虚拟相机能够将三维场景重新拆解成大量照片,有效的将三维场景与二维照片的方法结合起来。江锋等^[68]以外业收集的树木形态特征数据为基础,结合植物学知识,植物枝干分支情况、胸径、树高、冠径和冠高等,利用 ParaTree 建立虚拟植物,进而建立城市园林树木三维景观。将三维场景导入 Unity3D 开发平台,通过创建虚拟相机,根据行人视点的位置,设置相机参数,基于视觉成像原理模拟该视点的园林景观的视觉图像,提取拍摄图像中的植被像素数量计算绿视率。JuhoPekka^[69]根据 DSM 和树木信息,在 Blend3D 中构建树木信息,并在 Web 实现 3D 城市模型。通过 threejs 引入虚拟相机量化绿视率。基于倾斜摄影数据的数字孪生三维场景能够更加真实的还原现实场景,Chen 等^[70]人针对倾斜摄影模型不含有语义信息,难以与用户直接交互的问题。开发了一种点云和网格分割分类的框架,基于深度学习对点云地物进行分类,连通分量标记和 k 均值聚集识别地物位置。根据树木位置将点云替换成虚拟的三维建模,解决了无人机点云对树木建模误差较大的问题,增强了基于倾斜摄影模型构建三维场景的真实度。

表 3 根据不同数据,归纳基于三维场景量化绿视率量化方法
Table 3 Summarise the quantification of the green view of 3D scene quantification based on different data

| 数据 Data | 数据类型 Data type | 尺度 Scale | 观察点数 Observation points | 年 Year | 三维建模方法 3D Modelling methods | 可视化方法 Visualisation method |
|--|---|---|--|--|---|---|
| 高分遥感+点云或点云生成的高程数据 High resolution remote sensing + elevation data generated by point cloud or point cloud | 高分遥感、航拍点云 航拍点云,DTM 土地利用分类图、数字高程、DEM 土地利用分类图、DSM、照片 土地利用分类图、DSM 高分遥感、航拍点云 | 塞克什白堡市 1km ² 街区尺度 北卡罗来纳州 250km 的蓝桥公园道路,街道尺度 曼彻斯特,城市尺度 费耶特维尔 135km ² 城市尺度 奥斯特,152km ² 城市尺度 陆家嘴,街区尺度 罗利城市公园, 125hm ² , 街区尺度 | 城市街道上选取 360 个观察点 道路上 50 个观察点 城市中 86807875 个观察点 城市中 235000000 个观察点 城市中 4950 万个观察点 618 个建筑,每一层设置 4 个观察点 公园中 39321 个观察点 | 2017 2019 2021 2023 2022 2016 2020 | 基于局部最大值得索法和辐条轮法视线单体树木冠轮廓识别,并获得树木三维结构信息 使用 IDW(反距离加权)插值方法将 LiDAR 数据转换为描述植被的网格表面。 根据不同地物属性赋予相应的高度信息 根据不同地物属性赋予相应的高度信息 根据不同地物属性赋予相应的高度信息 基于航拍点云的建筑物建模,未考虑植被建模 基于树干障碍物建模方法,建模基于点云区分树干、冠层和林下植被 | 采用视域分析法,以行道树与建筑物在观察点视线连线处的高度关系量化 XTools 12.0 ArcMap 扩展模块中的可视分析。应用距离衰减模型,该模型根据与观察点的接近程度对视域值进行加权 VGI,基于像元构建视域,生成二进制矩阵 VGI,并选取 800 个采样点实测照片进行验证 GRASS 中开发了 r.viewshed.exposure 计算城市数据的树冠暴露度 模拟窗户的可视域分析方法 线扫描算法,给定一个视点,基于视点旋转一条线,计算线经过定性中每个网格的可见性 采用 360 度水平视野和 60 度垂直视野,每隔 2° 发射一条射线,生成约 5400 条三维视线组成可视域。 通过虚拟相机拍摄三维场景照片 |
| 虚拟建模/倾斜摄影 Virtual modeling/ oblique photography | 摄影测量模型、点云和虚拟树木模型 DEM、建筑高程、虚拟树木模型 DSM 和虚拟树木模型 | 南加州大学和马斯卡塔塔克城市培训中心,0.72km ² ,街区尺度 福州金山大道,街道尺度 芬兰赫尔辛基, 13.4km ² ,街区尺度 | - 街道上选择 63 个观察点 街道上 217 个观察点 | 2019 2021 2021 | 基于深度学习对点云进行分类,通过连通分量标记和 k 均值聚类算法识别树木位置,将树木替换成虚拟的树木模型 利用 ParaTree 建立虚拟植物,利用 DEM 数据构建地形三角网格,采用纹理映射技术,生成三维地形景观 DSM 中建筑模型,在 Blender3D 中虚拟树木模型 | 在 Unity 中通过虚拟相机拍摄三维场景的照片 在 Web 浏览器基于 three.js 控制虚拟相机进行可视化查询。 |

4 绿视率量化方法对比

从绿视率量化方法研究现状可以看出,目前二维照片和三维场景两类方法具有不同的优缺点。如表 3 所示,两种方法在数据类型、公开数据源、空间覆盖度、数据真实度、计算复杂度和结果精确度间存在差异。其中,基于二维照片量化绿视率的方法是当前最常用的方法。谷歌和百度等企业发布大规模的城市街景照片,为量化城市街道空间的绿视率提供了良好的数据基础。同时,基于深度学习语义分割量化绿视率的方法已经非常成熟,基于照片中识别绿植的准确率可以达到 90% 以上。但受限于照片数据的空间位置和质量限制,依然存在以下三点问题^[71-72]。(1)可达性问题,街景图像拍摄的地点往往在有车辆通行的街道,后花园,社区公园,居民区和建筑内等空间难以获取到照片。(2)时效性问题,街景图片更新速度较慢,当前研究仍采用的 2014 年的图片。(3)季节问题,单个城市的街景照片拍摄周期长,植被的季节差异也会影响绿化值的大小。对于北方城市,冬季街景照片的绿视率会显著低于夏季。

表 4 对比基于二维照片和三维场景量化绿视率方法

Table 4 Comparison of methods for quantifying greenness based on 2D photographs and 3D scenes

| 数据 Data | 基于二维照片量化绿视率方法 Quantifying green visibility based on 2D photographs | 基于三维场景量化绿视率方法 Quantifying green visibility based on 3D scene | | |
|------------------------------------|---|---|-------------------|--|
| | | 高分遥感+点云 High-resolution remote sensing+point cloud | 点云 point cloud | 倾斜摄影、虚拟建模 Tilt photography, virtual modelling |
| 数据类型 Data type | 车载-全景照片 | 卫星-高分影像, 航空-点云 | 无人机、手持-点云 | 无人机-倾斜摄影模型、游戏引擎-虚拟建模 |
| 公开数据源 Open data source | 谷歌、百度 | 商业遥感公司 | 少数城市政府 | 谷歌 3DMap, 少数城市政府 |
| 空间覆盖度 Spatial coverage | 街道 | 城市 | 街区 | 街区 |
| 数据真实度 Data truth | 高 | 低 | 高 | 中 |
| 操作难度 Operative difficulty index | 低 | 高 | 高 | 中 |
| 结果精确度 Accuracy of result | 高 | 低 | 高 | 中 |

根据数据源的不同,基于三维场景量化绿视率的方法可以分为高分遥感数据和航空点云、高密度点云、虚拟三维模型三种不同类型。在全球范围内,高分遥感数据和航空激光雷达的覆盖范围不断扩大,不断提升,也具有越来越多的空间细节。基于高分遥感和航空点云的绿视率量化方法具有覆盖范围广阔,时间序列长,更新快等优势,可以全面了解城市绿视率的空间分布格局。但受采集设备和技术限制,航空点云仍然难以模拟树木形态特征,往往只能获取树木位置和高度信息,在进行三位模拟时往往是立方体,会极大的影响绿视率计算的结果^[58]。同时,为了提高计算速度,可视化算法通过简化三维场景复杂度和视线的数量来降低计算复杂度,进一步降低了结果的准确性^[15]。

基于无人机、背包或手持设备采集点云数据,点密度可以达到数百至数万点每平方米,能够捕捉极为精细的地面特征,如建筑轮廓、植被结构和地形细节,从而构建精度更高的三维场景。因此基于点云量化绿视率的结果更加准确,接近真实的绿视率数值。但输入数据通常非常庞大,构建的三维场景的大小会达到几百 GB,处理和存储这些大规模的数据需要专业的硬件设备,庞大的数据分析也会大大增加时间成本和计算复杂性。此外,点云具有无序、稀疏、非结构化的特点,因此分类更具挑战性。现有研究采用深度学习模型如 Pointnet+和 Randlnet^[73-74],训练点云的颜色、向量、曲率等特征,以将相似属性的点划分到相应集合。目前室外大场景的点云分类精度仅能达到 70% 左右,点云分类的精确度仍需发展。

基于虚拟地理环境和虚拟植物等仿真技术构建三维场景为绿视率量化方法发展了新的方向。通过游戏

引擎,根据真实地理数据模拟环境、构建虚拟植物,引入虚拟摄像机拍摄照片进而估算绿视率,有效地将构建三维场景与二维照片绿视率量化方法融合在一起。同时,随着倾斜摄影技术的发展,不仅可以构建 3D 地物形态,还可以赋予纹理和彩色信息,使得模型更加逼真,也降低了城市三维建模的成本。当前,谷歌 3D 地球推出了全球多个国家的倾斜摄影三维场景。但是倾斜摄影模型主要是采用无人机拍摄的影像生成,由于无人机拍摄时的视角和地物遮挡等原因,难以拍摄树冠下的地物情况,树冠下的三维场景真实度较低,影响绿视率的准确性。

5 绿视率量化方法与应用趋势

基于对绿视率量化方法研究现状的系统梳理,本文进一步结合当前地理信息科学、计算机科学、复杂性科学乃至脑与认知科学等多学科理论与技术发展趋势,从机理认知层面、模型设计层面和模型评价层面探讨了绿视率研究所面临的重要挑战,并提出若干前沿发展方向。

5.1 探索人对绿地环境感知的底层机制

绿视率量化研究本质是对人与绿地环境间的交互过程进行建模,揭示人类对绿地环境的感知程度与满意度的底层机制,是如何提升城市绿地数量和质量的理论驱动引擎。基于三维场景的绿视率量化方法为探究人与绿地交互关系提供更真实的场景,通过 VR 技术的虚拟感知,能够更加准确反映人对不同绿地环境的感受。然而人类感知高度复杂,涉及计算机视觉、数字孪生城市和脑与认知科学等多个学科,研究难度大和目前成果远远不足,未来需要深入开展研究工作。在此基础上,利用所揭示的绿视率机理机制设定绿视率阈值,提出绿视率控制性详细规划方案。

5.2 构建城市多尺度绿视率量化方案

当前,绿视率研究主要关注城市、街区、街道和楼层四种不同尺^[75]。考虑到不同方法的空间范围,精确度和可操作性,在城市规划中,面对不同区域的特点和需求,采用合适的方法开展绿视率的量化工作。例如,关注城市街道绿视率时,可以基于街景照片完成。而在较大尺度下了解城市各区域的绿视率的变化趋势,高分遥感影像空间覆盖度高,计算复杂度较低更具优势。如果对某个公园或居民区开展精细的绿视率量化时,由于范围较小,可以基于点云模型构建的方法进行量化,保证结果的准确性和数据的易操作性。此外,未来研究需要更广泛地考虑室外绿视率对人类福祉的影响。从窗户向外看到的绿色植被数量增多有利于居民的幸福感知提升。对于很多城市居民,每天停留在建筑内时间很多,充分了解建筑窗外的绿视率将会是极为重要的应用方向。基于倾斜摄影技术和虚拟建模提供了较为逼真的三维环境,为量化建筑物窗外绿视率提供了良好的技术支撑。

5.3 绿视率在城市规划中的应用

绿视率的研究领域目前集中于城市绿化评价,然而,少有研究关注如何调控绿地景观配置提升绿视率。未来研究需要探索如何在保证绿地生态系统服务的基础上,提高居民能看到的绿地数量和质量。尤其是对于城市更新和城市老旧小区改造方面,在缺乏绿地空间的情况下,如何利用垂直空间,充分考虑建筑等障碍物的阻挡,选择合适的地方最大化提升老旧小区的绿视率仍需探索。而通过构建三维场景,在三维场景中改变绿地景观配置而判断植被最佳地点是一种有效方案。

5.4 关注多源数据耦合建模

从前述进展综述可以看出,高分遥感影像、点云、倾斜摄影和照片数据间的优势是互补的。高分遥感影像具有时空范围广阔,更新速度快的优点,但不具备高度特征;而点云具有精确的地物高度和形态特征,但分类复杂,数据操作困难;照片精确度最高,且符合人眼的观察范围,但空间上具有限制;倾斜摄影模型同时具备空间、纹理和形态特征,但价格昂贵且植被底层建模容易被遮挡。充分发挥各种数据的优势并基于可视算法弥补其缺陷,是推动绿视率研究实现向前一步跨越的有效思路和有益尝试。

当前不同领域的学者也提出或总结了一些多源数据耦合方法,例如高分遥感影像与点云融合、点云与虚

拟模型融合、倾斜摄影模型与照片融合等。然而,不同数据的融合也存在约束后续可视化量化的方法的问题,导致不同方法的表达形式千差万别,难以有一套数据的耦合思路直接套用到各类问题中。因此,绿视率量化研究应顾及多源数据间的优劣,适应性构建可视化量化方法,发挥其各自优势并弥补其缺陷。

5.5 控制模型训练与使用成本

当前基于深度学习或三维场景量化绿视率的方法,有些方法(样本训练、点云分类、三维场景建模、渲染及运算)对计算机硬件要求高,计算时间长,使得模型实际的使用成本较高。尤其是开展几十万观察点的绿视率运算时存在计算耗费大的问题,需要借助超性能计算机实现。因此,构建绿视率量化方法模型不能仅仅追求性能指标的提升,在算法设计与评价时还应考虑模型的使用成本,或提出针对绿视率量化的高性能计算方法,使得所构建的模型能够可复现和易使用。

5.6 绿视率量化方法评价

现有文献采用较为多样的数据和可视化方法量化绿视率,但数据和方法的差异也导致量化结果间难以横向对比。然而,从操作流程来看,绿视率量化方法可以概括为构建三维场景,可视化方法两部分。因此,未来可以从以下两个视角对绿视率量化方法进行评价。(1)三维场景的真实度。具体地,根据不同数据的分辨率、地物分类精度、地物纹理和形态特征,评估构建的三维场景与真实场景的相似度。(2)可视化量化方法。基于照片量化绿视率的结果较为精确,能够替代真实值。在相同位置下,可以比较不同的可视化量化方法结果与真实值间的差异,进而评估不同绿视率可视化量化方法的精确度。

基于三维场景的真实度和可视化量化方法评价两个视角提出完善的绿视率量化方法评价体系,有方向和提高绿视率量化方法的精度,有助于各研究间的方法与结果的融合与对比,推动该领域的发展。

参考文献 (References):

- [1] Soga M, Evans M J, Tsuchiya K, Fukano Y. A room with a green view; the importance of nearby nature for mental health during the COVID-19 pandemic. *Ecological Applications: a publication of the Ecological Society of America*, 2021, 31(2): e2248-e2248.
- [2] 王志鹏, 王薇, 邢思懿, 蒋园, 张成永. 城市住所窗外绿视率对疫情期间人群心理健康的影响: 基于合肥市的研究. *环境与职业医学*, 2020, 37(11): 1078-1082.
- [3] Lu Y. The Association of Urban Greenness and Walking Behavior: Using Google Street View and Deep Learning Techniques to Estimate Residents' Exposure to Urban Greenness. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018, 15(8): 1576.
- [4] Gao F, Li S, Tan Z, Zhang X, Lai Z, Tan Z. How Is urban Greenness Spatially Associated with Dockless Bike Sharing Usage on Weekdays, Weekends, and Holidays? *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(4): 238.
- [5] Spano G, D'Este M, Giannico V, Elia M, Cassibba R, Laforteza R, Sanesi G. Association between indoor-outdoor green features and psychological health during the COVID-19 lockdown in Italy: A cross-sectional nationwide study. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 62: 127156.
- [6] Leng H, Li S, Yan S, An X. Exploring the Relationship between Green Space in a Neighbourhood and Cardiovascular Health in the Winter City of China: A Study Using a Health Survey for Harbin. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17(2): 513.
- [7] Yu H, Hu L W, Zhou Y, Qian Z, Schootman M, LeBaige M H, Zhou Y, Xiong S, Shen X, Lin L Z, Zhou P, Liu R Q, Yang B Y, Chen G, Zeng X W, Yu Y, Dong G H. Association between eye-level greenness and lung function in urban Chinese children. *Environmental Research*, 2021, 202: 111641.
- [8] 邓小军, 王洪刚. 绿化率、绿地率、绿视率. *新建筑*, 2002(06): 75-76.
- [9] Falfán I, Muñoz-Robles C A, Bonilla-Moheno M, MacGregor-Fors I. Can you really see 'green'? Assessing physical and self-reported measurements of urban greenery. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2018, 36: 13-21.
- [10] 方秀琴, 张万昌. 叶面积指数(LAI)的遥感定量方法综述. *国土资源遥感*, 2003, 14(3): 58-62.
- [11] 冯露, 岳德鹏, 郭祥. 植被指数的应用研究综述. *林业调查规划*, 2009, 34(02): 48-52.
- [12] Li T, Zheng X, Wu J, Zhang Y, Fu X, Deng H. Spatial relationship between green view index and normalized differential vegetation index within the Sixth Ring Road of Beijing. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 62: 127153.
- [13] 肖希, 韦怡凯, 李敏. 日本城市绿视率计量方法与评价应用. *国际城市规划*, 2018, 33(02): 98-103.
- [14] 折原夏志. 绿景観の評価に関する研究——良好な景観形成に向けた緑の評価手法に関する考察. *調査研究期報*, 2006, 142: 4-13.
- [15] Inglis N C, Vukomanovic J, Costanza J, Singh K K. From viewsheds to viewscapes: Trends in landscape visibility and visual quality research. *Landscape and Urban Planning*, 2022, 224: 104424.
- [16] Vukomanovic J, Singh K K, Petrasova A, Vogler J B. Not seeing the forest for the trees: Modeling exurban viewscapes with LiDAR. *Landscape and*

- Urban Planning, 2018, 170: 169-176.
- [17] Li X, Zhang C, Li W, Ricard R, Meng Q, Zhang W. Assessing street-level urban greenery using Google Street View and a modified green view index. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2015, 14(3): 675-685.
- [18] Xia Y, Yabuki N, Fukuda T. Development of a system for assessing the quality of urban street-level greenery using street view images and deep learning. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 59: 126995.
- [19] Chen X, Meng Q, Hu D, Zhang L, Yang J. Evaluating Greenery around Streets Using Baidu Panoramic Street Biew Images and the Panoramic Green View Index. *Forests*, 2019, 10(12): 1109.
- [20] 刘一鸣, 储君, 林雄斌, 晁恒, 李贵才. 内涵式发展诉求下城市绿地系统规划的绿视率问题研究. *城市发展研究*, 2021, 28(02): 24-31.
- [21] Biljecki F, Zhao T, Liang X, Hou Y. Sensitivity of measuring the urban form and greenery using street-level imagery: A comparative study of approaches and visual perspectives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 122: 103385.
- [22] Jung J, Olsen M J, Hurwitz D S, Kashani A G, Buker K. 3D virtual intersection sight distance analysis using lidar data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 86: 563-579.
- [23] Mihon D, Bacu V, Stefanut T, Gorgan D. Grid Based Environment Application Development-GreenView Application. 2009 IEEE 5th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing, 2009: 275-282.
- [24] Lu Y, Ferranti E J S, Chapman L, Pfrang C. Assessing urban greenery by harvesting street view data; a review. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2023, 83: 127917.
- [25] 刘晓天, 孙冰, 廖超, 金佳莉, 施招婉, 范黎明, 唐艺家, 何继红, 何卫忠, 杨龙, 孙倩, 裴男才. 基于街景图像的城市街道绿视率计量方法比较分析. *江西农业大学学报*, 2020, 42(05): 1022-1031.
- [26] 朱怀真, 杨凡, 南歆格, 包志毅. 国内外绿视率研究进展. *中国城市林业*, 2022, 20(03): 140-146.
- [27] 陈亚萍, 郑伯红, 曾祥平. 基于街景和遥感影像的城市绿地多维度量化研究——以郴州市为例. *经济地理*, 2019, 39(12): 80-87.
- [28] Cheng L, Chu S, Zong W, Li S, Wu J, Li M. Use of Tencent Street View Imagery for Visual Perception of Streets. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(9): 265.
- [29] 李小江, 蔡洋, 卡洛·拉蒂. 基于街道图像与深度学习的城市景观研究. *景观设计学*, 2018, 6(02): 20-29.
- [30] Zhang J, Meng Q, Zhang Y, Sun Y, Zhang L. Walking with green scenery: exploring street-level greenery in terms of visual perception. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2016: 1768-1771.
- [31] Fu Y, Song Y. Evaluating Street View Cognition of Visible Green Space in Fangcheng District of Shenyang with the Green View Index. 2020 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), 2020: 144-148.
- [32] Li X J. Urban Remote Sensing Using Ground-Based Street View Images. *Urban Remote Sensing: Monitoring, Synthesis, and Modeling in the Urban Environment*, 2021.
- [33] Ye Y, Richards D, Lu Y, Song X, Zhuang Y, Zeng W, Zhong T. Measuring daily accessed street greenery: A human-scale approach for informing better urban planning practices. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 191: 103434.
- [34] 马薛骑, 裘鸿菲. 基于网络照片数据与 Auto ML 模型的湖泊公园景观意象特征及感知偏好研究. *中国园林*, 2022, 38(10): 86-91.
- [35] Mahabir R, Schuchard R, Crooks A, Croitoru A, Stefanidis A. Crowdsourcing Street View Imagery: A Comparison of Mapillary and OpenStreetCam. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(6): 341.
- [36] Tonosaki K. Research on the New Measurement Method of the Ratio of Vertical Green Coverage with Leaf Colors. *Landscape Research Japan Online*, 2010, 3: 26-31.
- [37] Jiang B, Deal B, Pan H, Larsen L, Hsieh C H, Chang C Y, Sullivan W C. Remotely-sensed imagery vs. eye-level photography: Evaluating associations among measurements of tree cover density. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 157: 270-281.
- [38] Chen Z, Xu B, Gao B. Assessing visual green effects of individual urban trees using airborne Lidar data. *Science of The Total Environment*, 2015, 536: 232-244.
- [39] Yang J, Zhao L, McBride J, Gong P. Can you see green? Assessing the visibility of urban forests in cities. *Landscape and Urban Planning*, 2009, 91(2): 97-104.
- [40] Long Y, Liu L. How green are the streets? An analysis for central areas of Chinese cities using Tencent Street View. *Plos One*, 2017, 12(2): e0171110.
- [41] Chen J, Zhou C, Li F. Quantifying the green view indicator for assessing urban greening quality: an analysis based on Internet-crawling street view data. *Ecological Indicators*, 2020, 113: 106192.
- [42] Dong R, Zhang Y, Zhao J. 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.
- [43] Suppakittpaisarn P, Lu Y, Jiang B, Slavenas M. How do computers see landscapes? comparisons of eye-level greenery assessments between computer and human perceptions. *Landscape and Urban Planning*, 2022, 227: 104547.
- [44] 王洋洋, 黄锦楼. 基于绿视率的城市生态舒适度评价模型构建. *生态学报*, 2021, 41(06): 2170-2179.
- [45] 赵萌, 张雪琦, 张永霖, 贾天下, 吕晨璨, 吴钢. 基于景观生态学的城市生态空间服务提升研究——以北京市顺义区为例. *生态学报*, 2020, 40(22): 8075-8084.
- [46] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

- Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [47] Lumnitz S, Devisscher T, Mayaud J R, Radic V, Coops N C, Griess V C. Mapping trees along urban street networks with deep learning and street-level imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 175: 144-157.
- [48] Visin F, Romero A, Cho K, Matteucci M, Ciccone M, Kastner K, Bengio Y, Courville A. ReSeg: a recurrent neural network-based model for semantic segmentation. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2016: 426-433.
- [49] Yang Y, Lu Y, Yang H, Yang L, Gou Z. Impact of the quality and quantity of eye-level greenery on park usage. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 60: 127061.
- [50] Gong F Y, Zeng Z C, Zhang F, Li X, 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.
- [51] Yang L, Liu J, Liang Y, Lu Y, Yang H. Spatially Varying Effects of Street Greenery on Walking Time of Older Adults. *Isprs International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(9): 596.
- [52] Nagata S, Nakaya T, Hanibuchi T, Amagasa S, Kikuchi H, Inoue S. Objective scoring of streetscape walkability related to leisure walking: Statistical modeling approach with semantic segmentation of Google Street View images. *Health & Place*, 2020, 66: 102428.
- [53] Xia Y, Yabuki N, Fukuda T. Sky view factor estimation from street view images based on semantic segmentation. *Urban Climate*, 2021, 40: 100999.
- [54] 孟庆岩, 陈旭, 孙云晓, 吴俊. 一种基于 LiDAR 与多光谱数据的城市建筑物绿地环境指数. *生态学杂志*, 2019, 38(10): 3221-3227.
- [55] 张佳晖, 孟庆岩, 孙云晓, 孙震辉, 张琳琳. 城市行道树绿视量指数研究. *地球信息科学学报*, 2017, 19(6): 838-845.
- [56] Liu J, Shen J, Zhao R, Xu S. Extraction of individual tree crowns from airborne LiDAR data in human settlements. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 58(3-4): 524-535.
- [57] Anderson C C, Rex A. Preserving the scenic views from North Carolina's Blue Ridge Parkway: A decision support system for strategic land conservation planning. *Applied Geography*, 2019, 104: 75-82.
- [58] Labib S M, Huck J J, Lindley S. Modelling and Mapping Eye-Level Greenness Visibility Exposure Using Multi-Source Data at High Spatial Resolutions. *Science of the Total Environment*, 2021, 755, 143050. [59] Wang F, Wang G, Pan D, Liu Y, Yang L, Wang H. A parallel algorithm for viewshed analysis in three-dimensional Digital Earth. *Computers & Geosciences*, 2015, 75: 57-65.
- [60] Qiang Y, Shen S, Chen Q. Visibility analysis of oceanic blue space using digital elevation models. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 181: 92-102.
- [61] Palmer J F. The contribution of a GIS-based landscape assessment model to a scientifically rigorous approach to visual impact assessment. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 189: 80-90.
- [62] Yan J, Naghedri N, Huang X, Wang S, Lu J, Xu Y. Evaluating Simulated Visible Greenness in Urban Landscapes: An Examination of a Midsize U.S. City. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2023, 87: 128060.
- [63] Cimburova Z, Blumentrath S. Viewshed-based Modelling of Visual Exposure to Urban Greenery-An Efficient GIS Tool for Practical Planning Applications. *Landscape and Urban Planning*, 2022.
- [64] 贺鹏, 易正晖, 王佳. 基于地面激光扫描点云数据测定树木三维绿量. *测绘通报*, 2013(S2): 104-107.
- [65] 李凤霞, 石辉, 撒利伟, 冯晓刚, 李萌. 微分法三维激光点云数据单木三维绿量测定研究. *西安建筑科技大学学报:自然科学版*, 2017, 49(04): 530-535.
- [66] 成实, 张冠亭, 张潇洒, 刘奕秋. 基于 LiDAR 点云的景观空间“绿视率”量化分析方法研究. *中国园林*, 2022, 38(2): 12-19.
- [67] Tabrizian P, Baran P K, Van Berkel D, Mitasova H, Meentemeyer R. Modeling restorative potential of urban environments by coupling viewshed analysis of lidar data with experiments in immersive virtual environments. *Landscape and Urban Planning*, 2020, 195: 103704.
- [68] 江锋, 唐丽玉, 林定, 陈晓玲, 冯先超, 陈崇成. 基于城市园林树木景观三维模拟的绿视率估算方法. *地球信息科学学报*, 2021, 23(12): 2151-2162.
- [69] Juhopekka V, Kaisa J, Tuulia P, Arttu J, Juha H, Hannu H. Near Real-Time Semantic View Analysis of 3D City Models in Web browser. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(3): 138.
- [70] Chen M, Feng A, McAlinden R, Soibelman L. Photogrammetric Point Cloud Segmentation and Object Information Extraction for Creating Virtual Environments and Simulations. *Journal of Management in Engineering*, 2020, 36(2).
- [71] Furnari A, Farinella G M, Bruna A R, Battiato S. Affine Covariant Features for Fisheye Distortion Local Modeling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(2): 696-710.
- [72] Aikoh T, Homma R, Abe Y. Comparing conventional manual measurement of the green view index with modern automatic methods using google street view and semantic segmentation. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2023, 80: 127845.
- [73] Yang J, Zhang Q, Ni B, Li L, Liu J, Zhou M, Tian Q. Modeling Point Clouds With Self-Attention and Gumbel Subset Sampling. *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019: 3318-3327.
- [74] 王文曦, 李乐林. 深度学习在点云分类中的研究综述. *计算机工程与应用*, 2022, 58(01): 26-40.
- [75] 孟庆岩. 城市绿度空间遥感. 北京: 科学出版社, 2020.