

基于深度学习的城市形态降噪潜力评估与可视化平台构建

Assessment of Urban Form Noise Reduction Potential and Construction of a Visualization Platform Based on Deep Learning

李朦朦¹ 刘世祚^{2,3} 张名凤^{1*} 刘文凯¹ 孟琪¹ 吴远翔¹ 杨达¹
LI Mengmeng¹ LIU Shiyi^{2,3} ZHANG Mingfeng^{1*} LIU Wenkai¹ MENG Qi¹ WU Yuanxiang¹ YANG Da¹

(1.哈尔滨工业大学建筑与设计学院, 寒地城乡人居环境科学与技术工业和信息化部重点实验室, 哈尔滨 150001; 2.上海创智学院, 上海 200030; 3.哈尔滨工业大学计算学部, 哈尔滨 150001)

(1. School of Architecture and Design, Harbin Institute of Technology, Key Laboratory of Cold Region Urban and Rural Human Settlement Environment Science and Technology, Ministry of Industry and Information Technology, Harbin, Heilongjiang, China, 150001; 2. Shanghai Innovation Institute, Shanghai, China, 200030; 3. Faculty of Computing, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang, China, 150001)

文章编号: 1000-0283(2026)03-0054-10

DOI: 10.12193/j.laing.20251125002

中图分类号: TU986

文献标志码: A

收稿日期: 2025-11-25

修回日期: 2026-01-26

摘要

随着城市化进程加速, 噪声污染已严重制约城市空间品质的高质量发展, 亟须从规划层面进行有效管控。现有噪声预测的物理模型难以处理城市形态与噪声分布间复杂非线性关系, 且缺乏面向噪声衰减的设计工具。基于此, 构建高精度噪声预测模型, 并提出一种城市形态参数驱动的“以形治声”分析与设计范式。以法国里昂中心城区为研究区域, 基于大数据平台搭建包含 27 项形态参数和噪声分布的高精度空间数据库。以此为基础, 构建以 U-Net 为核心架构的深度学习预测模型, 采用消融实验定量识别主导参数, 利用地理加权回归定位热点调控区域, 最后基于 Flask 框架构建交互式可视化平台。结果表明: (1) 最优 U-Net 模型在独立测试集上表现出稳健的预测性能与高空间保真度; (2) 消融实验识别出 13 个主导参数, 揭示道路是关键噪声源, 建筑环境往往会加剧噪声水平, 而绿地形态中表征面积规模和空间聚集的参数降噪贡献最为突出; (3) 地理加权回归解析了主导参数影响的空间异质性, 结合 Flask 交互平台实现了参数驱动型降噪策略的实时模拟与可视化。综上, 本研究构建了智能预测模型与交互设计工具, 以期为面向宁静城市建设的空间形态优化提供科学依据与技术支持。

关键词

城市形态参数; 噪声预测; 深度学习; U-Net; 可视化交互

Abstract

Accelerating urbanization has made noise pollution a critical constraint on the high-quality development of urban spatial quality, necessitating effective planning and management. Existing physical noise prediction models struggle to capture the complex, nonlinear relationships between urban morphology and noise distribution, and there is a lack of design tools for noise attenuation. To address this, this study develops a high-precision noise prediction model and proposes an urban morphology parameter-driven analysis and design paradigm aimed at “governing noise with form”. Using the central urban area of Lyon, France, as the study area, a high-precision spatial database containing 27 morphological parameters and noise distribution data was established on a big data platform. Building upon this, a deep learning prediction model with U-Net as the core architecture was constructed. Ablation experiments were employed to quantitatively identify dominant parameters; Geographically Weighted Regression (GWR) was used to locate hotspot areas for regulation; and, finally, an interactive visualization platform was built using the Flask framework. The results indicate that: (1) The optimal U-Net model demonstrates robust predictive performance and high spatial fidelity on an independent test set. (2) The ablation experiments identified 13 dominant parameters, revealing that roads are critical noise sources and the built environment tends to exacerbate noise levels, while parameters characterizing area size and spatial aggregation in green space morphology contribute most significantly to noise reduction. (3) GWR analyzed the spatial heterogeneity of the influence of dominant parameters, which, combined with the Flask interactive platform, realized the real-time simulation and visualization of parameter-driven noise reduction strategies. In summary, this study develops an intelligent prediction model and an interactive design tool to provide a scientific basis and technical support for spatial morphology optimization aimed at the construction of tranquil cities.

Keywords

urban morphological parameter; noise prediction; deep learning; U-Net; visual interaction

李朦朦

1992年生/女/内蒙古呼伦贝尔人/博士/副研究员/研究方向为植物降噪、生态空间规划、数字化、噪声控制

刘世祚

2002年生/男/四川眉山人/在读博士研究生/研究方向为人工智能

张名凤

1999年生/女/山西吕梁人/在读博士研究生/研究方向为面向噪声衰减的城市绿地规划、城市生态规划

*通信作者 (Author for correspondence)
E-mail: 25b934043@stu.hit.edu.cn

基金项目:

国家自然科学基金青年基金项目“基于深度学习的街道绿地植物形态协同降噪效应研究”(编号: 52308089); 国家自然科学基金面上项目“基于面部表情识别的城市开放空间声景研究方法”(编号: 52478083); 国家自然科学基金青年基金项目“非母语语境下高校教室声环境绩效评价方法研究”(编号: 52208101)

随着全球城市化进程的加速, 噪声污染已演变为严重的城市环境压力源, 危害居民身心健康并制约城市空间品质的高质量发展^[1-2]。在健康中国与宁静城市战略推动下, 《中华人民共和国噪声污染防治法》与《“十四五”噪声污染防治行动计划》明确指出了国土空间规划在噪声防治中的关键作用^[3-4]。在此背景下, “以形治声”的噪声治理, 即通过科学优化建筑布局、道路网络与绿地系统等城市形态要素来改善声环境, 已成为风景园林学科参与公共健康事务的新课题^[5-7]。

在噪声预测方法层面, 噪声地图作为反映或预测特定区域声环境状况的空间可视化载体, 已成为推进规划层面噪声防治的关键数据支撑与有力技术工具^[7-9]。目前城市噪声地图的绘制多依赖声学软件仿真或土地利用回归模型。前者虽具有物理意义, 但在处理高密度城区的复杂反射与衍射时计算成本极高^[9]; 后者基于线性回归假设, 难以捕捉多维形态要素与噪声分布深层次的非线性映射关系^[10]。相比之下, 卷积神经网络(CNN), 特别是U-Net架构, 因其独特的降采样-升采样结构与跳跃连接机制, 在图像到图像转译任务中展现出卓越的空间特征提取与非线性拟合能力^[11-12]。因此, 构建一种能够高效处理多维变量、精准拟合非线性关系的深度学习预测模型, 成为突破传统方法精度与效率双重瓶颈的关键。其次, 在影响因素层面, 具有高精度预测能力的深度学习模型通常被视为“黑箱”, 即能准确预测结果却难以解释其内在决策机制。现有关于城市形态与噪声关联的研究, 多侧重于各要素间的线性相关性分析^[13-15], 难以定量识别单一因素对噪声分布的非线性贡献程度。相比之下, 消融实验(ablation experiment)通过系统地构建特征缺失样本来观测模型性能的边际变化, 能够有效剥离并量化单一形态参数在复杂非线性系统中的独立贡献度与作用方向。因此, 引入该机制分析方法以打开深度学习“黑箱”, 定量识别出哪些参数是加剧噪声的“驱动因子”、哪些是衰减噪声的“缓冲因子”, 成为实现从“经验预测”迈向“科学调控”的前提。最后, 在设计工具层面, 传统的声环境规划往往滞后于设计方案, 属于“后验式”的静态评估。现有的噪声地图平台多侧重于数据的单向展示, 缺乏面向设计的交互功能^[16-17]。规划师在设计阶段无法实时感知其形态决策(如调整绿地斑块大小、改变建筑密度)带来的降噪效果, 导致“预测”与“设计”严重脱节。为突破该瓶颈, 需兼顾空间指引的精准性与设计反馈的实时性。地理加权回归(Geographically Weighted Regression, GWR)能够精准捕捉变量影响的空间非平稳性, 为分区管控提供空间指引^[18-19]; 而Flask微型Web框架凭借其轻量化与高扩展性的架构, 支持深度学习模型的快速部署与前端交互的实时响应。因此, 整合噪声

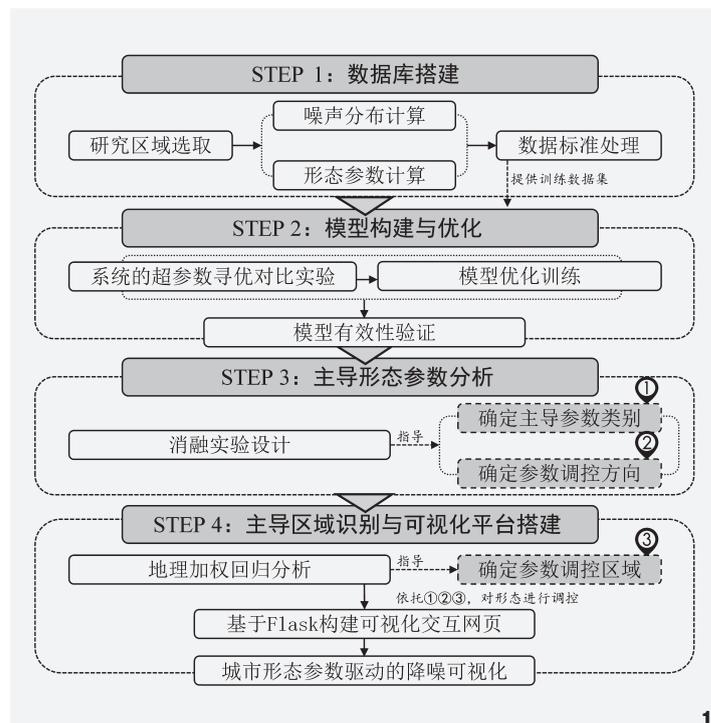


图1 研究流程图
Fig. 1 Flowchart of the research methodology

治理热点区域识别与交互式可视化技术, 构建支持推演与实时反馈的辅助设计工具, 成为实现数据驱动下降噪设计的必由之路。

本研究以法国里昂中心城区为实证对象, 旨在解决以下三个核心问题: (1) 如何构建高精度的城市噪声预测模型? (2) 哪些城市形态参数是主导噪声分布的关键因子? (3) 哪些区域是噪声治理的热点区域, 如何实现基于形态参数调控的实时降噪优化? 通过搭建数据库、构建高精度模型、识别主导因素、热点区域识别与降噪可视化, 本研究以期数据驱动下的城市声环境规划与园林降噪设计提供科学依据、量化方法与决策支持工具。

1 研究方法与流程

本研究围绕核心研究目标, 构建了系统化的技术路线(图1)。

第一步, 数据库构建。选定研究区域后, 通过OpenStreetMap与Noise-Planet平台获取研究区域的原始数据, 利用Fragstats和ArcGIS对噪声分布与城市形态参数进行计算和可视化处理, 进一步构建适用于深度学习模型训练的数据库。

第二步, 深度学习模型构建、优化与验证。以27项形态参数图

层为多通道输入、噪声分布图为标签进行训练, 通过系统的超参数寻优与精细化训练, 构建以U-Net为核心架构的卷积神经网络模型, 实现对城市噪声分布的高精度预测。

第三步, 基于消融实验的主导城市形态参数识别。利用训练完成的高精度模型, 设计并执行消融实验。通过系统性剔除单一输入变量并评估噪声预测结果的偏差, 量化其对模型预测的贡献度, 进而定量识别影响噪声分布的主导形态参数。

第四步, 基于GWR分析与Flask交互平台的参数驱动型降噪可视化。基于GWR分析确定调控区域, 进一步采用Flask微型框架开发一套交互式可视化系统, 实现城市形态参数驱动的噪声实时预测与降噪效果可视化。

2 研究区域与数据收集处理

2.1 研究区域概况

里昂位于法国东南部, 地处索恩河与罗纳河交汇处, 作为仅次于巴黎的法国第二大都市圈, 是法国重要的经济、科研与文化中心。本研究综合考量城市本底特征与数据资源条件, 选取法国里昂中心城区(19.7 km²)作为研究区域。具体来看, 在城市本底方面, 里昂中心城区作为欧洲高密度城市的典型代表^[20], 涵盖了多种典型的建成环境, 同时包含以历史建筑群为核心的老城区和功能高度复合的现代化都市区, 其形态肌理复杂、城市要素多样、道路密度高、建筑形态多样, 因而在空间结构、功能布局与噪声分布方面具有较强的异质性与代表性, 这种高度的空间异质性为深度学习模型充分学习复杂的非线性特征提供了必需的样本复杂度与丰富度。在数据特性方面, 里昂拥有成熟的高密度噪声监测数据平台, 该平台以高精度、周期性更新的数据采集为核心, 形成稳定性

强、可视化、可追溯的声环境数据库, 为深度学习模型的训练与验证提供了充足的数据样本, 能够满足卷积神经网络在多尺度特征学习与非线性映射方面的数据需求。

2.2 数据来源与处理

本研究的数据基础由城市噪声数据与城市形态参数数据构成。为满足深度学习模型对空间输入数据“像素对齐”的严格要求, 所有空间数据均经过统一的坐标系配准与栅格化处理, 并在进入模型前完成了数值归一化。

2.2.1 噪声数据采集与处理

本研究从Noise-Planet平台提供的众包获取噪声监测数据, 该平台基于移动测量技术进行数据的实测采集。具体来看, 志愿者在智能手机中使用NoiseCapture应用程序, 沿城市路径移动并实时进行连续声学测量, 因此, 测量的噪声源已涵盖了研究区域内实际存在的所有主要噪声源类型, 包括交通噪声、社会生活噪声、建筑施工噪声和工业噪声4大类。智能手机终端对音频数据进行初步处理并输出LAeq等声学指标, 随后结合同步采集的高精度GPS轨迹数据上传至GeoServer服务器^[21-22]。服务器端基于Web地理服务应用程序进一步处理数据并在网页端实现噪声可视化, 从而实现高精度噪声实测数据的收集^[21]。目前, 已有研究充分验证了该种基于众包的移动测量方法在城市噪声制图中的可行性与数据有效性^[22]。

为确保数据的准确性与可靠性, 本研究制定了严格的数据清洗与质量控制流程。首先, 获取GeoJSON格式的原始采样点数据; 其次, 依据平台建议的技术指标, 剔除GPS定位精度低于10 m的采样点, 以排除空间定位误差较大的数据; 最后, 对清洗后的33 845个

高质量离散采样点进行投影变换。为实现噪声分布的空间连续表达, 本研究利用克里金插值法(kriging interpolation)对预处理后的离散采样点进行空间插值。作为一种基于空间自相关性的最优无偏估计方法, 克里金法能够依据采样点的空间分布结构与变异函数, 生成平滑的噪声分布预测表面, 从而有效反映噪声的空间分异特征。本研究进一步将插值生成的连续表面栅格化, 生成分辨率为20 m×20 m的全覆盖噪声分布图(图2)。经检验, 该结果与里昂大都会官方发布的噪声地图以及CadnaA生成的高精度噪声地图相符, 能够有效准确地反映城市声环境, 将在后续研究中作为深度学习模型训练的标签数据。

2.2.2 城市形态参数数据采集与计算

本研究从OpenStreetMap(OSM)平台获取道路、建筑、绿地等地理信息数据, 为充分量化城市形态的复杂结构, 采用空间分析软件ArcGIS和景观格局分析软件FragStats^[23], 针对建筑、道路、绿地及开放空间4类土地利用类型, 定量计算了共计描述景观组态与结构的27项形态参数(表1)。依据现有文献关于景观格局指数与噪声作用范围的研究结论, 大小定为100 m×100 m。通过设定移动窗口遍历整个研究区域, 并将计算步长与噪声地图的栅格分辨率(20 m)保持一致, 从而确保每个栅格单元都作为独立的样本单位^[19]。所有计算结果均导入ArcGIS进行栅格化处理与空间可视化(图2)。这些图层将作为模型训练的输入数据(Data)。

2.2.3 深度学习数据集构建

本研究选用U-Net作为核心网络架构。U-Net在空间信息保留与多尺度特征融合方面

表1 消融实验差值结果统计
Tab. 1 Statistical results of difference values in the ablation experiment

形态参数 Morphological parameter	平均值 Mean	最小值 Minimum	最大值 Maximum	形态参数 Morphological parameter	平均值 Mean	最小值 Minimum	最大值 Maximum
Build-CA	-2.06	-132.83	105.84	Green-SHAPE	1.11	-60.56	132.29
Build-AI	-2.41	-147.53	147.50	Green-CONTIG	0.48	-65.56	87.48
Build-ED	1.42	-107.52	153.39	Green-FRAC	-0.33	-83.06	94.47
Build-PD	-0.04	-108.05	149.91	Green-ENN	0.11	-66.88	84.34
Road-CA	-2.91	-196.58	121.31	Green-SHDI	-0.22	-72.67	77.59
Road-AI	-4.28	-108.48	196.76	Green-SHEI	-0.52	-137.37	76.92
Road-CONNECT	1.73	-150.23	161.72	Green-AI	0.19	-69.01	80.30
Openspace-CA	1.07	-92.61	103.69	Green-SPLIT	-0.46	-80.63	84.78
Openspace-PD	2.46	-124.61	117.38	Green-CLUMPY	0.84	-87.35	94.52
Openspace-AI	0.30	-95.29	163.42	Green-CONNECT	0.11	-80.03	82.39
Green-LPI	1.05	-75.30	139.97	Green-DIVISION	-0.82	-117.01	78.45
Green-CA	0.86	-70.46	113.31	Green-COHESION	-0.03	-75.01	83.97
Green-ED	0.39	-65.09	108.63	Green-LSI	0.12	-63.56	98.34
Green-PD	0.22	-64.99	81.67				

注: Build指代计算对象为建筑区域; Road指代计算对象为城市道路; Openspace指代计算对象为城市开放空间; Green指代计算对象为城市绿地。CA为类型总面积; AI为聚集度指数; ED为边缘密度; PD为斑块密度; CONTIG为邻接度指数; FRAC为分形维数; ENN为欧氏最近邻距离; SHDI为香农多样性指数; SHEI为香农均度指数; SPLIT为分离度指数; CLUMPY为丛聚度指数; DIVISION为景观分割度; COHESION为斑块连接度指数; LSI为景观形状指数; LPI为最大斑块指数; SHAPE为形状指数。

具有卓越性能, 能够满足“形态参数图-噪声分布图”的预测目的。为构建适用于U-Net模型的训练数据集, 采用Python中的PIL和Torchvision等库, 对上述栅格图层进行标准化预处理。

首先通过PIL库的Image.open()函数读取城市形态参数图与噪声数据伪色图; 随后, 调用torchvision.transforms提供的ToTensor()接口, 将PIL图像对象转换为Tensor格式, 此操作可自动将像素值归一化至[0, 1]范围, 以利于神经网络的稳定训练与快速收敛; 为统一输入数据的尺寸, 采用Resize()函数将所有图像分辨率统一缩放至2 048 px×2 048 px; 在此基础上, 利用torch.cat()函数将27个单通道的形态参数图层在通道维度上进行拼接, 构建一个27通道的输入张量(形状:[27, 2 048, 2 048])。噪声分布图则作为单通道的标签张量(形状:[1, 2 048, 2 048]); 为提

升模型的泛化能力并缓解小样本训练可能导致的过拟合问题, 进一步采用缩放、旋转、剪切、投影等线性变换, 对输入数据进行数据增强。最终, 通过PyTorch的DataLoader将data-label样本对组合为一个批次(batch), 以提高模型训练效率。

3 研究结果

3.1 基于U-Net卷积神经网络的模型构建、优化与验证

本研究的核心目标之一是构建一个能够精准捕捉“城市形态-噪声分布”复杂非线性映射关系的深度学习模型, 其性能高度依赖于网络结构的超参数配置。因此, 针对Layers(U-Net网络总层数)、Ker_size(卷积核大小)和Depth(U-Net深度)的不同组合进行系统的超参数寻优对比实验, 并评估各配置下的模型表现(图3-a)。实验结果表明, 当U-Net层

数设定为4, 卷积核大小为7, U-Net深度设定为3时, 模型的整体表现(Loss = 30.74)达到了最佳水平。值得注意的是, 当模型参数量过度增加时(例如Depth = 4), 验证集损失(MSE Loss)不降反升, 显示出明显的过拟合的迹象。基于此, 最终确定(4, 7, 3)配置为最优模型架构。在该配置下设计的U-Net结构实现了多尺度特征提取与融合(图3-b), 具体来看, 下降部分通过卷积操作逐步提取高层次特征, 而上升部分通过上采样和跳跃连接将低层次特征与高层次特征融合, 从而实现精细的特征重建。

为进一步评估模型的实际泛化性能, 对比了初始模型预测值与真实值之间的差异。结果表明, 初始模型虽在大尺度空间范围上表现尚可($R^2 = 0.9585$), 但在处理小尺度复杂形态细节时精度显著下降(R^2 仅为0.3844, RMSE高达18.0142), 这表明模型对高频空间细节的捕捉能力仍有不足。为解决该问题, 本研究实施了一系列优化训练策略。具体来看, 通过在训练集中引入30%的小尺度(缩放因子0.01 ~ 0.5)增强样本, 以强化模型对多尺度特征的学习能力; 将训练轮数从100轮扩展至500轮, 以深度学习数据特征; 将每轮样本量从1 024个提升至4 096个, 以提高数据覆盖范围; 采用倍周期余弦退火法(cosine annealing warm restarts)进行学习率迭代, 使其呈周期性变化并“热重启”, 从而有效避免模型陷入局部最优解, 显著提升训练的稳定性并最终表现。

结果表明, 经过上述精细化训练与验证的最优模型, 其预测性能与泛化能力得到显著提升。从误差精度来看, 模型在全尺度上的均方根误差(RMSE)由初始的17.05降至3.33, 平均绝对误差(MAE)由6.96降至1.32, 表明预测值与真实值的差距显著减小。从拟

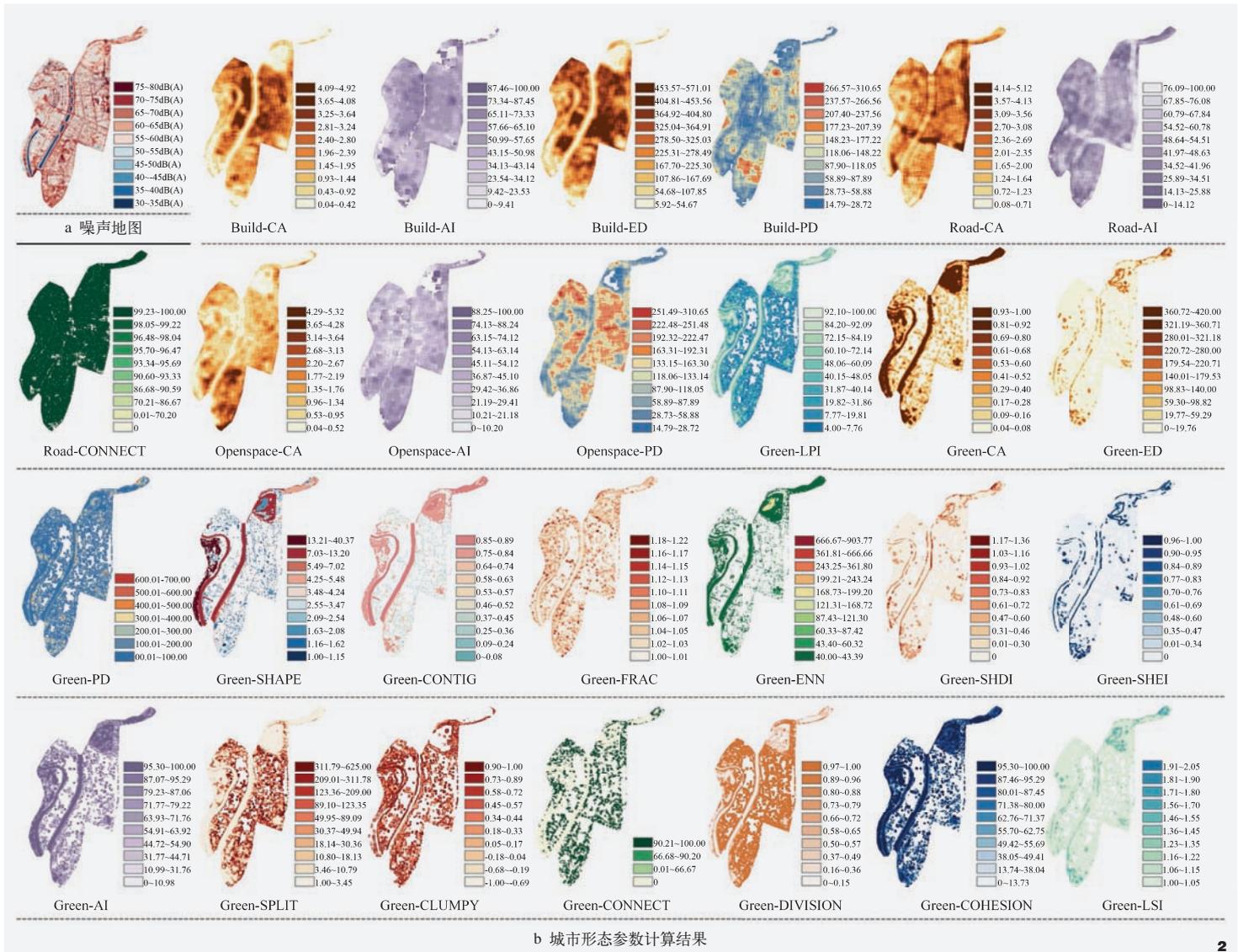


图2 噪声分布图与城市形态参数计算结果
Fig. 2 Noise mapping and calculation results of urban morphological parameters

合优度来看, 决定系数 (R^2) 由0.9585提升至0.9984, 且在小尺度上的 R^2 从0.3844上升至0.9744, 证明模型已能精准解释绝大部分的噪声空间分异。从空间保真度来看, 模型的结构相似性 (SSIM) 由0.8862提升至0.9681, 这与二者的差值图高度一致。具体来看, 优化后模型的差值图在全域范围内呈现均匀的深蓝色 (接近零误差), 仅在极少数复杂的形态

边界处存在微小的可忽略差异 (图4-a), 优化模型的预测值与真实值也高度拟合 (图4-b)。以上结果均表明, 本研究构建的U-Net模型不仅在数值精度上达到了高标准, 更在空间分布、纹理细节及多尺度适应性上实现了高保真预测复现, 能够准确反映研究区域复杂的城市声环境特征, 这为后续研究提供了稳健且可靠的模型基础。

3.2 基于消融实验的主导城市形态参数分析

鉴于U-Net模型的内部决策机制本质上仍具有“黑箱”特性, 为定量评估各形态要素对噪声分布的贡献度, 引入消融实验, 通过系统剔除某一个输入特征, 观察模型在缺失该信息后预测性能的变化幅度, 来定量判断该特征对模型最终决策的重要性与作用方向, 即模拟城市中缺乏某种特定空间形

态特征时的环境响应。这种方法的核心优势是能够在复杂的非线性系统中，将抽象的模型参数分析转化为对城市空间要素功能必要性的评估，从而为识别关键调控因子提供了比传统相关性分析更具指导意义的科学依据。基于此，本研究逐次将27个输入通道（形态参数）中的某一个通道的全部数值置零，将“消融”处理后的数据输入模型进行预测，最后将该预测结果与原始的噪声值计算差值，统计差值最大值、最小值及均值，并进一步对预测值、真实值以及差值的空间分布进行可视化处理（图5）。差值的物理意义在于：若差值为负，意味着模型在缺失该参数信息时，其预测值低于真实值，这证明该参数的存在实际上加剧了噪声，可视作噪声的“驱动因子”；反之，若差值为正，意味着模型在缺失该参数时预测值高于真实值，这证明该参数的存在起到了衰减噪声的作用，可视作噪声的“缓冲因子”。

结果表明，从差值峰值来看，道路的相关参数对于噪声的驱动和缓解程度最大（Road-CA的差值Min = -196.58、Road-AI的差值Max = 196.76），这是由于交通噪声作为城市环境噪声的主要来源（占比60% ~ 80%），其形态分布（道路网络）必然是影响区域噪声格局的关键驱动因子^[24]。鉴于传统的灰色降噪基础设施（如低噪路面、隔声屏障）往往伴随较高的建设与维护成本，城市绿地作为一种能够高度适应场地特性、灵活调整规划布局的绿色基础设施，其降噪效能与作用机制显得尤为关键。从差值均值来看，对噪声的缓冲效应可以归纳为三个层次。首先，表征面积与规模特征的CA和LPI，这两个绿地参数的贡献度最为显著（差值均值分别为0.86和1.05）。这表明，增加城市绿量是实现噪声衰减的最首要、最基础的手段，这与以往众多

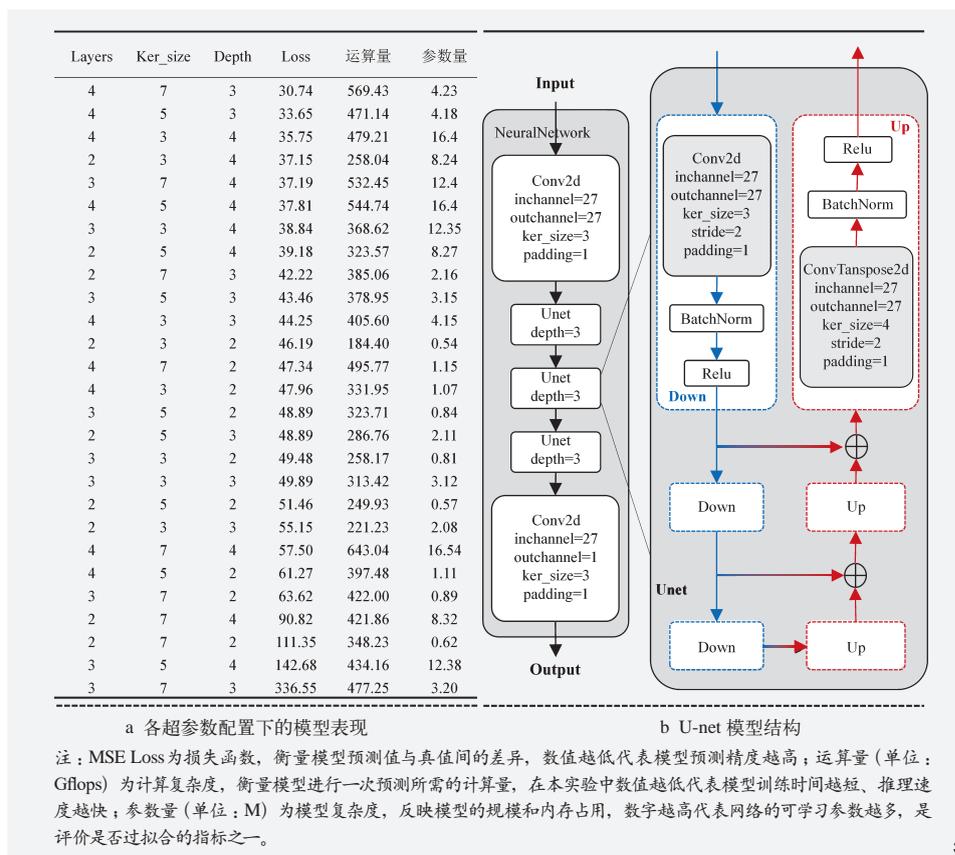


图3 不同参数设定配置的模型表现与最优参数配置下的模型架构
Fig. 3 Model performance across different parameter configurations and the architecture of the optimal model

研究结论相一致^[19,25-26]。其次，表征形状特征的CONTIG、SHAPE，对于噪声衰减的贡献度次之（差值均值分别为0.48和1.11），这表明形状复杂的绿地能够有效衰减噪声，这是由于这种绿地能够提供更多声波吸收表面。表征空间聚集与网络特征的参数中，贡献度呈现差异化分布（差值均值介于0.11 ~ 0.84）。其中，CLUMPY表现出最高的贡献度（0.84），这证明了绿地的团簇性对城市噪声分布的关键作用^[19]。此外，建筑要素整体上起到了加剧噪声的作用，这是由于高密度的建筑间形成的“街道峡谷”效应，显著增加了声波的反射、混响与累积，阻碍了噪声在建成区内部的扩散与衰减。

城市形态参数之间的交互效应对于深刻理解复杂的城市声环境至关重要。因此，本研究进一步通过SHAP交互分析，揭示城市形态参数对噪声影响的复杂非线性协同机制（图6）。结果表明，Green-CONTIG与Road-CA之间存在显著的非线性交互作用，表现为在道路密度较高的区域，绿地邻接度对噪声的缓冲边际效益受到明显制约。这是由于交通路网作为主要噪声源，在空间上割裂了绿地的连续屏障功能，使其难以形成稳定的声学衰减路径。此外，Build-CA与Build-ED对城市噪声环境呈现出较强的协同加剧作用。这是由于在高密度城市建成区域，复杂的建筑布局在“街道峡谷”内形成了更多的声波反射界面，

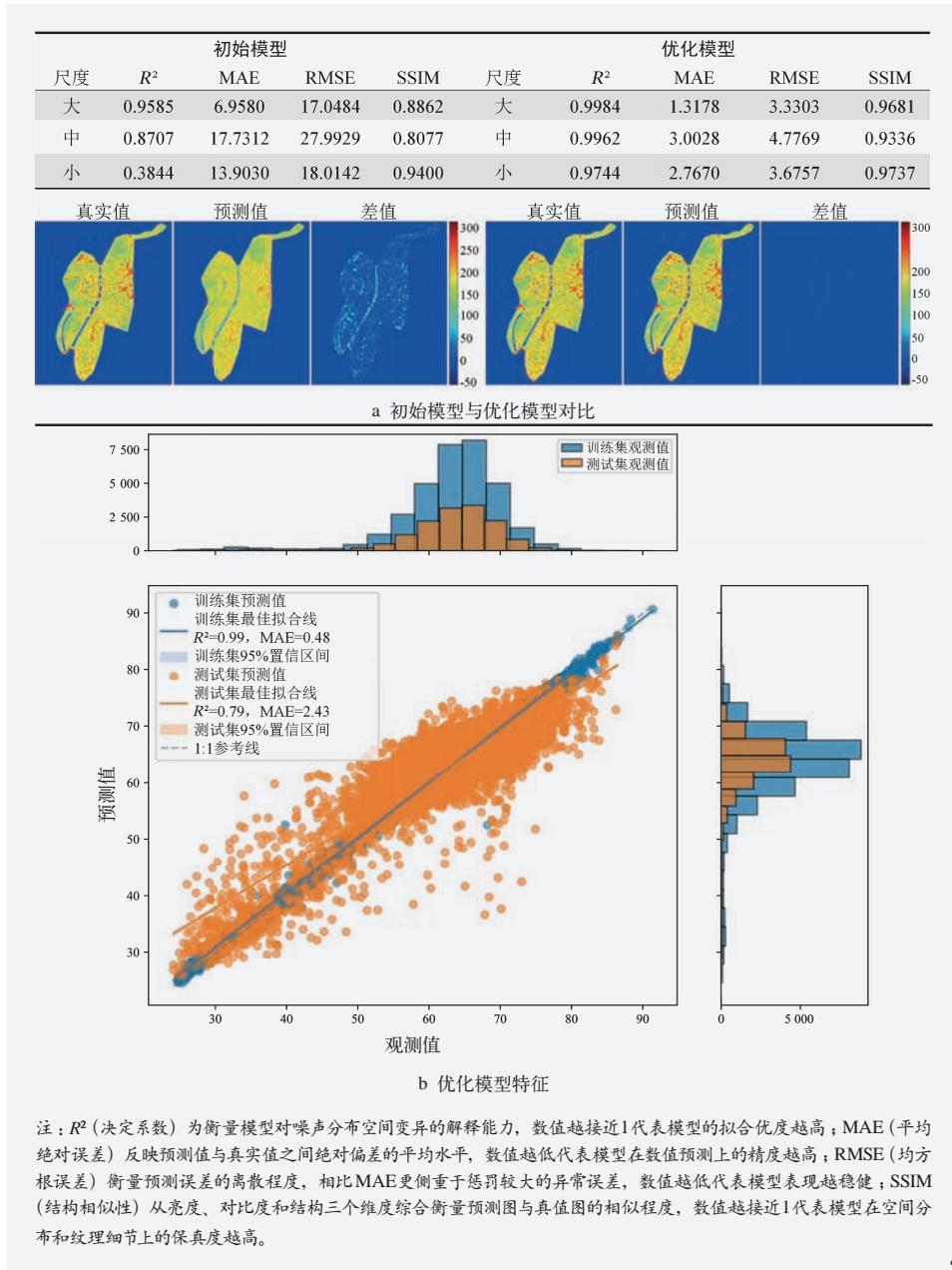


图4 初始模型与优化模型表现对比
Fig. 4 Performance comparison between the initial and optimized models

增强了混响效应，阻碍了声能的扩散与消散。以上结果表明，城市声环境治理不能仅依赖单一指标的阈值控制，而需通过“绿地-道路-建筑”等关键形态要素的交互组合优化来实现降噪效益的最大化。

3.3 基于地理加权回归分析与Flask交互平台的参数驱动型降噪可视化

消融实验虽然定量揭示了各城市形态参数的贡献度，但其结果仅反映参数从“无”到“有”（即现状值）的累积效应，无法体现

参数影响的空间差异性。然而，在复杂的城市系统中，形态参数对噪声的影响往往具有显著的空间非平稳性 (spatial non-stationarity)，即同一参数在不同区位的作用强度甚至方向可能存在差异。为揭示这一空间异质性规律，选取消融实验中筛选出的13个主导形态参数 (差值均值绝对值>0.5)，进行地理加权回归分析。GWR模型通过引入地理位置依赖的局部加权机制，允许回归系数随空间位置动态变化，从而能够更准确地捕捉和揭示变量间关系在不同空间单元上的局地特性。在GWR模型运行后，每个绿地格局指数在各网格单元中都产生了有效的回归系数 (β_i)，直观反映参数对噪声影响程度及方向的空间分布 (图7)。以此为基础，便可精准识别在哪些特定空间单元“增加”缓冲因子或“减少”驱动因子能够获得最高的边际降噪效益，从而为后续的优化模拟提供科学的空间决策依据。

本研究基于Python的Flask微型框架，开发了一套交互式可视化决策支持系统。该平台旨在实现研究成果的规划设计转化，其核心架构是将训练好的高精度UNet模型部署于后端服务器。该平台的功能架构主要涵盖三大核心模块：形态参数编辑面板、噪声预测实时反馈视窗以及降噪效益统计分析面板 (图8)。该系统的核心优势在于能够将复杂的非线性模型封装为一个即时反馈机制，使规划师得以超越静态图纸评估，在“形态输入-噪声反馈”的动态闭环中进行方案推演与优选。

在操作流程方面，第一步，该平台前端允许规划师在前端界面载入研究区域的基底形态数据，并依据地理加权回归分析的可视化结果，精准甄别具有高降噪潜力的热点调控区域；第二步，通过画笔和橡皮等交互式编辑工具，对目标区域内的关键形态参数图层实施精准化修改；第三步，修改方案经确

认保存后，前端系统将更新后的形态参数矩阵传输至后端服务器，U-Net模型执行实时推理运算，后端通常会在1 min内完成计算，并将噪声预测结果和修改前后的噪声数值结果动态加载至噪声预测实时视窗与降噪效益统计分析面板中。在流程实证方面，本研究基于地理加权回归分析的可视化结果，在交互式网页平台上调整了噪声治理的热点区域中的相关形态参数，其实时反馈结果证实该流程的有效性(图9)。从定性角度分析，优化后的预测噪声图相比原始噪声图，其高噪声区域的面积和强度均发生显著的衰减，而低噪声区域的范围则明显扩大。定量验证的结果更为显著：与原始噪声直方图相比，优化后的直方图分布曲线整体呈现显著左移趋势，表明全域噪声像元值普遍降低。同时，优化后噪声的均值与中位数均显著低于原始水平，这表明该策略不仅降低了极端噪声峰值，也有效改善了区域的总体声环境水平。此外，差值图及其直方图统计显示，研究区域内高达87.3%的像元差值为负，证明了该策略和范式实现了系统性的噪声衰减。

4 结论与讨论

本研究针对传统物理模型在处理多维形态要素非线性耦合关系上的局限，以及规划设计阶段缺乏实时预测工具的现状，提出并验证了一种整合高精度深度学习预测、多维机制解析与交互式设计验证的“以形治声”新范式。研究成果有力地支撑了城市声环境治理从传统的“经验式”定性规划向数据驱动的“精准化”定量调控迈进。

(1) 为城市声环境的快速、自动化评估提供了一种低成本且高精度的技术路径。相较于声学仿真软件，本研究构建的U-Net架构的卷积神经网络(Layers = 4, Ker_size = 7,

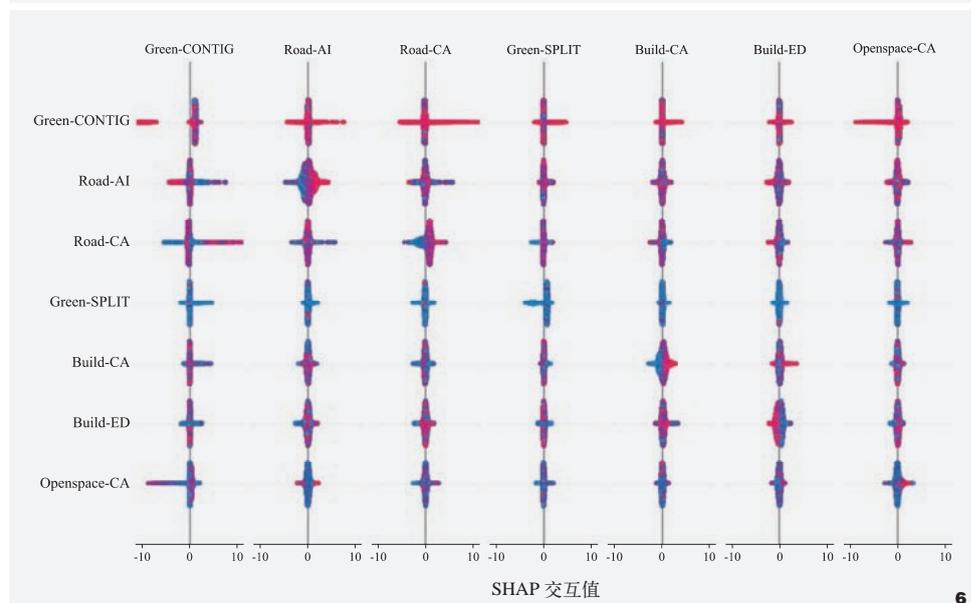
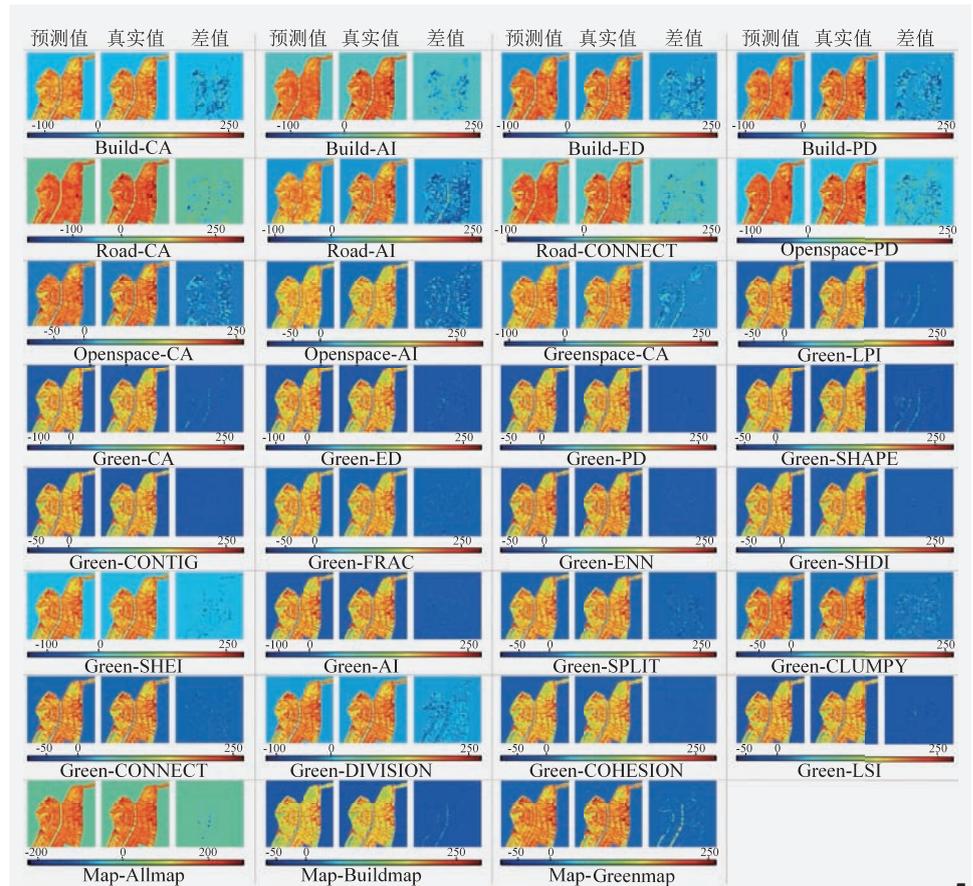
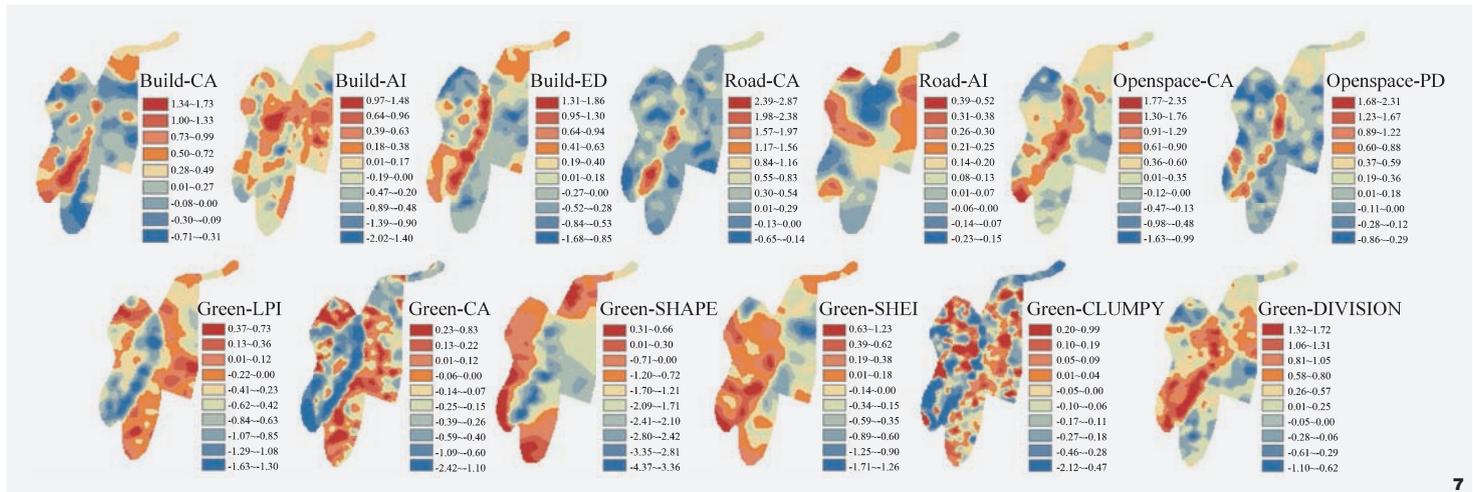
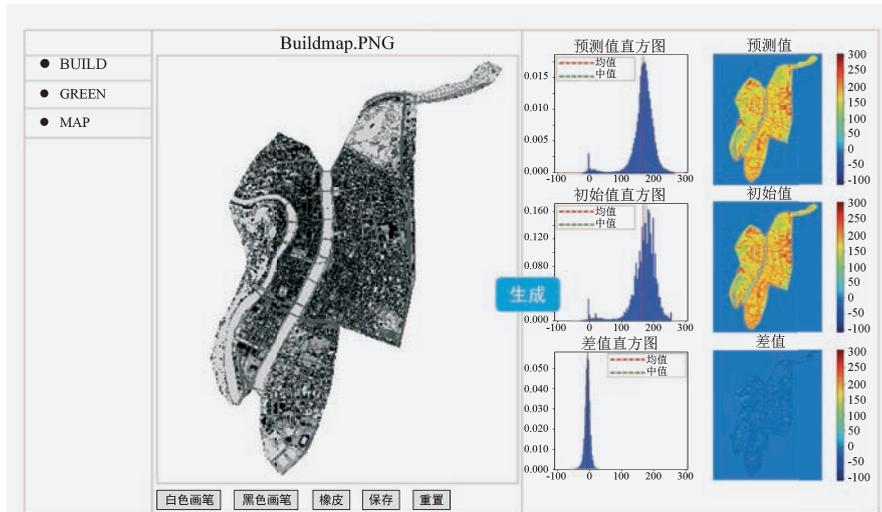


图5 消融实验的可视化结果
Fig. 5 Visualization results of the ablation experiment

图6 SHAP交互分析结果
Fig. 6 Results of SHAP interaction analysis

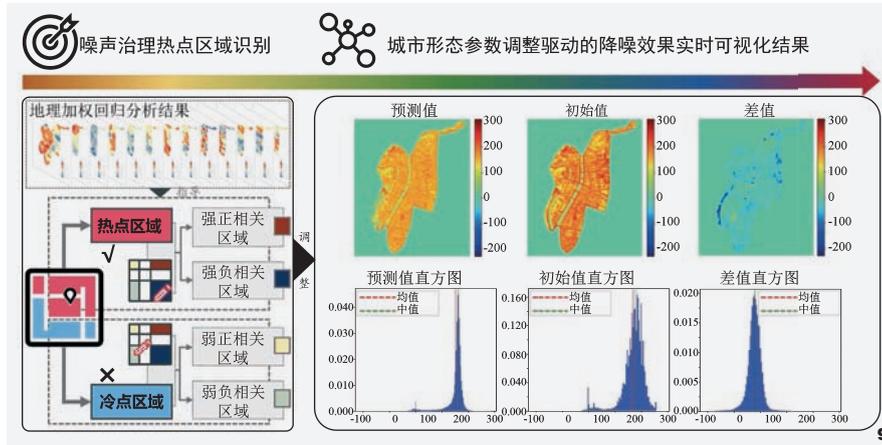


7



注: 左侧为形态参数编辑面板, 中间部分为噪声预测实时视窗, 右侧为降噪效益统计分析面板。

8



9

图7 地理加权回归分析结果
Fig. 7 Results of geographically weighted regression (GWR) analysis

图8 图像实时展示网页
Fig. 8 Web-based interface for real-time visualization

图9 噪声治理热点区域识别与参数驱动的降噪效果可视化
Fig. 9 Identification of noise control hotspots and visualization of parameter-driven noise reduction

Depth = 3) 在独立测试集上展现了卓越的性能。定量评估指标 (R^2 , MAE, RMSE) 证实了模型在数值预测上的精准度; 结构相似性指标 (SSIM) 的高分值证明该模型在捕捉城市声景的空间形态特征的高保真度, 在城市噪声预测中的有效性与稳健性。(2) 利用消融实验, 成功打开深度学习模型的“黑箱”, 其定量结果表明, 道路网络与建筑是城市噪声的主要“驱动因子”, 而绿地与开放空间则是关键的“缓冲因子”。(3) 细化了对绿地降噪效能的认知: 在绿地格局指数中, 表征面积 (如 LPI)、形状 (如 SHAPE) 和空间聚集度 (CLUMPY) 的参数对噪声衰减的贡献度最为显著。这一发现从景观生态学角度修正了传统增加绿地率的粗放策略, 揭示了在土地资源紧缺的中心城区, 构建形状复杂、团簇状的绿地斑块比零散布局更具降噪效能。(4) GWR 分析进一步揭示了上述主导参数影响的空间非平稳性。这种“全局机制识别结合局地空间定位”的分析框架, 为制定因地制宜的分区管控策略提供了精准的空间指引。(5) 本研究最终落脚点在于通过 Flask 交互可视化平台, 构建一个“参数驱动-实时反馈”的决策支持系统, 实现研究成果

的规划设计转化。通过模拟参数驱动型优化策略（即依据GWR识别的热点区域，精准调控消融实验筛选的主导因子），证实该策略能在87.3%的区域实现噪声衰减。该平台的构建标志着声环境规划设计范式的潜在转变，即从依赖GIS进行现状静态展示的“后验式”评估，转向在方案设计阶段即时预测形态调整后结果的“先验式”推演。这种可量化、可视化、实时化的交互模式，极大地提升了规划师在复杂城市系统中进行声环境优化的主动性与科学性。

本研究仍存在若干局限亟待深化。(1) 在数据维度方面，本研究主要依赖二维平面形态参数。鉴于城市声传播具有显著的三维特性^[27]，建筑高度、街道高宽比及垂直绿化等垂直向特征对声场分布影响深远，未来应引入三维城市形态指标以提升模型的物理真实感。(2) 在影响因素方面，城市声环境在工作日与非工作日呈现显著的交通流差异^[28]，且植物季相变化（如落叶与繁茂期）亦会改变绿地的吸声散射效应。未来研究需纳入多时段与季节性变量，以构建更精细的时空预测模型。(3) 在模型深度方面，未来应深入探索卷积神经网络的内部机理，通过分析卷积核与特定形态特征层之间的交互响应，尝试从网络底层的视角阐释模型如何理解和映射复杂的城市空间形态与声环境关系，从而进一步提升模型的可信度与物理阐释力。(4) 在研究广度方面，本研究模型基于里昂中心城区数据训练，对于形态差异巨大的城市类型，相关结论的适用性有待验证。未来应拓展多城市、多尺度的对比研究，通过构建包含更多样化城市形态样本的数据集进行迁移学习与验证，以检验并提升本研究提出的“以形治声”范式及模型的普适性与泛化能力。

注：文中图表均由作者绘制。

参考文献

- [1] BASNER M, BABISCH W, DAVIS A, et al. Auditory and Non-auditory Effects of Noise on Health[J]. *The Lancet*, 2014, 383(9925): 1325-1332.
- [2] FRITSCHI L, BROWN L, KIM R, et al. Burden of Disease from Environmental Noise: Quantification of Healthy Life Years Lost in Europe[J]. *World Health Organisation eBooks*, 2011: 1-13.
- [3] 刘炳江. 实施噪声污染防治行动 协力守护和谐安宁家园——《“十四五”噪声污染防治行动计划》解读[J]. *环境保护*, 2023, 51(5): 8-11.
- [4] 生态环境部. 中国噪声污染防治报告(2024年)[J]. *环境保护*, 2024, 52(16): 53-67.
- [5] KANG J. Urban Sound Environment[J]. *Building Acoustics*, 2007, 14(2): 159-160.
- [6] 康健. 声景: 现状及前景[J]. *新建筑*, 2014(5): 4-7.
- [7] 张名凤, 李朦朦, 吴远翔, 等. 噪声地图在城市规划研究中的应用与展望[J/OL]. *城市规划*, (2025-02-25)[2026-01-24]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2378.TU.20250224.1650.004>.
- [8] MURPHY E, FAULKNER J P, DOUGLAS O. Current State-of-the-art and New Directions in Strategic Environmental Noise Mapping[J]. *Current Pollution Reports*, 2020, 6(2): 54-64.
- [9] FALLAH-SHORSHANI M, YIN X Z, MCCONNELL R, et al. Estimating Traffic Noise over a Large Urban Area: An Evaluation of Methods[J]. *Environment International*, 2022, 170: 107583.
- [10] XU X Y, GE Y H, WANG W D, et al. Application of Land Use Regression to Map Environmental Noise in Shanghai, China[J]. *Environment International*, 2022, 161: 107111.
- [11] CARRASCO V, ARENAS J P, HUIJSE P, et al. Application of Deep Learning to Enforce Environmental Noise Regulation in an Urban Setting[J]. *Sustainability*, 2023, 15(4): 3528.
- [12] RENAUD J, KARAM R, SALOMON M, et al. Deep Learning and Gradient Boosting for Urban Environmental Noise Monitoring in Smart Cities[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 218: 119568.
- [13] HAN X P, HUANG X, LIANG H, et al. Analysis of the Relationships Between Environmental Noise and Urban Morphology[J]. *Environmental Pollution*, 2018, 233: 755-763.
- [14] WANG B, KANG J. Effects of Urban Morphology on the Traffic Noise Distribution Through Noise Mapping: A Comparative Study Between UK and China[J]. *Applied Acoustics*, 2011, 72(8): 556-568.
- [15] YUAN M, YIN C H, SUN Y, et al. Examining the Associations Between Urban Built Environment and Noise Pollution in High-density High-rise Urban Areas: A Case Study in Wuhan, China[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2019, 50: 101678.
- [16] SONG J X, MENG Q, KANG J, et al. Effects of Planning Variables on Urban Traffic Noise at Different Scales[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 100: 105006.
- [17] MRÓWCZYŃSKA M, SZTUBECKA M, SKIBA M, et al. The Use of Artificial Intelligence as a Tool Supporting Sustainable Development Local Policy[J]. *Sustainability*, 2019, 11(15): 4199.
- [18] 高世杰, 梅长林, 续秋霞. 地理加权回归模型几种多尺度估计的经验比较[J]. *昆明理工大学学报(自然科学版)*, 2023, 48(3): 196-207.
- [19] ZHANG M F, WU Y X, LI M M, et al. Examining how Green Space Patterns Affect Noise Distribution in Urban Areas with Varying Built-up Densities[J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, 393: 127183.
- [20] 张磊, 陈宇. 基于紧凑城市理念的街道建设探析——以法国里昂城市街道为例[J]. *国际城市规划*, 2015, 30(B5): 111-115.
- [21] BOCHER E, PETIT G, PICAUT J, et al. Collaborative Noise Data Collected from Smartphones[J]. *Data in Brief*, 2017, 14: 498-503.
- [22] PICAUT J, BOUMCHICH A, BOCHER E, et al. A Smartphone-based Crowd-Sourced Database for Environmental Noise Assessment[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2021, 18(15): 7777.
- [23] 周亚东, 周兆德. 基于GIS与Fragstats的海南岛森林景观格局研究[J]. *中南林业科技大学学报*, 2015, 35(5): 78-83.
- [24] ZHOU Z Y, ZHANG M, GAO X M, et al. Analysis of Traffic Noise Spatial Distribution Characteristics and Influencing Factors in High-density Cities[J]. *Applied Acoustics*, 2024, 217: 109838.
- [25] FENG L, WANG J, LIU B, et al. Does Urban Green Space Pattern Affect Green Space Noise Reduction [J]. *Forests*, 2024, 15(10), 1719.
- [26] MARGARITIS E, KANG J. Relationship Between Urban Green Spaces and Other Features of Urban Morphology with Traffic Noise Distribution[J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2016, 15: 174-185.
- [27] ZHAO W J, LIU E X, POH H J, et al. 3D Traffic Noise Mapping Using Unstructured Surface Mesh Representation of Buildings and Roads[J]. *Applied Acoustics*, 2017, 127: 297-304.
- [28] LAN Z Q, CAI M. Dynamic Traffic Noise Maps Based on Noise Monitoring and Traffic Speed Data[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 94: 102796.