DOI: 10.20103/j.stxb.202411022688

崔欣雨,莫路锋,王国英,易晓梅,吴鹏.基于随机森林的公园生态景观视觉感知综合评价方法.生态学报,2025,45(11):5277-5288. Cui X Y, Mo L F, Wang G Y, Yi X M, Wu P.A comprehensive evaluation method for ecological landscape visual perception in parks based on Random Forest.Acta Ecologica Sinica,2025,45(11):5277-5288.

基于随机森林的公园生态景观视觉感知综合评价方法

崔欣雨1,莫路锋1,2,王国英1,*,易晓梅1,吴 鹏1

1浙江农林大学数学与计算机科学学院,杭州 311300

2浙江农林大学信息与教育技术中心,杭州 311300

摘要:随着城市化进程的加快、环境保护需求的提升以及人们对高品质生活的追求,城市公园的景观视觉感知舒适度研究逐渐成为城市规划与管理中的关键议题,然而现有研究尚未形成系统的评价指标和量化方法。为解决这一问题,在景感生态学理论基础上,提出了一种基于随机森林的公园景观视觉感知综合评价方法。该方法结合语义分割技术与 HSB(色调、饱和度、亮度)颜色模型,从空间、自然、建筑与色彩四个维度对景观特征进行量化,拓展了城市公园景观的评价体系。通过与逐步线性回归模型的对比分析,验证了随机森林回归模型在公园景观视觉感知舒适度预测中的优越性,并探讨了其在不同视觉感知舒适度评估中的表现。研究基于杭州市 10 个滨水城市公园的景观图像数据集展开,实验发现,天空开敞度、水域覆盖度、树木丰富度、草本植物丰富度、草地覆盖度及开花植物丰富度对视觉感知舒适度具有正向影响,而道路铺装度与冷暖色调对比度则产生负向影响。随机森林回归模型的 R²(0.814)显著高于逐步线性回归模型的 R²(0.601),在不同视觉评分等级下展现出较高的预测准确度,尤其在极端评分(1 级与 5 级)的预测中表现尤为突出。研究不仅为城市公园的规划建设与景观优化提供了理论基础与技术支持,也为城市高质量发展与精细化管理提供了有效的技术手段。

关键词:公园景观;视觉感知舒适度;随机森林;景观规划

A comprehensive evaluation method for ecological landscape visual perception in parks based on Random Forest

CUI Xinyu¹, MO Lufeng^{1, 2}, WANG Guoying^{1, *}, YI Xiaomei¹, WU Peng¹

College of Mathematics and Computer Science, Zhejiang Agriculture and Forestry University, Hangzhou 311300, China
Information and Education Technology Center, Zhejiang Agriculture and Forestry University, Hangzhou 311300, China

Abstract: With the acceleration of urbanization, the increasing demand for environmental protection, and the pursuit of high-quality living standards, the study of visual comfort in urban park landscapes has become a key issue in urban planning and management. However, existing research has yet to establish a comprehensive set of evaluation indicators and quantitative methods. To address this gap, this paper proposes a comprehensive evaluation method for park landscape visual perception based on the theory of perceptual ecology. This method integrates semantic segmentation technology with the HSB color model to quantify landscape features across four dimensions—spatial, natural, architectural, and color, thereby expanding the evaluation framework for urban park landscapes. Through comparative analysis with the stepwise linear regression model, the superiority of the Random Forest regression model in predicting visual comfort in park landscapes is validated, and its performance in various visual comfort assessments is explored. The study is based on a dataset of landscape images from ten waterfront urban parks in Hangzhou. Experimental results reveal that factors such as sky openness, water body coverage, tree richness, herbaceous plant richness, grass coverage, and flowering plant richness

收稿日期:2024-11-02; 网络出版日期:2025-04-08

基金项目:浙江省重点研发计划项目(2021C02005)

^{*} 通讯作者 Corresponding author.E-mail: wgy@ zafu.edu.cn

positively influence visual comfort, while road paving density and color contrast (warm vs. cool) exert a negative impact. The R^2 value of the Random Forest regression model (0.814) significantly surpasses that of the stepwise linear regression model (0.601), demonstrating high predictive accuracy across different visual rating levels, particularly in extreme ratings (1 and 5). This research highlights the importance of integrating diverse dimensions in park design, emphasizing the need for a balanced approach that maximizes visual comfort. Additionally, it underscores the potential of employing advanced technologies like semantic segmentation and machine learning for objective and comprehensive landscape evaluation. This research can significantly aid urban planners and landscape architects in creating parks that cater to the diverse needs and preferences of the public, ultimately contributing to the development of sustainable and livable cities. This research paves the way for future investigations into the complex interplay between landscape features and human emotions and well-being. By exploring the specific preferences of different demographic groups and incorporating additional technologies such as deep learning and virtual reality, a more nuanced understanding of the relationship between landscape perception and human experience can be achieved. This deeper insight can inform the development of more personalized and contextually relevant urban design solutions, ultimately enhancing the quality of life for urban residents and promoting the overall sustainability of cities.

Key Words: park landscape; visual perception comfort; random forest; landscape planning

随着中国生态文明建设的深入推进,"公园城市"这一概念逐渐受到重视。城市公园作为城市中的"人造 自然",不仅为居民提供了缓解城市热岛效应、净化空气和维护生态系统多样性等重要的生态服务^[1-2],还为 城市居民提供了休闲娱乐的空间。通过促进人与自然的交流,城市公园有助于增强身心健康,减轻工作压力, 提升幸福感,并维系良好的社会关系^[3]。景感生态学关注人与城市环境的动态关联,能够为研究城市绿地规 划管理提供新的科学解释和研究路径^[4]。

景感生态学的定义是"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、建设和管理的科学,既有研究已表明景感生态学在城 市规划^[5-7]、环境设计^[8-10]、旅游规划^[11-12]和心理学^[13-16]等领域取得了显著进展。其中 Zhang 等通过真实 照片探讨了视觉尺度的开敞度、构成元素的丰富度、组织的秩序性和视距深度这四个空间视觉属性与景观视 觉感知舒适度之间的关系。结果表明,当景观的秩序性较好时,构成元素的高丰富度会对景观视觉感知舒适 度产生积极影响^[17]。Chen 等基于雷达点云数据研究了传统村落公共空间格局与景观视觉感知舒适度之间 的关系。研究表明,平均轮廓高度、实空比、植被覆盖度和综合闭合度是与景观视觉感知舒适度显著相关的四 个指标因素^[18]。Zhuang 等利用眼动追踪技术探讨了景观特征、偏好与观赏行为之间的关系。结果表明,更剧 烈的色调变化和色度有助于视觉注视,景观视觉感知舒适度与山区、水域和森林景观中的注视次数密切相 关^[19]。Cao 等研究了色块图案对郊区森林景观视觉感知舒适度的影响。研究表明,色块的平均面积与景观 视觉感知舒适度呈正相关,而色块数量、最大斑块指数和斑块大小标准差则与景观视觉感知舒适度呈负相 关^[20]。上述研究表明,景观元素、色彩和空间形态都对公众的视觉感知舒适度的关系,这往往导致景观视觉感 知舒适度的预测模型准确度较低,并难以有效解释影响视觉感知舒适度的主要景观特征指标。

针对这些问题,本文在景感生态学理论基础上,提出了一种基于随机森林的公园景观视觉感知综合评价 方法。该方法涵盖了公园景观图像在空间、自然、建筑和色彩四个维度的 15 个特征,通过与逐步线性回归模型的对比分析,本文验证了随机森林回归模型在公园景观视觉感知舒适度预测中的优越性,并探讨了其在不 同视觉感知舒适度评估中的表现。该方法能够全面分析景观特征对视觉感知舒适度的影响,为城市公园的设 计与优化提供了重要的理论依据和技术支持。

1 材料和方法

11 期

1.1 主要方法

本文提出一种基于随机森林的公园景观视觉感知综合评价方法,如图1所示。



图 1 基于随机森林的公园景观视觉感知综合评价流程图

Fig.1 Flowchart of visual perception evaluation of park landscape via multidimensional features

Sky:天空开敞度 Sky openness;Blue:水域覆盖度 Water coverage;Tree:树木丰富度 Tree richness;Plant:草地覆盖度 Plant coverage;Grass:草本 植物丰富度 Grass richness;Flower:开花植物丰富度 Flower richness;Road:道路铺装度 Road pavement;CWHC:冷暖色调对比度 Cool-warm hue contrast

本文综合研究了景观图像的空间指标、自然指标、建筑指标和色彩指标等四个维度的特征对视觉感知舒适度的影响。通过采用语义分割技术和 HSB 颜色模型对各个特征进行了定量度量,并采用随机森林回归模型对公园景观视觉感知舒适度进行预测。

1.2 研究区域

杭州(118°20′—120°37′E,29°11′—30°34′N)位于长江三角洲地区,既是浙江省的经济、文化和教育中心, 也因其丰富的生态文化资源和优美的风景而闻名。作为国内城市公园建设的先行者,杭州对中国其他城市乃 至全球具有深远的影响和价值。本文选择了10个具有代表性的城市公园作为研究对象(图2),并在对这些 公园进行全面调查的基础上,遵循以下原则选定样地:首先,样地能够客观反映所拍摄景观的整体特征;其次, 样地均为已建成的公园节点,并在前期勘察中观察到一定的人流量;最后,样地同时具备自然(土壤、植被、水 体等)和人工(建筑、广场、园路、设施等)景观要素。

样本拍摄时使用三角架将 insta360 ONE 全景相机固定于离地 1.6 m 水平高度,共计拍摄全景图像 1367 张。对拍摄的图像数据进行了预处理,包括对图像比例调整、清晰度校正等。筛除了重复拍摄、光感差距大以 及包含无关因子较多的图像,最终筛选出 1118 张能够准确反映公园全貌的高质量全景图像作为研究样本。



图 2 研究区域 Fig.2 Location and distribution of urban parks

1.3 专家评价

为了科学评估城市公园景观的视觉感知舒适度,本文采用 VR 图像模拟真实环境,并招募了 45 名志愿者 作为受试者,其中男性21名,女性24名,年龄在19至30岁之间,均为风景园林背景的浙江农林大学教师和 学生。受试者佩戴头戴式显示设备,通过转头或身体转动依次体验1118个 VR场景。鉴于本实验样本量较 大,为防止因长时间观看 VR 场景而引起的头晕、疲劳等不适反应,将样本均分为三组进行体验。评分参考了 Saeedi 等^[21]在城市公园满意度预测模型以及 Kumar 等^[22]在社区可持续发展评估模型中使用的 Likert 5 分评 分系统^[23](表1),以专家的平均视觉感知舒适度评分作为公众普遍认知的代表结果。

表 1 Likert 5 分评分等级					
	Table 1 Likert 5-po	oint scale for visual j	perception		
评分等级 Score level	1	2	3	4	5
视觉感知舒适程度 Visual perception comfort	不舒适	轻微不舒适	轻微舒适	中度舒适	舒适

т :1-

2 公园景观的多维度特征

在城市公园特征筛选过程中,首先确定了潜在影响视觉感知舒适度的景观特征。接着,利用语义分割模 型和 HSB(色相 Hue、饱和度 Saturation、亮度 Brightness)颜色模型对这些特征进行量化分析。

2.1 潜在影响视觉感知舒适度的多维度特征

对于城市公园的景观特征,本文综合考虑了空间、自然、建筑和色彩四个维度共15个特征(表2)。

2.2 基于语义分割的景观图像特征量化

在景观图像中,空间、自然和建筑这三个维度的特征构成了景观视觉感知舒适度的基础。先前研究曾使 用 Photoshop 软件将景观用不同颜色标注^[24-25],但这种方法依赖人工操作,存在不确定性和耗时等缺陷,可能 导致数据偏差。近年来,语义分割被广泛应用于量化景观特征并结合公众感知,成为新兴趋势[26-34]。本文选 用主流的语义分割模型 DeepLabV3+^[35],精准高效地识别景观图像中的空间、自然和建筑特征,该模型在 ADE20K 数据集^[36]上的平均交并比(MIoU)达到 45.47%,相比 FCNet 和 PSPNet 分别提高了 5.56% 和 1.08%^[37](图 3)。本文利用 DeepLabV3+对城市公园图像进行语义分割后,计算出每个景观元素在图像中的 占比,接着按照表1中的计算方法实现定量评价。

2.3 基于 HSB 颜色模型的景观图像特征量化

色彩量化概念来源于计算机图形学,是指根据某种特定规律选择n种色彩组成新调色板,再根据新调色

Table 2 Landscape features affecting visual perception connort					
维度 Dimension	特征 Feature	说明 Statement			
空间 Spatial	天空开敞度	$Sky = S_{sky}/S_{\circ}$ 式中, S_{sky} 表示天空的像素面积; S 表示全景图像的总像素面积。			
	水域覆盖度	Blue=(S) _{water} +S _{sea} +S _{river})/S。式中,(S) _{water} +S _{sea} +S _{river} 表示水体、海洋与河流的像素面积;S表示全景图像的总像素面积。			
自然 Natural	树木丰富度	Tree = $(S)_{\text{tree}}$) / S_{\circ} 式中, S_{tree} 表示树木的像素面积; S 表示全景图像的总像素面积。			
	草地覆盖度	$Plant = (S)_{plant})/S_{o}$ 式中, S_{plant} 表示草地的像素面积; S 表示全景图像的总像素面积。			
	草本植物丰富度	$Grass = (S)_{grass})/S_{\circ}$ 式中, S_{grass} 表示草本植物的像素面积; S 表示全景图像的总像素面积。			
	开花植物丰富度	Flower=(S) _{flower})/S。式中,S _{flower} 表示开花植物的像素面积;S表示全景图像的总像素 面积。			
建筑 Architectural	建筑覆盖度	Structure = $(S_{wall} + S_{building} + S_{house} + S_{bridge} + S_{sculpture})/S_{\circ}$ 式中, $S_{wall} + S_{building} + S_{house} + S_{bridge} + S_{sculpture}$ 表示建筑的像素面积,包括墙壁、建筑物、房屋、桥梁与雕塑; S 表示全景图像的总像素面积。			
	道路铺装度	$Road = S_{road} / S_{\circ}$ 式中, S_{road} 表示道路的像素面积; S 表示全景图像的总像素面积。			
色彩 Color	色彩丰富度	$CR = H_a + S_b + V_c$, H_a , S_b , $V_c \ge 1\%$ 。式中, H_a , S_b , V_c 分别为黑、白、灰三色。			
	主色彩占比度	PHR= $M_h/H \times 100$ 。式中, M_h 为主色相像素, H 为色相总像素。			
	相邻色调对比度	AHC=NH/N×100。式中,NH为色相环中原色左右相距 60 度以内的相邻颜色的像素点; N 是图像的像素总数。			
	互补色调对比度	CHC=NCH/N×100。式中,NCH 是在主色调 180 度范围内的互补色像素数;N 是图像中的像素总数。			
	冷暖色调对比度	CWHC=NC/NW×100。式中,NC 是冷色像素数;NW 是暖色像素数。			
	色彩多样度	CDI = - $\sum_{i=1}^{L} P_i \ln P_i$ 。式中, P_i 为第 <i>i</i> 种色彩占比; <i>L</i> 为色彩数量, <i>L</i> = <i>CR</i> 。			
	色彩均匀度	CUI=CDI/lnS。式中,CDI为色彩多样性;S为色彩数量,S=CR。			

表 2 潜在影响视觉感知舒适度的景观特征

Sky:天空开敞度 Sky openness;Blue:水域覆盖度 Water coverage;Tree:树木丰富度 Tree richness;Plant:草地覆盖度 Plant coverage;Grass:草本 植物丰富度 Grass richness;Flower:开花植物丰富度 Flower richness;Structure:建筑覆盖度 Building coverage;Road:道路铺装度 Road pavement;CR: 色彩丰富度 Color richness;PHR:主色彩占比度 Primary hue ratio;AHC:相邻色调对比度 Adjacent hue contrast;CHC:互补色调对比度 Complementary hue contrast;CWHC:冷暖色调对比度 Cool-warm hue contrast;CDI:色彩多样度 Color diversity index;CUI:色彩均匀度 Color uniformity index





板重建图像。选择合适的颜色模型是进行颜色量化的前提,常见的颜色模型包括 CMYK、RGB、HSI、HSB、LAB 和 CHL 等^[38—39]。本文采用 HSB 颜色模型来量化城市公园图像色彩维度的特征(图 4),其优势在于接近人眼的颜色感知能力,能够在摄影设备和图像显示设备中完成量化过程。表 1 中所列的色彩维度的 7 个景观特征的量化结果,均基于 Hue、Saturation、Brightness 这三个指标计算得出。

http://www.ecologica.cn



图 4 HSB 颜色模型 Fig.4 HSB color model HSB:色调、饱和度、亮度 Hue saturation brightness

3 结果

3.1 专家评价结果

本文对 1.3 节的专家评价结果进行了可靠性测试,包括信度和效度分析(表 3)。

Table 3	Properties	of the	questionnaire	data
I ubic o	roperties	or the	questionnune	uuuu

指标	Metric	值 Value
Cronbach's α 系数 Cronbach's α coefficient		0.804
标准化 Cronbach's α 系数 Standardized Cronbach's	α coefficient	0.807
抽样适合性检验值 Kaiser-meyer-olkin value		0.806
Bartlett 球形度检验 Bartlett's test of sphericity 近似卡方 Approximate chi-square		7546.342
	自由度 Degrees of freedom	990
	0.000 ***	

***:在1%的水平上显著; **:在5%的水平上显著; *:在10%的水平上显著

信度分析结果显示问卷的标准化 Cronbach's α 系数为 0.807,高于 0.6,说明问卷具有较好的内部一致性 和较高的可靠性。效度分析结果显示问卷的 Kaiser-Meyer-Olkin(KMO)值为 0.806,Bartlett 球形度检验的显著 性水平为 0.000,说明该问卷具有较强的相关性和良好的结构有效性。

3.2 数据集多维度特征分布

按照 2.1 节的方法,对数据集中每个图像的空间、自然、建筑和色彩四个维度的 15 个特征进行了定量分析(表 4)。

总体来看,数据集中的图像在空间特征上具有较大的 Sky 和有限的 Blue,在自然特征上以 Tree 和 Plant 为主,建筑特征则以 Road 为显著元素;色彩特征方面,*CR* 较高,色调对比度整体偏低。

	Table 4	Statistical results of multidimensional features			
维度 Dimension	特征 Feature	最大值 Max value	最小值 Min value	平均值 Mean value	标准差 Standard deviation
空间	Sky	48.699%	1.108%	44.928%	10.900%
Spatial	Blue	37.914%	0.000%	2.014%	3.596%
自然	Tree	76.548%	0.000%	64.087%	12.634%
Natural	Plant	45.960%	0.000%	36.014%	10.475%
	Grass	49.802%	0.000%	2.078%	12.413%
	Flower	29.312%	0.000%	0.031%	1.199%
建筑	Structure	29.266%	0.000%	0.027%	1.228%
Architectural	Road	48.924%	0.000%	44.182%	9.209%
色彩	CR	16.000	11.000	14.998	0.849
Color	PHR	62.890%	17.450%	31.051%	8.021%
	AHC	99.110%	41.200%	79.401%	13.047%
	CHC	3.620%	0.000%	0.007%	0.145%
	CWHC	3.370	0.000	0.042	0.177
	CDI	2.495	1.173	1.981	0.197
	CUI	0.900	0.444	0.732	0.067

表 4 多维度特征对应的统计结果 Table 4 Statistical results of multidimensional feature

3.3 多维度特征与专家评价结果相关性分析

Pearson 相关性分析(表 5)显示,15 个特征与专家评价显著相关。Tree 与评价强正相关(0.534),Road 负 相关(-0.502),均在 1%显著性水平下显著。Sky 和 Blue 呈中等负相关,其他特征如 Flower 和 Structure 在 5% 或 10%水平下有弱相关。这些结果为后续预测提供了数据支撑,揭示了不同景观特征对视觉感知舒适度的影响。

维度 Dimension	特征 Feature	Pearson 相关指数 Pearson correlation coefficient	显著性水平 P-value	维度 Dimension	特征 Feature	Pearson 相关指数 Pearson correlation coefficient	显著性水平 P-value
空间	Sky	-0.421	0.000 ***	色彩	CR	0.067	0.095 *
Spatial	Blue	-0.150	0.000 ***	Color	PHR	-0.066	0.097 *
自然	Tree	0.534	0.000 ***		AHC	-0.096	0.016 **
Natural	Plant	0.390	0.000 ***		CHC	0.075	0.062 *
	Grass	0.461	0.000 ***		CWHC	0.132	0.000 ***
	Flower	0.078	0.051 *		CDI	0.075	0.062 *
建筑	Structure	-0.076	0.057 *		CUI	0.084	0.036 *
Architectural	Road	-0.502	0.000 ***				

表 5 各特征 Pearson 相关分析的结果 Table 5 Pearson correlation analysis results of the features

3.4 基于逐步线性回归的景观图像关键特征筛选

考虑到不同特征的计量单位和值域的差异,在对表 1 中的 15 个特征进行筛选前,对所有特征进行了最大-最小归一化处理,接着以 1.3 节专家评价结果为因变量,潜在影响视觉感知舒适度的景观特征(表 1)为自变量,采用逐步线性回归模型筛选出 8 个与视觉感知舒适度呈显著相关的关键景观特征,即 Sky、Blue、Tree、Plant、Grass、Flower、Road 和 CWHC(图 5)。

3.5 基于随机森林回归模型的景观视觉感知舒适度评价

尽管逐步线性回归模型在筛选关键景观特征方面表现出色,但其只能捕捉特征间的线性关系,难以处理 复杂的交互作用。相较之下,随机森林回归模型通过整合多个决策树的预测结果,有效降低了过拟合风险,增 强了模型的泛化能力。因此,本文基于 3.4 节筛选出的 8 个关键特征,采用随机森林回归模型进行视觉感知舒 适度的预测。依据随机森林回归模型输出的特征重要 性排名(图 6),可以看出在影响视觉感知舒适度的所有 因素中,Blue 具有最高的重要性,Flower 次之,Tree 重要 性最低。

为评估模型的性能,本文对比计算了随机森林回归 模型和逐步线性回归模型的均方误差(MSE)、平均绝 对百分比误差(MAPE)、平均绝对误差(MAE)和决定 系数(*R*²)值(图7)。

从图 7 可以看出,随机森林回归模型的 R² 为 0.814,显著高于逐步线性回归模型的 R²(0.601),其 MSE、MAPE 和 MAE 均显著低于逐步线性回归模型的 相应值。

4 讨论

4.1 关键景观特征对视觉感知舒适度的影响

逐步线性回归模型确定的8个关键景观特征对视 觉感知舒适度的影响如图8所示。

图 8 显示, Sky 与视觉感知舒适度呈负相关, 超过 30%时可能导致不适。Blue则表现为U形曲线,低 (0%)和高(35%以上)覆盖度时视觉效果最佳,中等覆 盖度(16%)导致评分下降。Tree 与视觉感知舒适度正 相关,增加树木能够有效提升舒适度,这与绿色植物对 心理恢复的积极作用相一致[40-41],然而盲目追求树木 高密度覆盖可能不切实际,因为树木对视觉感知舒适度 的积极影响与 Sky 密切相关,应注意平衡两者的关 系^[42]。Plant 呈线性上升趋势,丰富多样的植物种类提 高视觉吸引力。Grass 从 0% 增至 50% 时评分显著上 升,丰富的植物种类能够提高景观的吸引力,增加视觉 上的层次感和结构感^[43]。Flower 则呈现先升后降的趋 势,适量种植可提升美感,但过多可能引发视觉疲 劳^[44]。Road 与视觉评分显著负相关,建议采用更多自 然元素来减轻视觉压力。最后,CWHC 的增加提升了 视觉感知舒适度,显著增强了视觉层次感和吸引力。 4.2 不同级别景观的视觉感知舒适度评价性能对比





为了分析随机森林回归模型对不同级别景观的视觉感知舒适度评价性能,表6展示了测试集中5个级别 图像的 MSE、MAPE、MAE 和 R²。

在表 6 中,随机森林回归模型在不同级别的视觉感知舒适度预测性能表现各异。极端级别(1 级和 5 级)的预测效果较好,1 级的 R² 值为 0.923,5 级为 0.885。1 级图像通常包含硬质铺装和少量植被,而 5 级图像则具有开阔视野和丰富植被。



图 8 特征变化对视觉感知舒适度的影响趋势



Table 6	Performance of v	visual nercention	comfort evaluation f	for different levels
Table 0	I CHOI mance of v	visual perception	connort cyanuation	ior unitrunt it vers

级别 Level	均方误差 MSE	均方误差 MAPE	平均绝对误差 MAE	决定系数 R^2
1	0.094	0.067	0.173	0.923
2	0.110	0.078	0.253	0.869
3	0.137	0.099	0.397	0.734
4	0.115	0.073	0.200	0.841
5	0.108	0.071	0.193	0.885

MSE:均方误差 Mean squared error;MAPE:平均绝对百分比误差 Mean absolute percentage error;MAE:平均绝对误差 Mean absolute error;R²:决 定系数 Coefficient of determination

中间级别(2—4级)的预测表现相对一般, R² 值分别为 0.869、0.734 和 0.841, 这可能与视觉特征的复杂 交互及主观评价有关。尽管如此, R² 值仍在 0.734 以上, 说明模型在复杂场景下依然具有一定的预测能力。 图 9 展示了不同评分级别场景的预测结果, 高分和低分场景的预测值与实际值接近, 而中间评分的预测



误差较小,显示了模型的稳定性。

Fig.9 Actual and predicted values of scenes in the test data

5 结论

本研究基于景感生态学理论,提出了一种创新的公园景观视觉感知综合评价方法,采用随机森林回归模型结合语义分割技术与 HSB 颜色模型,从空间、自然、建筑与色彩四个维度对公园景观特征进行量化分析。研究结果表明,随机森林模型在视觉感知舒适度的预测准确度上显著优于逐步线性回归模型, R² 值分别为0.814和0.601,尤其在极端评分(1级与5级)下表现突出。此外,研究发现天空开敞度、水域覆盖度、树木和草本植物丰富度等因素对视觉感知舒适度具有积极影响,而道路铺装度与冷暖色调对比度则产生负面影响。这些发现为城市公园的规划、建设与优化提供了重要的理论基础与技术支持,推动了高质量城市发展与精细化管理的实践应用。

未来的研究可以进一步探讨不同社会群体的感知差异,结合更多元的技术手段(如深度学习与虚拟现 实)来深入分析景观感知与人类情感、健康之间的关系,为城市可持续发展和高质量生活环境的构建提供更 加精细化的支持。

参考文献(References):

- [1] Plunz R A, Zhou Y J, Carrasco Vintimilla M I, McKeown K, Yu T, Uguccioni L, Sutto M P. Twitter sentiment in New York City Parks as measure of well-being. Landscape and Urban Planning, 2019, 189: 235-246.
- [2] Yan H, Wu F, Dong L. Influence of a large urban park on the local urban thermal environment. Science of the Total Environment, 2018, 622: 882-891.
- [3] Guo X, Liu J, Albert C, Hong X C. Audio-visual interaction and visitor characteristics affect perceived soundscape restorativeness: Case study in five parks in China. Urban Forestry & Urban Greening, 2022, 77: 127738.
- [4] Jeon J Y, Jo H I. Effects of audio-visual interactions on soundscape and landscape perception and their influence on satisfaction with the urban environment. Building and Environment, 2020, 169: 106544.

- [5] Li J, Zhang Z H, Jing F, Gao J, Ma J Y, Shao G F, Noel S. An evaluation of urban green space in Shanghai, China, using eye tracking. Urban Forestry & Urban Greening, 2020, 56: 126903.
- [6] Qin X C, Fang M J, Yang D X, Wangari V W. Quantitative evaluation of attraction intensity of highway landscape visual elements based on dynamic perception. Environmental Impact Assessment Review, 2023, 100: 107081.
- [7] 乔斌,曹晓云,孙玮婕,高雅月,陈奇,于红妍,王喆,王乃昂,程弘毅,王义鹏,李甫,周秉荣.基于生态系统服务价值和景观生态风险的生态分区识别与优化策略——以祁连山国家公园青海片区为例.生态学报,2023,43(3):986-1004.
- [8] López-Martínez F. Visual landscape preferences in Mediterranean areas and their socio-demographic influences. Ecological Engineering, 2017, 104: 205-215.
- [9] Lückmann K, Lagemann V, Menzel S. Landscape assessment and evaluation of young people. Environment and Behavior, 2013, 45(1): 86-112.
- [10] Wang Y, Yang G F, Lu Y J. Evaluation of urban wetland landscapes based on a comprehensive model—a comparative study of three urban wetlands in Hangzhou, China. Environmental Research Communications, 2023, 5(3): 035004.
- [11] Ha S C, Yang Z P. Evaluation for landscape aesthetic value of the natural world heritage site. Environmental Monitoring and Assessment, 2019, 191(8): 483.
- [12] Sun M H, Zhang X Y, Ryan C. Perceiving tourist destination landscapes through Chinese eyes: The case of South Island, New Zealand. Tourism Management, 2015, 46: 582-595.
- [13] Bao Y, Yang T X, Lin X X, Fang Y, Wang Y, Pöppel E, Lei Q. Aesthetic preferences for eastern and western traditional visual art: identity matters. Frontiers in Psychology, 2016, 7: 1596.
- [14] Jacques D. Neuroaesthetics and landscape appreciation. Landscape Research, 2021, 46(1): 116-127.
- [15] Tang I C, Sullivan W C, Chang C Y. Perceptual evaluation of natural landscapes. Environment and Behavior, 2015, 47(6): 595-617.
- [16] Wang R H, Zhao J W, Liu Z Y. Consensus in visual preferences: The effects of aesthetic quality and landscape types. Urban Forestry & Urban Greening, 2016, 20: 210-217.
- [17] Zhang G C, Yang J, Wu G W, Hu X P. Exploring the interactive influence on landscape preference from multiple visual attributes: Openness, richness, order, and depth. Urban Forestry & Urban Greening, 2021, 65: 127363.
- [18] Chen G D, Sun X Y, Yu W B, Wang H. Analysis model of the relationship between public spatial forms in traditional villages and scenic beauty preference based on LiDAR point cloud data. Land, 2022, 11(8): 1133.
- [19] Zhuang J W, Qiao L, Zhang X, Su Y, Xia Y P. Effects of visual attributes of flower borders in urban vegetation landscapes on aesthetic preference and emotional perception. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2021, 18(17): 9318.
- [20] Cao Y J, Li Y M, Li X Y, Wang X X, Dai Z Y, Duan M J, Xu R, Zhao S T, Liu X P, Li J L, Xie J F. Relationships between the visual quality and color patterns: study in peri-urban forests dominated by *Cotinus coggygria* var. *cinerea* engl. in autumn in Beijing, China. Forests, 2022, 13 (12): 1996.
- [21] Saeedi I, Dabbagh E. Modeling the relationships between hardscape color and user satisfaction in urban parks. Environment, Development and Sustainability, 2021, 23(4): 6535-6552.
- [22] Kumar S, Banerji H. Bayesian network modeling for economic-socio-cultural sustainability of neighborhood-level urban communities: Reflections from Kolkata, an Indian megacity. Sustainable Cities and Society, 2022, 78: 103632.
- [23] Sullivan G M, Artino A R Jr. Analyzing and interpreting data from likert-type scales. Journal of Graduate Medical Education, 2013, 5(4): 541-542.
- [24] Chen J J, Zhou C B, 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.
- [25] 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.
- [26] Cao R, Fukuda T, Yabuki N. Quantifying visual environment by semantic segmentation using deep learning. Proceedings of the 24th International Conference on Computer-Aided Architectural Design Research in Asia (CAADRIA), 2019, 2: 623-632.
- [27] 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.
- [28] Kido D, Fukuda T, Yabuki N. Assessing future landscapes using enhanced mixed reality with semantic segmentation by deep learning. Advanced Engineering Informatics, 2021, 48: 101281.
- [29] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [30] Yan L N, Chen Y L, Zheng L, Zhang Y, Zhu C. Research on the quantification of historical street space based on image semantic segmentation////International Conference on Computer Graphics, Artificial Intelligence, and Data Processing (ICCAID 2021). December 24-26,

2021. Harbin, China. SPIE, 2022: 249-253.

- [31] 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.
- [32] Zhang F, Zhou B L, Liu L, Liu Y, Fung H H, Lin H, Ratti C. Measuring human perceptions of a large-scale urban region using machine learning. Landscape and Urban Planning, 2018, 180: 148-160.
- [33] Ye Y, Zeng W, Shen Q M, Zhang X H, Lu Y. The visual quality of streets: a human-centred continuous measurement based on machine learning algorithms and street view images. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2019, 46(8): 1439-1457.
- [34] Huang Q Y, Yang M Y, Jane H A, Li S H, Bauer N. Trees, grass, or concrete? The effects of different types of environments on stress reduction. Landscape and urban planning, 2020, 193: 103654.
- [35] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, Schroff F, Adam H. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. Computer Vision - ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 833-851.
- [36] Zhou B L, Zhao H, Puig X, Xiao T T, Fidler S, Barriuso A, Torralba A. Semantic understanding of scenes through the ADE20K dataset. International Journal of Computer Vision, 2019, 127(3): 302-321.
- [37] Jain J, Singh A, Orlov N, Huang Z L, Li J C, Walton S, Shi H. SeMask: semantically masked transformers for semantic segmentation. 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). October 2-6, 2023, Paris, France. IEEE, 2023: 752-761.
- [38] Cochrane S. The Munsell Color System: a scientific compromise from the world of art. Studies in History and Philosophy of Science Part A, 2014, 47: 26-41.
- [39] Cheng Y N, Tan M. The quantitative research of landscape color: a study of Ming Dynasty City Wall in Nanjing. Color Research & Application, 2018, 43(3): 436-448.
- [40] Jansson M, Fors H, Lindgren T, Wiström B. Perceived personal safety in relation to urban woodland vegetation-A review. Urban Forestry & Urban Greening, 2013, 12(2): 127-133.
- [41] Jiang B, Chang C Y, Sullivan W C. A dose of nature: Tree cover, stress reduction, and gender differences. Landscape and Urban Planning, 2014, 132: 26-36.
- [42] Subiza-Pérez M, Vozmediano L, San Juan C. Green and blue settings as providers of mental health ecosystem services: Comparing urban beaches and parks and building a predictive model of psychological restoration. Landscape and Urban Planning, 2020, 204: 103926.
- [43] Saffariha M, Jahani A, Potter D. Seed germination prediction of Salvia limbata under ecological stresses in protected areas: an artificial intelligence modeling approach. BMC Ecology, 2020, 20(1): 48.
- [44] Cracknell D, White M P, Pahl S, Depledge M H. A preliminary investigation into the restorative potential of public aquaria exhibits: a UK studentbased study. Landscape Research, 2017, 42(1): 18-32.