

风景园林图像与图形在深度学习中的 应用分析及未来展望

刘冠,邵继中,王宇琪,张雪茵,吕欣蓓

(华中农业大学园艺林学学院,湖北 武汉 430070)

[摘要] 深度学习处理图像与图形数据的广泛应用,为风景园林研究的大样本数据获取、分析、预测,以及景观设计图的快速生成提供了新的解决思路与有效途径. 本文以风景园林图像与图形为研究对象,剖析风景园林图像与图形的类型,探究其在深度学习技术中的应用途径,分别从图像识别、图像生成、图形预测三个方面出发,对国内外的相关文献进行分析总结,梳理应用进展,提出未来发展趋势可聚焦深度学习向迁移学习的转变、人工智能与创意思维的融合、物质属性与非物质属性的结合,并强调深度学习技术通过处理风景园林图像与图形在分析场所空间环境、自动生成景观表现图、快速智能化建模、科学预判人群行为偏好等方面发挥着巨大的作用,将其应用于风景园林领域,能够有效推动本学科的智慧化发展.

[关键词] 深度学习,风景园林图像与图形,图像识别,图像生成,图形预测

[中图分类号] TU984 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2024)02-0044-10

Application Analysis and Future Prospect of Landscape Architecture Images and Graphics in Deep Learning

Liu Guan, Shao Jizhong, Wang Yuqi, Zhang Xueyin, Lyu Xinbei

(College of Horticulture and Forestry Sciences, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: New approaches and efficient methods for the collection, analysis, and forecasting of big sample data in landscape architecture research, as well as the quick creation of landscape design drawings, are made possible by the widespread use of deep learning to handle image and graphic data. This paper took landscape architecture images and graphics as its object, analyzed the types of landscape architecture images and graphics, and explored their application ways in deep learning technology. Starting from three aspects of image recognition, image generation, and graphic prediction, this paper analyzed and summarized relevant literatures at home and abroad, combed the application progress, and proposed that the future development trend can focus on the transformation from deep learning to transfer learning, the integration of artificial intelligence and creative thinking, the combination of material attributes and non-material attributes, and emphasized the significance of deep learning technology in analyzing the space environment of location, automatically generating landscape representation maps, rapid intelligent modeling, scientific prediction of crowd behavior preferences, and so on, by processing landscape architecture images and graphics. Its application in landscape architecture can effectively promote the intelligent development of this profession.

Key words: deep learning, landscape images and graphics, image recognition, image generation, graph prediction

随着深度学习技术的成熟,计算机视觉和图像与图形数据的自动化处理技术已取得显著的应用突破^[1],其强大的表示学习能力,为智能化图像识别、图像生成、图形预测提供了重要的技术支撑. 近年来,风景园林研究表现出数据量大、重复性高、相似率高、空间范围广等特点,使得现有研究难以通过传统实地调研、问卷发放等数据收集方式和聚类分析、回归分析等数据处理方法,实现现状环境设计的精确分析、未来空间布局的严密推测. 因此,风景园林研究者们积极探索将深度学习技术应用于以往难以实现的超大

收稿日期:2023-02-19.

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFC3807500)、住房和城乡建设部科学技术计划国际科技合作类项目(2022-H-001).

通讯作者:邵继中,博士后,教授,博士生导师,研究方向:城市规划与城市设计. E-mail:shao.j.z@hotmail.com

规模任务中,用机器眼来理解场所空间环境、快速智能化建模、科学预判空间格局演变趋势。基于此,本研究在分析风景园林图像与图形类型的基础上,将不同图像、图形与深度学习技术的应用功能相匹配,总结深度学习对不同类型图像与图形的作用,探讨深度学习在风景园林学科未来应用的发展趋势。

1 深度学习和风景园林图像与图形的关系

图像是由相机、扫描仪等输入设备所捕捉的实际场景,图形是由外部轮廓线组成的矢量图。在计算机中,图像是由点阵组成的位图,通过一个或多个矩阵表现场景的结构和外观,每个像素的灰度值用对应的元素表示。图形是指计算机通过点线之间的关系绘制而成的复杂结构,并对其颜色、纹理、空间位置等要素进行了规定^[2-3]。风景园林的实践与研究发展历程表明,前期场地分析、中期设计表现、后期评价优化等不同阶段工作的开展,均与图像紧密相关,如设计表现图、景象图等。同时,随着图解思想的不断发展,基于图论人为创建图形进行空间环境研究逐渐兴起,如社会网络关系图、时空网络关系图等(表1)。图像和图形均承载着大量的潜在信息,可作为风景园林研究与实践中的基础数据进行定量分析与模型构建,解决传统数据获取、分析、表达的复杂性问题,有效提升风景园林研究与实践的可信度和科学性。因此,运用图像与图形解决风景园林的相关问题是进行规划设计与科学研究的重要方法。

表1 风景园林图像与图形的类型及应用

Table 1 Types and applications of landscape architecture images and graphics

类型	定义	应用
图像	设计表现图 在设计师创造过程中,将抽象思维转变为外化的具象图像的一种表现形式。包含平面图、剖面图、立面图、效果图等二维设计表现图和三维景观场景图	多应用于区域地质、地貌和生态环境等因素的表达,展现了对区域环境特征的高度概括,主要用于规划设计的中期表现阶段
	景象图 以人视角度拍摄的景观图,包含街景图、由使用者通过社交媒体上传的社交网络图等	街景图用于空间环境量化 ^[4] 、街区色彩 ^[5] 、城市感知 ^[6] 等的研究;社交网络图用于城市景观形象分析 ^[7] 、人群行为偏好分析 ^[8] 等,主要为规划设计的评价优化提供量化支撑
	遥感影像图 从高空以鸟瞰视角拍摄的图	用于用地变化分析 ^[9] 、空间要素特征分析 ^[10] 等的研究,可辅助规划设计的前期现状分析与后期评价优化
	点云数据图 通过3D扫描仪获取的海量点数据呈现的图像	可应用于风景园林空间环境要素分类 ^[11] 、特征分析 ^[12] 等,为前期分析与后期评价提供依据
	人群活动分布图 通过人群活动大数据点位直观表现人群分布情况,如行人轨迹图、人群分布热力图等	主要用于风景园林规划设计的前期分析、空间环境的使用情况研究 ^[13] 等
图形	网络关系图 依据图论以点边构建的反映复杂关系的图,如社会网络关系图、时空网络关系图等	可应用于道路可达性 ^[14] 、景观偏好 ^[15] 等方面的预测研究,为新建区域的前期分析与已建区域的后期评价优化提供数理依据

然而,风景园林包含多维复杂的图像与图形,运用传统的人为生成和处理图像与图形的方式存在较多的重复性工作,同时,无法高效挖掘大量图像与图形数据背后的潜在规律、隐含规则,实现数据的有效利用。深度学习作为含多隐藏层、多感知器的一种网络结构,具有学习图像与图形内在规律、深层结构,进而实现智能化数据处理、分析的能力,包含卷积神经网络、生成对抗网络等多种与图像、图形处理相关的算法模型(图1)。因此,根据风景园林中图像与图形的分类,以深度学习具备的识别、生成、预测技术对应处理不同类型的图像与图形,将极大提升风景园林研究与规划设计方法的科学性与可靠性。

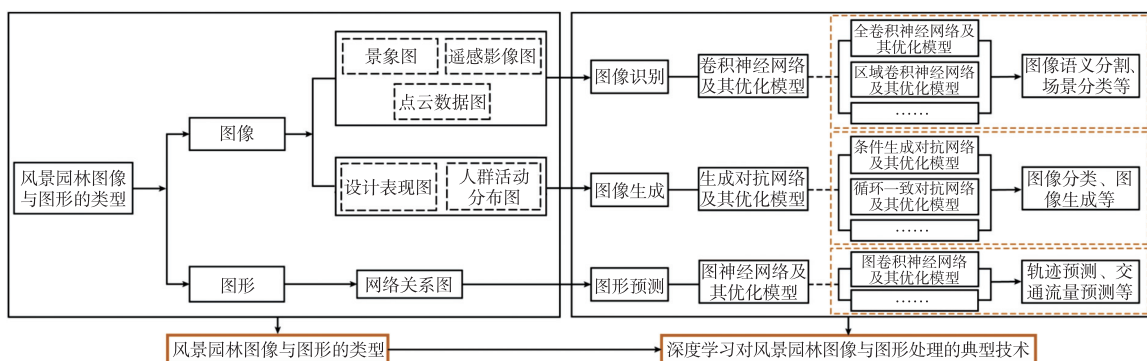


图1 深度学习和风景园林图像与图形的关系

Fig. 1 The relationship between deep learning and landscape architecture images and graphics

2 风景园林图像与图形在深度学习中的应用分析

深度学习是人工智能的重要突破之一,尤其在图像与图形的处理方面取得了巨大的成功. 结合风景园林图像与图形的类型,根据其在深度学习中的应用途径,分别从图像识别、图像生成、图形预测三方面进行具体阐述,分析不同类型的图像与图形如何通过深度学习技术实现智能化的信息提取、方案生成、关系预测等,从而为风景园林研究与实践的不同阶段提供科学量化手段.

2.1 图像识别

随着大数据技术发展速度的加快,多源数据被广泛使用,海量的数据处理弥补了传统方法所不能完成的研究工作,极大提升了风景园林学科研究的丰富度和可信度. 而景象图、遥感影像图、点云数据图的运用,从不同视角对景观环境进行了描述,为分析人群活动及物质空间提供了重要的数据基础,从而有效支持空间环境的定性与定量研究^[16]. 深度学习能够在反复学习大量样本图像特征的基础上,实现现有图像的信息提取及语义分割,具有高效解决多因素交织、情况复杂的风风景园林中的场所空间量化与空间感知分析、地物信息提取与景观场景分类、空间环境识别等问题的能力.

2.1.1 基于景象图的场所空间量化与空间感知分析

景象图与深度学习的结合为场所空间的量化研究提供了新的方法技术,避免了传统问卷调查与实地调研小样本数据信息的不完整性. 深度学习依赖像素理解图像,为图像中的每一个像素确定一个对象类别,对景象图中包含的植物、道路、水体等要素进行语义分割,计算各项要素的占比,量化场所空间环境(图 2a). 另外,微博、论坛、博客等社交媒体的快速发展,提供了以不同格式和潜在实时方式访问大量数据的可能性,运用计算机深度学习,从大量游客上传的景象图中检测出有价值的信息,可以有效识别图像的视觉内容,挖掘图片背后隐藏的时间、空间数据(如图片拍摄时间、位置等)及图片评论中的非结构化文本特征,反映出使用者的景观形象感知与行为表现偏好^[17-18](图 2b).

以人视角拍摄景观图像应用的兴起,为风景园林研究提供了更符合人群视觉特性的新视角. 目前以卷积神经网络及其优化模型为代表的深度学习技术,通过调节特征检测器、步幅等参数,增加网络层数深度,优化拟合目标函数,能够较为准确地识别图像中的各项景观要素^[19],根据分割信息的不同,分为要素识别^[4,20]、色彩识别^[5]、空间分类^[21]. 要素识别上,Middel 等^[22]调整全卷积神经网络,对 90°视野谷歌街景图像立方体中的天空、树木等要素进行分割,实现人视角各项景观要素占比的准确量化. 色彩识别上,Zhong 等^[23]以深度学习技术对街景图立面色彩进行自动化提取,制定城市色彩使用指南及目标区域的色谱图. 空间分类上,Ye 等^[21]采用区域卷积神经网络与随机森林相结合的双级学习策略,分析城市商业空间布局,测算城市 15 min 商业服务圈的覆盖率.

空间感知层面上,Kang 等^[7]在 Inception-v3 模型的迁移学习基础上开发了深度学习模型,对 168 216 张社交网络图片进行特征分析,创建了 75 个场景和 13 个类别,分析使用者对文化、自然等不同景观形象的情感倾向. 此外,由于不同拍摄者对同一景观情感形象感知存在差异化,部分学者从人群的分类上深入探究目的地的形象感知异同,有助于景观环境的政策管理与优化设计,如邓宁等^[24]基于图片深度学习研发的分析工

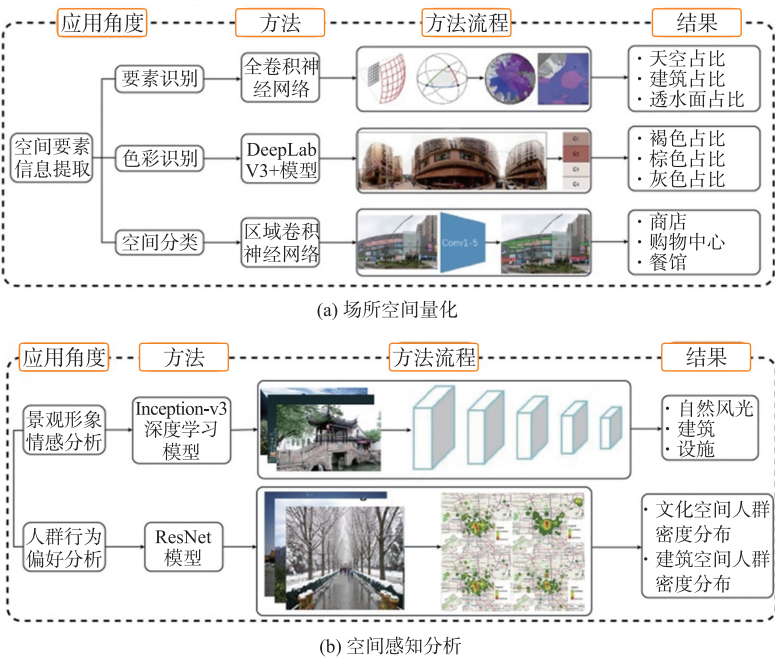


图 2 基于景象图的场所空间量化与空间感知分析流程^[7,17-25]

Fig. 2 Flow of place spatial quantification and spatial perception analysis based on scene image^[7,17-25]

具——DeepSentiBank,解析图片表征内容,比较不同来源地游客对北京旅游目的地形象感知差异。人群行为偏好分析方面,Koylu 等^[8]基于卷积神经网络的计算机视觉算法与核密度估计相结合,从 Flickr 上大约 2 000 万张公开共享的图像中推断观鸟活动模式,分析人群对不同观鸟模式的潜在差异和偏好。同时,研究还发现使用者的社会背景对人群行为偏好有很大影响。为此,Zhang 等^[25]采用基于深度学习的多属性方法,对社交网络图进行视觉内容识别,揭示具有不同地域属性的使用者之间的感知和行为差异。

综上所述,大量学者尝试结合智慧化的深度学习模型,自动从不同层面提取超大规模数据,用于风景园林学科空间环境特征分析、景观形象感知与人群行为偏好等方面的研究,但受现有技术及训练样本的影响,每个深度学习模型仅在与训练图像类型相似的案例上表现较好,而不适用于差别较大的其他图像分割,致使不同图像分割任务均需大量的人员进行图像手工标记制作训练集。此外,情感的抽象性及活动的随机性使模型精度的提升存在较大挑战。因此,未来还需深入研究以减少模型构建过程中的大量重复性工作,提高模型的泛化能力,同时,明确机器方法与人工方法的边界。

2.1.2 基于遥感影像图的地物信息提取与景观场景分类

遥感技术的发展,使得获取携带大量空间特征和语义信息的高分辨率影像图成为可能,为风景园林研究所需数据的采集提供了便捷的方式。目前,利用遥感影像图提取建筑物、路网、水体、植被等地物信息,识别商业区、居住区等景观场景类型,已成为诸多学者分析用地类型空间分布特征、了解城市风貌、研判景观格局演变规律等的基础。由于不同场景中包含相似的要素,且场景类别间的语义可能存在高度重叠,因此运用贝叶斯、决策树等浅层模型无法有效构建复杂函数生成理想的分类结果^[26]。而深度学习通过对区域内地物目标整体所呈状态属性的描述,依据人类对场景区域内地物的地理属性与社会功能的认知设定语义类别,在不断的迭代学习过程中易于实现遥感影像的正确标注^[27]。

基于此,在地物信息提取方面,袁静文等^[9]提出一种融合长短期记忆网络和多尺度卷积神经网络的空-谱结合要素提取方法,以 0.904 8 的总体精度对城市土地利用类型进行精确识别,量化分析景观格局(图 3a)。陈嘉浩等^[10]和张铭飞等^[28]在改进的全卷积神经网络基础上,运用识别精度、计算效率更高的 U-Net 模型,以高达 93.1% 以上的准确率提取建筑物、水体等景观要素,为合理的区域景观规划及生态环境优化提供数理依据。不难看出,相比于传统的目视解译和神经网络方法,目标优化后的深度学习模型在处理影像图上能高效获取多源场地信息数据,以更客观的逻辑化控制,呈现对区域土地类型、空间要素特征的科学解译。景观场景分类上,Xu 等^[29]、Tombe 等^[30]在优化卷积神经网络模型的基础上,构建新的方法体系实现场景类型的精确划分。此外,人口、经济等非物质属性的数据对场景类别影响很大,将其纳入算法学习框架中有利于极大提高模型精度。因而,范鑫等^[31]提出了耦合多源地理数据的多分辨率遥感影像场景分类框架,引入人口时序、夜间灯光等信息,使不同场景的分类准确率普遍达到 90% 以上(图 3b)。

通过上述分析可以发现,大量研究者目前主要针对模型的学习精度开展系列研究,使得优化后的深度学习模型在精确度上已基本满足研究需要,但缺乏地物信息提取、景观场景分类在优化空间环境、改善规划布局等方面的深入探索,与本学科的契合度不足。因而,未来以更为系统、完善的逻辑框架构建,适应性地用于风景园林研究具有重要价值。

2.1.3 基于点云数据图的空间环境识别

受天气、光照等外界因素的影响,以相机拍摄获取图像的方式存在性能缺失的问题。而点云数据对于光照强度、视角变化、表面纹理等更加鲁棒,为精细化、规模化空间环境识别提供了更好的研究选择。但大范围 3D 点云数据具有的稀疏性及无序性特点^[32],使得点云数据的特征提取难以通过传统卷积核实现,需

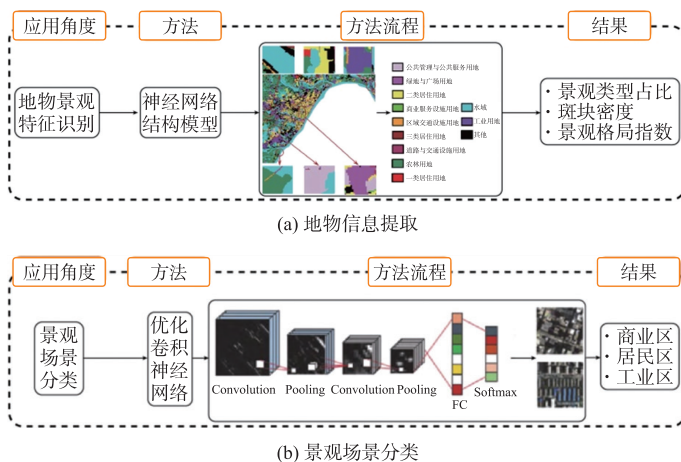


图 3 基于遥感影像图的地物信息提取与景观场景分类流程^[9,31]

Fig. 3 Flow of land feature information extraction and landscape scene classification based on remote sensing image^[9,31]

借助更复杂的深度学习网络结构聚合全局和局部特征. 为此,学者提出利用中间映射层提取点云物体空间特征的学习方法^[33](图 4). 随后在深度学习算法的不断优化下,一些学者直接通过聚合数据点之间的依赖关系提取特征,如索传哲^[12]提出了 LPD-Net 深度学习模型,聚合点云中局部特征的空间分布信息,完成环境识别任务.

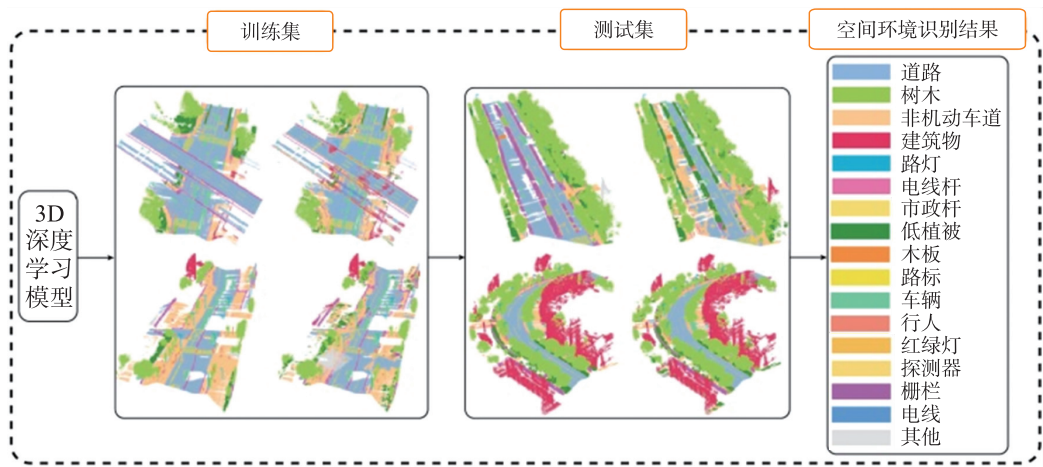


图 4 基于点云数据图的空间环境识别流程^[33]

Fig. 4 Flow of spatial environment identification based on point cloud data map^[33]

通过上述研究分析可以发现,点云数据的环境识别可有效补充景象图、影像图等与环境因素高度相关的图像在空间环境量化研究中的不足,但由于现有处理点云数据的深度学习技术处于初步阶段,其运行速度、模型性能等还存在较多不足,且在风景园林学科的应用较少,因此,未来还需加强场所空间的点云数据处理及应用研究,有效解决风景园林中细粒度场景识别和重定位问题.

2.2 图像生成

深度学习不仅在通过分类提取重要特征而排除多余信息的图像识别上表现出很好的泛化能力,在图像生成上也具有较好的性能,表现为以探究给定观测数据内部的统计规律,基于所得到的概率分布模型,使得生成的图像与真实图像在分布上越来越近. 目前,深度学习在风景园林设计及研究中的应用,以二维景观表现图、人群活动分布图、三维景观场景图的生成为主.

2.2.1 二维景观表现图

深度学习的多层结构,能够快速高效地学习已有案例中的经验和专业内的先验知识,为解决多目标约束、多情景评判、多因素交织、多主体介入的规划设计方案提供新思路. 与传统的方案设计方法相比,作为人工智能重要分支的深度学习,对自然智能方法的变革具有创新性,但受到风景园林规划设计的复杂多因素影响,现有的技术条件难以通过模型的学习训练,达到像自然智能对规划设计场地进行多层面、多维度权衡与思考的水平. 因此,目前在规划设计案例生成方面,主要以建筑、植物、路网等单一景观要素设计图和简单的小场地方案设计表现图为主.

单一景观要素的深度学习图像生成,主要通过训练描述各项要素信息(如地形的山脊线、山谷线和建筑的轮廓、高度等)的数据集、设定预设目标,用算法的内在逻辑不断生成比对图像,进而逼近理想解. 如, Hu 等^[34]结合深度神经网络和使用者提供的约束条件,构建了一种用于自动生成规划的学习框架,对建筑的空间结构、形态布局进行设计;苏奇^[35]结合地形生成任务的特点,针对性地优化生成对抗网络中的 Pix2Pix 结构,提高网络的训练速度,解决了生成地形中存在重复网格痕迹的问题. 不同于单独景观要素设计,多要素综合的方案设计存在图面样式随机和景观要素协调性、景观稳定性等抽象因素难以量化的特点. 针对此问题,孙澄等^[36]运用条件生成对抗网络模型,学习低层、多层、高层居住区轮廓与强排设计方案总平图的对应关系,以建筑日照模拟结果为依据,进行生成方案“最优解”的验证评价,得到任意居住区轮廓条件下的居住区强排设计方案. 此外,还有部分研究者未对生成的方案进行筛选评价,而是提供符合设计要求的诸多初始方案或候选方案,以增加设计师思考的全面性和多样性,如林文强^[37]利用 Pix2Pix 模型学习并掌握校园设计布局的经验,以设计项目的用地边界与道路条件为基础,通过损失函数判别生成图与

实际需求之间的差异,进而自动输出 300 多张符合设计目标的方案图。

因此,针对目标易明确的单要素景观设计,深度学习可依据不同案例的自学习过程,掌握其内在逻辑,生成符合目标需求的方案,在辅助设计师工作上具有一定的实践意义。对于综合的景观方案设计,需要考虑多方面的影响因素,而目前深度学习较难对抽象要素进行学习,因此,景观设计师与深度学习技术之间保持良好的合作关系,将更有利于满足方案设计的独特性、合理性与实用性要求。

2.2.2 人群活动分布图

人群流量数据作为风景园林学科公共空间品质评估、景观游憩偏好等研究的基础,如何准确获取至关重要。大量基于 GPS 定位^[38]、Wi-Fi 热点^[39]、蓝牙跟踪^[40]等的人群活动数据获取方式存在一定的局限性,难以保证小范围研究的数据精度。从视频中提取人群活动数据能够掌握人群实时变化情况,有助于探究人群活动的时空特征。因此,相关学者运用不同深度学习技术,测试其在处理视频中人的实时跟踪与对象分割的精确度和鲁棒性,以不断改进人群流量数据获取技术的学习性能,如 Guo 等^[41]、Wang 等^[42]、李瀚等^[43]均在此方面做了大量尝试。此外,为更好地服务于风景园林学科对人群流量数据的应用,部分学者提取人群速度、人群轨迹等表征人群活动的多层信息,综合分析人群时空聚集度特征,如吴韶集等^[13]、赛斌等^[44],基于 Yolo-v3 和 DeepSORT 两种深度学习算法对无人机拍摄的视频数据进行目标检测、数据提取与可视化处理,获得了精确的空间环境行人分布图及速度分布图(图 5)。

由此可见,随着人与空间环境交互程度的深化,未来将深度学习技术应用于从视频中科学获取人群活动数据,对推动风景园林学科的发展具有极大作用。但该技术受视频拍摄高度、质量,以及识别算法鲁棒性、精度等方面的影响,结果准确性还需进一步提升。因此,一方面要加强该技术在风景园林中的应用,另一方面要与计算机专业协作,提升数据结果获取的精度至关重要。

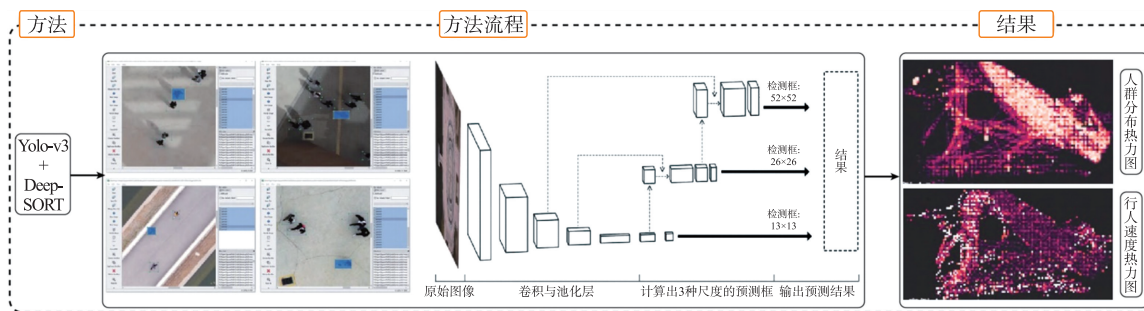


图 5 深度学习生成人群活动分布图流程^[13]

Fig. 5 Flow of crowd activity distribution chart generated by deep learning^[13]

2.2.3 三维景观场景图

风景园林设计涵盖空间布局结构、植物物种配置、建筑形态组合等内容,仅以设计的二维图纸无法对景观设计进行立体化和多样化的分析。因此,亟需构建三维景观场景图帮助推敲、修改和完善原来的设计构思,进一步检验思路与方案的可行性与可信度。随着数字技术的发展,通过深度学习使机器掌握大量与测试图相似的训练图,能够实现二维平面到三维立体图像的自动化生成,如 Aithal 等^[45]运用循环一致对抗网络,通过学习多视角图像,从单目航拍图像重建数字表面模型,实现三维场景的建模。但该方法无法获取图像背后的特征属性,真正掌握其内在规律,难以进行复杂场景的建模。因此,部分研究者通过深度网络模型学习道路、植被等物理要素特征,以及街道模式、建筑类型等无形属性特征,在此基础上,不受限于训练图像本身,可进行快速、自由的复杂 3D 景观模型创建,如 Kim 等^[46]、黄莺等^[47]利用深度学习算法训练现有景观设计的真实数据,以此推断未知的空间环境要素特征、内在属性,生成 3D 城市或区域景观模型。

三维建模的高效性已被研究证实,但现有的研究深度、应用广度不足,未来还需加强相关研究与实践应用,以实现深度学习技术更精确、智能化的三维场景模型构建,使设计师的主要任务从制图转变为设计,极大节省人员精力^[48]。

2.3 图形预测

近年来,依赖时空变量的多维影响作用,风景园林在公共空间便捷度、使用者景观偏好等方面的预测问题逐渐受到关注。传统的统计分析、模糊信息聚类等方法无法适应性地挖掘内在驱动机制,预判未来演

变规律,而深度学习拥有处理复杂非线性数据的天然优势。因此,部分学者在对道路可达性、景观偏好进行预测时,通过建立多层网络结构模型,依据交通流量、人群行为等的自适应性控制和特征分析,运用多源数据融合的跟踪识别方法,进行目标对象的预测。

2.3.1 基于时空网络关系图的道路可达性预测

城市道路的可达性直接影响区域空间结构,决定了社会资源分配的公平性,如综合性公园、绿道等绿色基础设施的合理布置,这促使风景园林学者们以各种模型及算法从不同角度研究到达绿色公共空间的便利程度。道路交通流量作为影响路网规划的重要因素,其所具有的动态性及随机性特征,使得简单的算法模型在多维数据处理方面的可用性不强,难以挖掘多源异构数据背后的变化规律,实现模型预测的时效性。结合深度学习技术聚合空间信息,建立具有较强非线性映射能力的预测模型,可自动提取交通流量的时间序列变化,从而有效改善上述问题,如 Yang 等^[14]提出一种由图卷积网络和门控循环单元组成的 TMS-GCN 模型,捕捉区域空间依赖关系及区域流量动态变化,实现交通状态的实时、准确预测。

目前,由于深度学习在处理时空图数据方面的应用处于初探期,交通领域的学者主要关注交通流量预测模型本身的精准性,少有研究基于深度学习结合风景园林专业特性构建道路可达性预测模型,因此,未来以更具有自适应寻优的深层学习方法,模拟交通规划对区域可达性格局的影响,进而优化空间结构,在将计算机技术风景园林本土化方面具有重要意义。

2.3.2 基于社会网络关系图的景观偏好预测

位置信息应用服务的广泛使用,为获取大量共享交通工具的轨迹信息、社交平台的签到信息提供了便利,对探究使用者活动轨迹给予了数据支持,在此基础上,通过数据的处理、分析能较为直观地表现使用者的活动意图及移动模式。现有研究多使用生成模型、卷积模型等非几何空间图数据的学习方法推断潜在的轨迹分布^[49-50],如 Yi 等^[15]运用行为卷积神经网络,通过大量真实场景人群数据的训练进行步行路径、目的地等的预测。但此类方法对训练集的需求量大,不仅计算成本高,而且计算效率低,同时欠缺时空特征的捕捉。基于此,吴劲等^[51]提出了一种新的基于图神经网络的用户轨迹分类模型,对与用户签到位置和时间移动意图相关的时空特征进行建模,预测用户移动模式。

综上,图神经网络在解决具备时空特性的预测问题上已表现出良好的性能,但该方法目前主要集中于电子信息工程领域,未来对其算法模型进行适应性转换,应用于风景园林研究具有极大理论及实践意义。

3 风景园林图像与图形的深度学习未来展望

3.1 深度学习向迁移学习的转变——图像识别

深度学习的图像识别技术可有效实现空间环境的信息提取与科学解读,从景象图识别、影像图分类,到三维点云图特征提取,大量研究旨在借助多级联分层结构模型,从不同空间尺度量化场所环境,解析景观形象感知与人群行为偏好,实现智慧化和科学化的信息分类,将大量隐性规则转化为可理解的、有指导意义的显性信息,助力风景园林规划设计的决策实施。但当研究需要在训练样本之外发现一些新的样本特征时,有必要重新评估这种基于智能化学习方法的可用性,因为它将消耗大量的精力和时间来训练一个新的深度学习模型,以解决自然智能易于处理的问题,致使研究过程繁琐重复,研究目标本末倒置。而迁移学习提供了更好的思路,其可通过对某一领域实例、特征、共享参数的学习,将标注数据或者知识结构完成或改进到目标领域或任务中,有效避免了大量人工标记新建训练集的费时费力。同时,随着 ChatGPT 的火爆发展,相关研究者对其运行本质及算法原理进行了深入解读,可以发现该技术具备覆盖人群与场景范围广泛的先发优势,以及优于其他模型的超强学习能力^[52-53]。鉴于此,未来可将其应用于极大改善训练新模型的高效性方面,减轻人工训练的压力。另外,不同拍摄角度产生的图像信息存在局限性,基于某类视角的图像可能无法客观真实地反映空间信息的全貌。因此,未来的风景园林图像智能化识别,需在关注研究本体问题的基础上,借助 ChatGPT,利用迁移学习,构建以俯视的影像图、平视的景象图相结合的综合迁移学习模型,用于景观空间信息识别。

3.2 深度学习与创意思维的融合——图像生成

深度学习图像生成技术的运用为风景园林的方案设计与景观建模,提供了高效便捷的技术手段。通过数据的综合性分析与运算,机器能够在约束条件设定的前提下,不断进行目标逼近,自主对要素关系、空间形

态、功能布局等内在组构规律进行学习,科学分析和理性建构复杂结构和动态逻辑,从而生成理想方案解、构建三维立体模型。但现有技术的不成熟,使得与人类主观认知高度相关的风景园林学科,难以将抽象的设计理论进行定量解释并加以约束。针对此问题,诸多研究者通过优化深度学习模型生成不同案例,为设计师、开发商及决策者提供多维度的园林设计、方案评估及推演等智能化服务,或通过建立评价体系人为筛选方案最优解。同时,研究表明具有超强学习性能的 ChatGPT 通过大量数据的运算掌握各个抽象要素间的规律性,可为感知智能方面的发展提供新机遇^[54-56]。因此,在未来的方案生成设计中,应积极利用 ChatGPT,将文化、艺术等抽象要素转换为指标予以量化,赋予深度学习方法风景园林师的创意思维及对客观规律的认知,构建适用于风景园林诸多抽象要素的强深度学习模型,辅助风景园林师高效规划设计出合理方案。

3.3 物质属性与非物质属性的结合——图形预测

风景园林学科的内核是在时间序列的驱动下,通过探索自然、社会、文化、情感等非物质属性与设施、植物、建筑、水体等物质属性之间的相互作用关系,实现合理的规划设计。但由于时间序列、空间环境、意识形态之间的交互关系存在高度的不确定性、非线性、多样性等复杂特征,使得传统线性方法往往难以表达复杂的物质与非物质属性相结合的景观空间营建规则。深度学习作为以智能推理、并行运算为优势的技术,通过综合考虑交通出行、生态保护、居民生活、社会关系等多方面需求,对数量庞大的各种景观情景进行模拟预测,有效处理风景园林中的非线性问题。但现有研究多以用卷积神经网络、人工神经网络等处理几何空间图的深度学习技术为主,解决空间演变问题,缺乏对时空特征信息的综合考虑。而图神经网络的出现为非几何空间数据的处理提供了技术支撑。因此,未来应利用以图神经网络为主的深度学习技术,融入时间序列、非物质属性的分析,构建具备精确性、高效性的时空特征信息聚合模型,通过训练大样本数据的内在规律和表示层次,揭示风景园林中物质与非物质要素的时空互动关系,实现景观可达性、使用者活动模式、景观格局演化等层面的动态化预测。

4 结论

随着计算机信息收集系统的进步,越来越多的图像与图形数据集被获取。作为人工智能重要分支的深度学习技术,在图像与图形处理方面取得了巨大的成功,有效实现了图像识别、图像生成和图形预测。

本研究对风景园林图像与图形在深度学习中的应用进行分析,归纳总结了深度学习对不同类型图像与图形的作用、目前的不足之处和未来的发展方向,具体如下:(1)图像识别。深度学习技术可对各类图像进行语义分割,用于场所空间量化与感知、地物信息提取与景观场景分类、空间环境识别等方面的研究。但其严重的数据表示依赖性、图像获取限制因素的制约性、单一图像视角的片面性均影响着智能化图像识别的应用。因此,未来应加强迁移学习、多模态学习等更优秀的技术,以及对环境鲁棒性较强的三维点云图在风景园林中的应用,同时,构建涵盖多视角拍摄图像的综合学习模型。(2)图像生成。深度学习能够基于设计师的预设目标,自动生成景观设计图,辅助设计师工作的快速完成。但由于风景园林规划设计与大量主观抽象因素有关,目标约束成为方案生成的难点,现有研究虽从多方面尝试对目标进行约束,但更适用小规模的景观设计,对于大规模仍难以修正。基于此,未来可通过大量样本的训练,使深度学习更适应涵盖诸多复杂人为因素的风景园林学科。同时,应明确深度学习与设计师的边界。此外,应关注视频提取方法生成的大数据图,强化以人为本导向下的方案优化。(3)图形预测。深度学习能够有效预测道路流量、用户偏好等,为基于道路可达性、人群行为偏好的公共空间规划提供了重要依据。但目前风景园林专业本体的相关研究较少,尤其是考虑时空特征要素方面。未来可加强图神经网络技术的应用,实现时空信息的聚合,更好地服务于景观要素交互关系、空间结构功能布局等方面的预测研究。

随着 ChatGPT 的火爆发展,风景园林积极融合深度学习技术,利用其超强学习能力,更智能、高效地实现风景园林的图像识别、图像生成和图形预测。但受到现有技术壁垒的影响,如更深的结构增加了反向传播算法的困难、没有标签的训练图像大规模增加、类失衡严重影响深度学习的性能等,未来风景园林的智能化发展,还需与计算机学科进行深入合作,通过更多具有新颖性、适应性的深度模型、新的并行计算系统,以及新一代人工智能 ChatGPT 来更有效地解释风景园林图像与图形的内容,生成符合景观设计思想的方案,预测景观空间结构、功能布局的时空演变趋势。但面对 ChatGPT 带来的诸多优势,设计师及景观研究者应在保持对本体专业清晰的认知与理解基础上,借助机器的自然语言处理技术,融入心理情感与社

会文化等语言外的信息,加强方案设计的创新性,从而更好地促进风景园林与人工智能的交融共振。

[参考文献]

- [1] 王宇昊,何彧,王铸. 基于深度学习的文本到图像生成方法综述[J]. 计算机工程与应用,2022,58(10):50-67.
- [2] 吴桥. 平面广告设计中计算机图形图像的应用[J]. 工业设计,2017(8):115-116.
- [3] 强斌. 浅谈图像学在视频编辑软件中的应用[J]. 江苏科技信息,2015(25):41-42.
- [4] DENG M Y, YANG W, CHEN C, et al. Exploring associations between streetscape factors and crime behaviors using Google street view images[J]. *Frontiers of computer science*, 2022, 16(4):164316.
- [5] 叶宇,仲腾,钟秀明. 城市尺度下的建筑色彩量化测度:基于街景数据与机器学习的人本视角分析[J]. 住宅科技, 2019, 39(5):7-12.
- [6] LARKIN A, GU X, CHEN L Z, et al. Predicting perceptions of the built environment using GIS, satellite and street view image approaches[J]. *Landscape and urban planning*, 2021, 216:104257.
- [7] KANG Y, CHO N, YOON J, et al. Transfer learning of a deep learning model for exploring tourists' urban image using geotagged photos[J]. *ISPRS international journal of geo-information*, 2021, 10(3):137.
- [8] KOYLU C, ZHAO C, SHAO W. Deep neural networks and kernel density estimation for detecting human activity patterns from geo-tagged images:a case study of birdwatching on Flickr[J]. *ISPRS international journal of geo-information*, 2019, 8(1):45.
- [9] 袁静文,武辰,杜博,等. 高分五号高光谱遥感影像的城市土地利用景观格局分析[J]. 遥感学报,2020,24(4):465-478.
- [10] 陈嘉浩,邢汉发,陈相龙. 融合级联 CRFs 和 U-Net 深度学习模型的遥感影像建筑物自动提取[J]. 华南师范大学学报(自然科学版),2022,54(1):70-78.
- [11] 张凌峰. 基于深度学习的激光点云环境感知[D]. 北京:北方工业大学,2021.
- [12] 索传哲. 基于深度学习的大场景激光点云环境识别研究[D]. 南京:东南大学,2021.
- [13] 吴韶集,胡一可. 基于深度学习的公共空间人群行为可视化研究:以天津大学卫津路校区为例[J]. 风景园林,2022, 29(2):106-111.
- [14] YANG H Q, ZHANG X M, LI Z H, et al. Region-level traffic prediction based on temporal multi-spatial dependence graph convolutional network from GPS data[J]. *Remote sensing*, 2022, 14(2):303.
- [15] YI S, LI H S, WANG X G. Pedestrian behavior understanding and prediction with deep neural networks[J]. *European conference on computer vision*, 2016, 9905:263-279.
- [16] 张帆,刘瑜. 街景影像:基于人工智能的方法与应用[J]. 遥感学报,2021,25(5):1043-1054.
- [17] KIM S B, KIM D Y, WISE K. The effect of searching and surfing on recognition of destination images on Facebook pages[J]. *Computers in human behavior*, 2014, 30:813-823.
- [18] CAI G C, LEE K, LEE I. Itinerary recommender system with semantic trajectory pattern mining from geo-tagged photos[J]. *Expert systems with applications*, 2018, 94:32-40.
- [19] 赵晶,曹易. 风景园林研究中的人工智能方法综述[J]. 中国园林,2020,36(5):82-87.
- [20] KIM E S, YUN S H, PARK C Y, et al. Estimation of mean radiant temperature in urban canyons using Google street view;a case study on Seoul[J]. *Remote sensing*, 2022, 14(2):260.
- [21] YE N Q, WANG B W, KITA M, et al. Urban commerce distribution analysis based on street view and deep learning[J]. *IEEE access*, 2019, 7:162841-162849.
- [22] MIDDEL A, LUKASCZYK J, ZAKRZEWSKI S, et al. Urban form and composition of street canyons;a human-centric big data and deep learning approach[J]. *Landscape and urban planning*, 2019, 183:122-132.
- [23] ZHONG T, YE C, WANG Z, et al. City-scale mapping of urban facade color using street-view imagery[J]. *Remote sensing*, 2021, 13(8):1591.
- [24] 邓宁,刘耀芳,牛宇,等. 不同来源地旅游者对北京目的地形象感知差异:基于深度学习的 Flickr 图片分析[J]. 资源科学,2019,41(3):416-429.
- [25] ZHANG K, CHEN Y, LI C L. Discovering the tourists' behaviors and perceptions in a tourism destination by analyzing photos' visual content with a computer deep learning model;the case of Beijing[J]. *Tourism management*, 2019, 75:595-608.
- [26] 李亚飞,董红斌. 基于卷积神经网络的遥感图像分类研究[J]. 智能系统学报,2018,13(4):550-556.
- [27] CHENG G, XIE X X, HAN J W, et al. Remote sensing image scene classification meets deep learning:challenges, methods, benchmarks, and opportunities[J]. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 2020, 13:3735-3756.
- [28] 张铭飞,高国伟,胡敬芳,等. 基于卷积神经网络的遥感图像水体提取[J]. 传感器与微系统,2022,41(1):72-74.

- [29] XU K J, HUANG H, DENG P F, et al. Two-stream feature aggregation deep neural network for scene classification of remote sensing images[J]. Information sciences, 2020, 539: 250–268.
- [30] TOMBE R, VIRIRI S. Adaptive deep co-occurrence feature learning based on classifier-fusion for remote sensing scene classification[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2020, 14: 155–164.
- [31] 范鑫, 胡昌苗, 霍连志. 耦合多源地理数据的多分辨率遥感影像场景分类方法研究[J]. 无线电工程, 2021, 51(12): 1449–1460.
- [32] QI C R, SU H, MO K C, et al. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 77–85.
- [33] HAN X, DONG Z, YANG B S. A point-based deep learning network for semantic segmentation of MLS point clouds[J]. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 2021, 175: 199–214.
- [34] HU R Z, HUANG Z Y, TANG Y H, et al. Graph2Plan: learning floorplan generation from layout graphs[J]. ACM transactions on graphics, 2020, 39(4): 118.
- [35] 苏奇. 基于深度学习的地形生成方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
- [36] 孙澄, 丛欣宇, 韩昀松. 基于 CGAN 的居住区强排方案生成设计方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(2): 111–121.
- [37] 林文强. 基于深度学习的小学校园设计布局自动生成研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- [38] YE Y, ZHUANG Y, ZHANG L, et al. Designing urban spatial vitality from morphological perspective: a study based on quantified urban morphology and activities' testing[J]. International urban plan, 2016, 31: 26–33.
- [39] KIM Y L. Seoul's Wi-Fi hotspots: Wi-Fi access points as an indicator of urban vitality[J]. Computers, environment and urban systems, 2018, 72: 13–24.
- [40] OOSTERLINCK D, BENOIT D F, BAECKE P, et al. Bluetooth tracking of humans in an indoor environment: an application to shopping mall visits[J]. Applied geography, 2017, 78: 55–65.
- [41] GUO D Y, WANG J, CUI Y, et al. SiamCAR: siamese fully convolutional classification and regression for visual tracking [C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2020: 6268–6276.
- [42] WANG Q, ZHANG L, BERTINETTO L, et al. Fast online object tracking and segmentation: a unifying approach [C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 1328–1338.
- [43] 李瀚, 刘坤华, 刘嘉杰, 等. 实时视觉目标跟踪与视频对象分割多任务框架[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(1): 101–112.
- [44] 赛斌, 曹自强, 谭跃进, 等. 基于目标跟踪与轨迹聚类的行人移动数据挖掘方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(1): 231–239.
- [45] AITHAL B H, DAS S K, SUBRAHMANYA P P. Urban 3D structure reconstruction through a generative adversarial network model[J]. Arabian journal for science and engineering, 2020, 45(12): 10731–10741.
- [46] KIM S, KIM D, CHOI S, et al. CityCraft: 3D virtual city creation from a single image[J]. Visual computer, 2020, 36(5): 911–924.
- [47] 黄骞, 史洪芳, 于洪斌. 基于实景三维的美丽乡村智能规划协同平台[J]. 公路, 2019, 64(4): 233–238.
- [48] ESLAMI S M A, REZENDE D J, BESSE F, et al. Neural scene representation and rendering[J]. Science, 2018, 360(6394): 1204–1210.
- [49] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational bayes[DB/OL]. [2019-07-02]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>.
- [50] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]//Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, Canada: MIT Press, 2014: 2672–2680.
- [51] 吴劲, 陈树沛, 杨庆, 等. 基于图神经网络的用户轨迹分类[J]. 电子科技大学学报, 2021, 50(5): 734–740.
- [52] 朱光辉, 王喜文. ChatGPT 的运行模式、关键技术及未来图景[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版), 2023, 44(4): 113–122.
- [53] 王德祥, 王建波. 新一代人工智能对数字经济的影响: 以 ChatGPT 为例[J]. 特区实践与理论, 2023(2): 34–39.
- [54] 荆林波, 杨征宇. 聊天机器人(ChatGPT)的溯源及展望[J]. 财经智库, 2023, 8(1): 5–36.
- [55] 冯志伟, 张灯柯, 饶高琦. 从图灵测试到 ChatGPT: 人机对话的里程碑及启示[J]. 语言战略研究, 2023, 8(2): 20–24.
- [56] WU T Y, HE S Z, LIU J P, et al. A brief overview of ChatGPT: the history, status quo and potential future development[J]. IEEE/CAA journal of automatica sinica, 2023, 10(5): 1122–1136.

[责任编辑: 丁 蓉]