

建成环境对街道活力的非线性影响和交互效应：以沈阳为例*

杨东峰 王晓萌 韩瑞娜

提 要 营造有活力的街道空间需要对建成环境进行精细优化。运用机器学习及其可解释性方法，基于街道活力的复杂性内涵，以东北老工业基地沈阳市为例，探究建成环境与街道活力的非线性关系和建成环境要素间的交互效应，并对不同街道活力类型进行解读。研究发现：街道可达性是促进街道活力的主导建成环境特征；建成环境的非线性效应可分为积极影响、消极影响和其他不规则影响；不同维度街道环境要素间存在交互作用，且街道接近度与建筑密度在交互中处主导地位；街道类型按活力预测值大小排序依次为：高活力—密度驱动型、高活力—交通便捷型、低活力—设计欠佳型和低活力—综合不足型，且每种类型的街道活力形成机制存在显著差异。针对研究结果提出相关规划建议，以期以活力提升为导向的街道更新设计提供思路借鉴。

关键词 街道活力；非线性关系；机器学习；建成环境；多源大数据；东北老工业城市

Nonlinear and Synergistic Effects of the Built environment on Street Vitality: The Case of Shenyang

YANG Dongfeng, WANG Xiaomeng, HAN Ruina

Abstract: Creating dynamic streets requires the optimization of built environments. Grounded in the understanding of the intricate concept of street vitality, this study explores the non-linear relationship between the built environment and street vitality in Shenyang, a city in the northeastern China. Employing machine learning and interpretability methods, it also investigates the interactive effects among various elements of the built environment and provides insights into different types of street vitality. The findings indicate the following points: Street accessibility emerges as the predominant built environment factor influencing street vitality; Non-linear effects can be categorized into positive, negative, and irregular influences; Interactive effects exist among elements of different dimensions of street environment with street proximity and building density playing a predominant role; Street types are ranked by vitality values from high to low as follows: the high vitality-density driven type, the high vitality-convenient transportation type, the low vitality-poor design type, and the low vitality-overall inadequacy type. These street types differ significantly in the mechanism contributing to vitality. Based on these research findings, planning recommendations are proposed to inspire street renewal designs toward enhancing vitality.

Keywords: street vitality; nonlinear relationship; machine learning; built environment; multi-source big data; Northeast old industrial city

中图分类号 TU984 文献标志码 A
DOI 10.16361/j.upf.202305012
文章编号 1000-3363(2023)05-0093-10

作者简介

杨东峰，大连理工大学建筑与艺术学院教授，
yangdongfeng@dlut.edu.cn

王晓萌，大连理工大学建筑与艺术学院硕士研究生

韩瑞娜，大连理工大学建筑与艺术学院博士研究生

在城市高质量发展的新阶段，营造街道活力已成为城市更新的核心目标。作为承载城市社会交流的重要公共空间，街道有“生气”，城市才能有活力^[1]。尽管“街道活力”这一概念被广泛使用，但因其无形和宽泛性而被多学科赋予不同理解。建筑师和城乡规划师将街道活力视为通过设计而形成的高品质空间^[2]，并根据街道上行人数量和活动类型进行评估^[3]。城市社会学家认为街道活力与场所引发社会经济活动的的能力密切相关^[4]。可见，街道活力研究的关键在于理解建成环境和人类行为的复杂互动^[5]，这需要深入解析街道活力的空间影响要素和背后形成机制。

关于建成环境如何激发街道活力的研究可追溯至1960年代。Jacobs^[1]首先指出土地使用混合、小尺度街区、建筑密度和街道交叉口密度等是影响街道活力的关键建成环境特征。随后量化思维和时空大数据的兴起为进一步验证与探析两者关系奠定了基础^[6-7]（Marco等^[8]；Ye等^[9]；龙瀛等^[10]；车冠琼等^[11]；司睿等^[12]；徐磊青等^[13]）。这类研究运用统计分析思维对多尺度建成环境特征与街道活力的关系提出了深入的见解。随着研究深入和信息技术发展，不同学者开始借助新数据和新方法挖掘建成环境对人类活动的规

* 国家自然科学基金面上项目“住区建成与社会环境影响老年人心理健康的交互效应甄别与规划干预”（项目编号：52078095）

则非线性影响 (Yang等^[14]; 汪成刚等^[15]; Han等^[16]; 吴莞姝等^[17]), 这些研究采用机器学习算法从多方面更直观地展示了建成环境对活力的非线性影响模式, 为两者关系的研究提供了前沿的技术方法, 希望解决线性模型无法准确描述街道活力复杂性本质的问题。根据上述研究现状, 关于建成环境和街道活力的非线性关系研究在我国刚刚起步, 相关可借鉴文献很少且实证案例地多聚焦于东南部发达城市。处于城市发展转型期的东北老工业城市, 因为人口结构、产业基础、建成环境等的特殊性使得街道活力表征更显复杂, 街道活力的影响因素和机制与其他城市相比也可能存在差异性和不确定性。因而, 本文选取沈阳市为研究案例, 采用前沿的机器学习技术构建活力视角下街道建成环境的非线性影响机制, 研究对于这类更需凝聚活力的东北老工业城市具有针对性的借鉴和指导意义。

本文以建成环境与街道活力的非线性关系和建成环境要素的交互效应为理论支撑, 运用多源大数据剖析街道活力的复杂性内涵, 并选择东北老工业典型城市沈阳市为研究案例。首先, 基于多维度整合测度街道活力并参考5D模型定量解析街道建成环境要素。其次, 采用LightGBM(Light Gradient Boosting Machine)非线性模型和SHAP(SHapley Additive exPlanations)算法对模型结果进行解释和图示化, 以分析建成环境对街道活力的非线性影响以及关键影响要素的交互效用。最后, 采用层次聚类法划分街道活力类型, 据此因地制宜分类提出建成环境的优化建议。通过以上研究, 在城市设计与实践层面, 弥补东北老工业城市街道活力衰退背后复杂成因的研究不足, 为营造“人本”“活力”“开放”的公共空间提供参考。

1 理论与框架

1.1 理论基础——机器学习方法下的非线性关系与交互效应

“街道活力”是一个复杂议题, 具有影响要素多维、外在表现繁杂、影响机制多样的特性, 其已引发诸多探索^[18]。外在表现层面, Jacobs^[1]基于社会调查,

认为街道活力源于人和人的社会交往与生活场所相交织的过程; 物质构成层面, Yoshinobu^[19]从街道美学角度, 提出道路高宽比、沿街空间密接性、建筑第一轮廓线等是有人情味街道的关键; 影响因素层面, Marcus^[20]根据街道活力的社会空间属性, 将其理解为受建成环境影响的一系列非物质活动。通过回顾经典理论, 探究街道活力的复杂性本质需要综合考虑建成环境要素与街道活力以及要素之间的不规律关系。

已有研究^[15-16]发现街道活力和建成环境存在复杂的非线性关系。其一, 建成环境对活力影响的边际效应呈现不规则特征, 并且仅在特定取值范围内(或变化幅度)产生显著影响^[21]。其二, 建成环境是复杂系统, 包含多维要素。有学者已发现建成环境要素之间存在交互效应并共同作用于街道活力, 以上两点恰恰符合街道活力复杂性的特点。另外, 非线性关系已被证实比单一的线性关系具备更多优势^[15, 21]。比如: 非线性关系能反映变量的局部特征和阈值门槛, 不受异常值干扰, 更符合客观规律, 对规划实践指导意义更强。但过去由于技术所限, 非线性关系与交互效应在实证中往

往被错误地估计、解释和呈现^[22]。随着机器学习及其解释性方法的日趋成熟, 可通过计算每个输入特征(自变量指标)对模型输出结果(因变量预测值)的边际贡献, 从全局和局部两个层面对两者的复杂关系进行精细解析。

1.2 技术框架

本文从数据收集—指标提取—机器学习非线性模型构建—SHAP影响机制解释, 依次展开对建成环境与街道活力复杂非线性关系的分析(图1)。第一, 对街道建成环境自变量和街道活力因变量进行数据收集和指标提取; 第二, 采用Python编程语言, 运用LightGBM模型对指标进行非线性预测; 第三, 选取SHAP方法解释并可视化呈现模型结果; 第四, 根据街道活力类型提出有针对性的规划决策。

2 数据与方法

2.1 研究对象

沈阳市是东北中心城市, 也是工业时代的先锋城市。目前处在城市转型发展关键期, 然而多数街道空间平铺直叙、

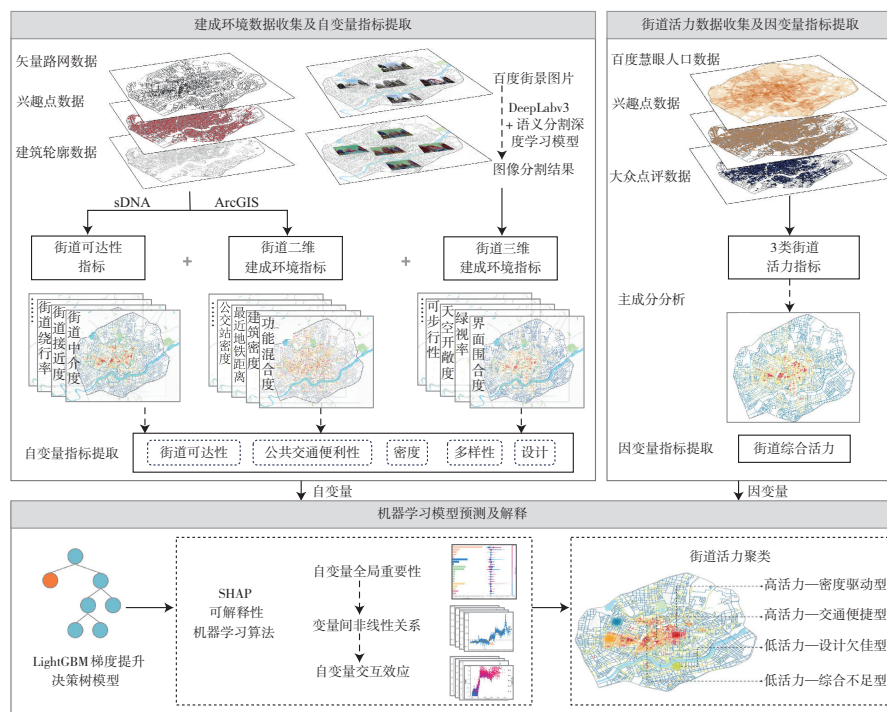


图1 技术框架图

Fig.1 Diagram of the technical framework

景观环境千篇一律、街道设施缺乏管理等问题导致街道空间活力日渐式微。基于此，本文以沈阳市为研究对象，试图通过营造充满活力的街道环境氛围助力东北老工业基地高品质空间转型并使城市更宜居。

沈阳三环内是主城核心区，居住人口密集，获取数据密度高，因此研究范围聚焦于沈阳市三环内区域。城南有浑河自西向东穿城而过，研究范围包括沈阳市8个行政区（图2），总面积约455 km²。研究将道路交叉口之间的街道段作为最小分析单位，称作“街道空间单元”，总计9366个街道空间单元。



图2 研究范围
Fig.2 Scope of research

表1 数据来源、采集时间、预处理过程
Tab.1 Data sources, time of data collection, and preprocessing process

数据	数据来源	采集时间	数据预处理
路网数据	Open Street Map	2022 年	经人工简化提取道路中心线后拓扑检查,参考高德卫星影像图进行核查校对,共获取 9366 条街道
人流密度数据	百度慧眼时空大数据	2022 年 7 月 29—8 月 1 日	调用百度慧眼城市人口地理大数据 API,采集人口密度数据(单位:人/hm ²),采集时长从 9:00—21:00,每间隔 1 小时采集 1 次
街景数据	百度街景地图开放平台	2022 年 8 月	调用百度街景 API,间隔 100 m 共采集 50 873 张静态全景图,图片大小为 2048×659 像素。然后使用 DeepLabv3+语义分割模型分割街景图片。由于落叶植物可能对数据造成干扰,使用开发者工具构造请求,获取了每张街景的时间轴信息,并将冬季的街景图像替换为 4—10 月。最终筛选结果包括 19 个小类,涵盖了建筑、道路、天空、植物等标签
POI 数据	百度地图	2022 年 8 月	选取街道两侧各 55 m 缓冲区内与活力相关的 POI,包括餐饮设施、购物设施、生活服务设施、科教文化设施、体育休闲设施、医疗保健设施、公共设施、风景名胜设施、公共交通站点、金融保险设施,总计 225 061 个
建筑轮廓数据	百度地图	2022 年 8 月	包括建筑轮廓及层数,结合卫星地图及街景图像对数据进行校核,共约 12.9 万条单体建筑轮廓数据
网络评论数据	大众点评网	2022 年 8 月	以街道两侧各 55 m 创建缓冲区,数据集包括美食、休闲娱乐、运动健身和景点等 4 类商户。点评数据标签信息包括商户名称、评论数、地址等,统计汇总商户点位共计 11 695 个,评论数总量约 470 万条

2.2 数据与变量
本文借助多源大数据挖掘技术展开全面量测，构建了街道活力整合性测度体系和街道建成环境指标体系，数据来源、采集时间与详细预处理过程如表 1 所示。
街道活力测度层面，基于街道活力复杂内涵综合多个观测指标，选取人类活动、功能特征、网络效应等 3 个维度依次测得“人流聚散活力^[23-24]、活动设施活力^[25]和网络感知活力^[9]”。从外部表现看，人流密度是衡量活力最直接的指标^[2]，街道建成环境是产生人类活动的决定性因素^[26]，其中功能特征是人流能否持续存在的基础条件。从内在引力看，

实体空间的网络效应是街道活力的内涵，网络点评能自下而上反映主观层面上的活力。各指标具体计算公式参阅注释①。最后研究采用主成分分析法从 3 个相关的活力指标之中提取主导街道活力指标，进一步整合计算出街道综合活力^[27]。
建成环境测度层面，选取被广泛应用的“5D 模型”^[28-29]，包括密度、多样性、设计、公共交通便利性和街道可达性。有文献证实，55 m 左右^[10]、300—500 m^[30]步行距离和 1 km^[12]休闲空间常被用于计算街道建成环境指标，最终参考相关研究和理论整理计算得出街道可达性、街道二维和三维建成环境指标共 20 个，具体计算方法如表 2。

2.3 分析方法
机器学习梯度提升决策树算法通过从训练数据中学习并感知数据趋势，从而对新输入数据进行预测，它具有诸多优点，尤其在面对大规模数据集时能够展现更高的统计准确性并进一步减小预测误差。因而，大数据时代，诸多学者采用此方法解释数据规律并做出准确预测^[14-15, 21]。使用前沿的机器学习算法 LightGBM 建立建成环境和街道活力的非线性模型，利用 SHAP 算法解释机器学习模型结果，具体方法及原理介绍如下。
2.3.1 LightGBM (Light Gradient Boosting Machine) 基本原理
LightGBM 是 Ke^[32]等提出的一种新的梯度提升学习算法。在传统 GBDT (gradient boosting decision tree) 算法^③基础上，它采用单边梯度采样 (GOSS) 和互斥特

表2 建成环境指标及计算方法
Tab.2 Built environment indicators and calculation methods

维度	指标	计算方法
密度	道路密度	街道500 m缓冲区内街道单元长度占区域面积比值/(m/m ²)
	建筑密度	街道500 m缓冲区内建筑基底面积占区域面积比值/%
	容积率	街道500 m缓冲区内建筑总面积占区域面积比值
多样性	功能混合度	街道55 m缓冲区内POI功能多样性。采用香农多样性指数计算,公式: $S = -\sum_{i=1}^n (p_{qi} \ln p_{qi})$, p_{qi} 为街道单元q内第i类POI数量占该单元内总POI数量比例,n为当前街道单元内POI种类数。当单元内只有一类设施时,香农指数为最小值0
	界面丰富度	单元内可视空间元素种类除以街道长度,反映视觉丰富度/(种/m)
设计	绿视率	单元内植物占比均值,反映界面绿化水平/%
	天空开敞度	单元内天空占比均值,反映视觉开敞程度/%
	界面围合度	单元内建筑、绿化和柱子占比均值,反映界面被围合程度/%
	可步行性	单元内步行道占比/马路占比的均值,反映步行空间尺度/%
	建筑连续性	单元内建筑占比标准差,反映建筑界面连续性
	步行连续性	单元内步行道占比标准差,反映步行空间连续性
	街道家具可视率	单元内街道小品占比均值,反映街道可识别性/%
公共交通 便利性	公交站点密度	街道步行500 m范围内公交站点数量/(个/500 m)
	与最近地铁站距离	距街道质心最邻近的地铁站实际距离/m
	与最近公交站距离	距街道质心最邻近的公交站实际距离/m
街道 可达性	开放空间可达性	街道步行500 m范围内开放空间数量,包括绿地、广场等/(个/500 m)
	幼儿园、小学可达性	街道步行500 m范围内幼儿园和小学数量/(个/500 m)
	接近度	1 km半径内,一条路径到其他任意路径的距离的平均值 ^[31] ,以sDNA中的NQPDA [®] 表示
	中介度	1 km半径内,任两点路径中该街道出现在最短路径的次数,以sDNA中的BtA [®] 表示
	绕行率	1 km半径内,最短路径与直线距离的平均比值,以sDNA中的DivA [®] 表示

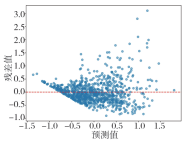
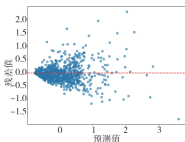
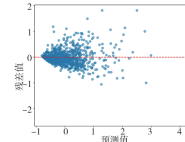
征捆绑(EFB)的新技术使得在面对大样本和多特征时,能在加快训练速度、降低复杂性的同时不损失准确率。

GOSS基本原理是从加快训练速度角度出发,以减少样本为目的,首先选取具有较大梯度的数据集A,然后在剩下的数据中随机抽样较小梯度的数据,生成数据集B,最终将A、B数据集合并,计算数据方差增益(variance gain)。EFB可以高效降低模型复杂程度。它的基本原理是通过对给定特征集进行相关性分析等方法,识别互斥特征并剔除冗余特征,提取出最具有代表性和区分度的特征子集。

2.3.2 可解释性机器学习算法 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 基本原理

机器学习是一种“黑盒”模型,即很难通过自身去解读预测结果背后的原因。SHAP是一个有代表性的机器学习解释方法,源于合作博弈论中Shapley值概念^[33]。SHAP值^④通过计算每个特征对模

表3 三类机器学习模型表现对比
Tab.3 Performance comparison of the three machine learning models

模型名称	传统线性回归	随机森林	梯度提升机器学习(LightGBM)
MAE	0.302 211	0.227 731	0.212 966
MSE	0.184 789	0.112 169	0.098 013
RMSE	0.429 870	0.334 976	0.313 070
R ²	0.594 264	0.753 695	0.794 780
残差图			

型预测的平均边际贡献总和,得出该特征对于预测结果的重要性^⑤。SHAP交互效应值则通过衡量每个特征对于不同特征组合下模型预测的平均贡献,解释特征之间的交互作用。

2.3.3 模型评估及交叉验证

分别使用线性回归、随机森林、LightGBM建立基于建成环境的街道活力

预测模型,然后根据准确率评估指标比较模型表现,确定最佳模型。3类模型对比结果如表3所示:LightGBM模型的R²最大,其余3个误差指标最小。相较于线性回归模型,LightGBM和随机森林模型的残差为围绕0值在整个拟合范围内呈现恒定均匀扩散的对称分布模式。因此,经过综合对比各模型性能指标,

LightGBM 在所有指标上均呈现更优异的表现。

为达到好的拟合精度、防止过拟合并提高泛化能力，通过在不同参数组合上进行K折交叉验证，选择最佳的模型参数，从而优化模型性能。根据不同模型在交叉验证中的性能表现绘制箱线图，结果如表4所示。表中显示4个模型评估指标的箱体和线段在每次迭代中相似且相对稳定。同时方差较小，置信区间窄，表明模型在每次迭代中性能变化较小，具备良好的稳定性和泛化能力。调参过程中，参考以往研究^[34]建议并根据交叉验证迭代过程中模型表现进行参数调优，选取R²最大时的参数，将学习速率(learning_rate)设为0.008，决策树数量(n_estimators)设为6000，叶子节点数(num_leaves)设为25。

3 研究发现

3.1 建成环境维度相对重要性

在不同维度对比上，“街道可达性”建成环境维度对街道活力影响最大，其次是“设计”“公共交通便利性”“密度”，而重要性最低的是“多样性”维度(图3)。贡献率最大的前5个指标分别是街道接近度、与最近地铁站距离、天空开敞度、建筑密度和绿视率。在同一维度上，5类建成环境维度内部要素的影响差异均较大，最明显的是“街道可达性”和“设计”，表现为前一或两位指标的贡献率占总体超50%。

具体地，街道接近度表示道路中心性和拓扑能力，其全局重要性最高证实了基于空间句法的街道高可达性往往更易催生活力的结论^[35]。进一步看，在“街道可达性”维度内部，街道接近度集聚活力的能力高于其他指标，呼应了街道接近度与雅各布斯提出的“第二经济活动(secondary activities)”相关性最高的说法^[36]。“公共交通便利性”中，与最近地铁站距离在图3右侧显示蓝色的延长线，而左侧则是红色短线，表明与地铁站距离较近会带来街道活力的急剧提升，但较远的地铁站不会以同样程度降低活力值。对于公交站点密度，大多数点弥散在SHAP值为0附近，说明该变量对大多数街道的活力没有影响。“密

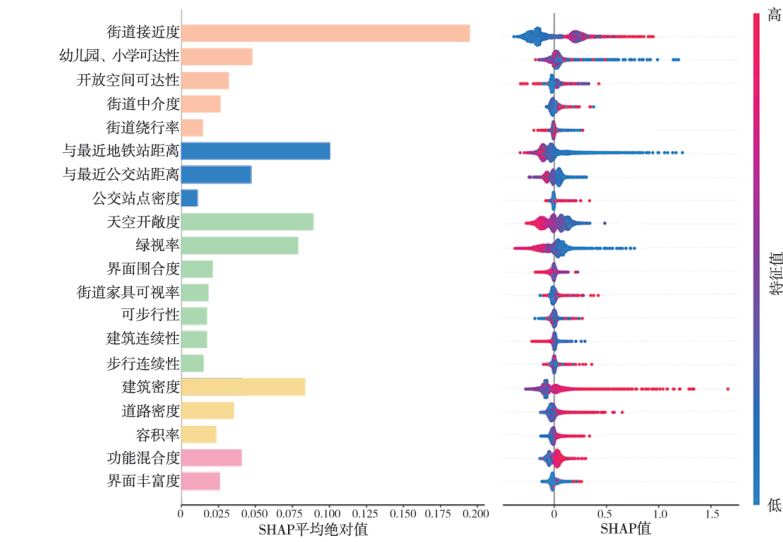
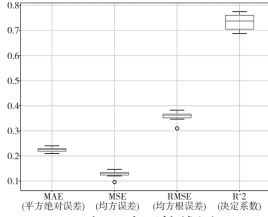


图3 建成环境指标的相对重要性
Fig.3 Relative importance of built environment indicators

表4 交叉验证模型结果
Tab.4 Results of cross-validation modeling

	评估指标	平均值	方差	置信区间
	MAE	0.2253	0.0098	0.22—0.23
	MSE	0.1288	0.0144	0.12—0.14
	RMSE	0.3583	0.0207	0.34—0.37
	R ²	0.7330	0.0327	0.71—0.75

度”维度中，建筑密度重要性远大于容积率，说明高建筑密度意味着更多面向街道的可进入空间，更能容纳各类街道活动，因此相比建筑垂直覆盖率，水平覆盖率更能激发活力。“多样性”维度整体上贡献率最低，这看似有悖于雅各布斯的“多样性”理论^[1]，但其一方面隐含了地域差异性即沈阳市街道功能混合度相对比其他指标还不足以显著促进街道活力，另一方面表明即便是功能丰富的街道中其他外部环境的消极作用依然会降低街道活力^[37]。

为进一步探讨自变量与因变量的非线性关系，在5个建成环境维度中均衡选取全局重要性较高的12个指标，具体见图4。

3.2 建成环境对街道活力的非线性影响和阈值效应

图4细致刻画了建成环境与街道活力非线性关系和阈值效应，图中加入拟

合曲线 (Locally Weighted Scatterplot Smoothing, LOWESS)^[38]以平滑散点图，曲线越陡，表示自变量的边际效应越高。

街道可达性维度中街道接近度呈3段式、街道中介度呈不规则“U”型、开放空间可达性呈先急剧上升后趋于平缓的影响趋势。街道接近度在约0—0.2范围内时，与街道活力负相关，可能因为此时道路为交通性干道。大约在0.20—0.35时，SHAP值急剧上升且与活力呈正相关。当大于0.35左右时，局部效应趋于稳定。街道中介度在低于50左右时，与街道活力正相关。这与以往结论^[11]有所差异，可能因为在居住社区或校园等大型组团内部，由于道路密度低且可达性不强，所以街道中介度较低，但同样能汇聚大量人流。

公共交通便利性维度中与最近地铁站距离和与最近公交站距离均呈现先陡坡向下后趋于平缓趋势。当最近地铁站距离超过1000 m，公交站超过500 m时

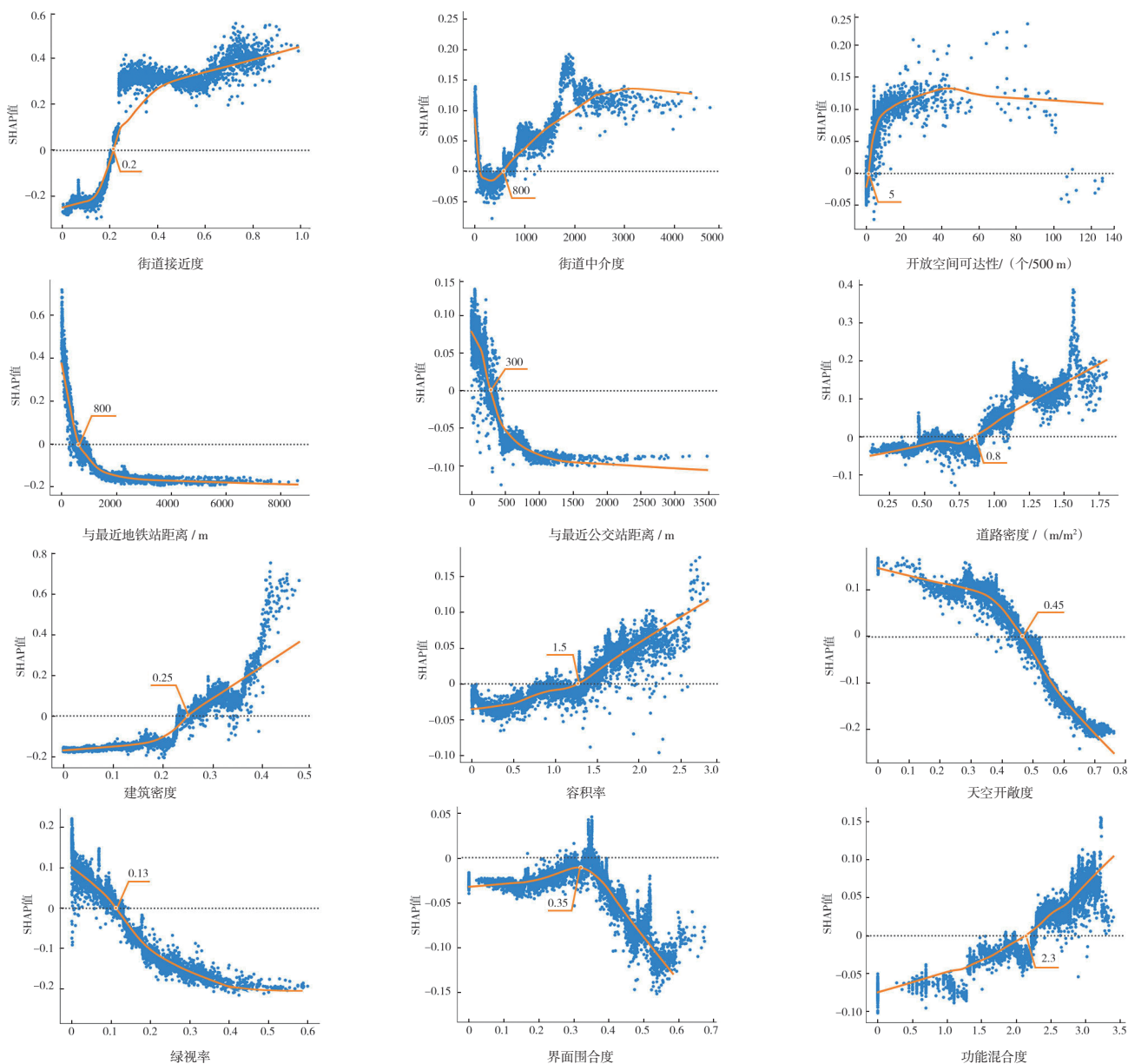


图4 建成环境指标对街道活力的非线性影响
Fig.4 Nonlinear impact of built environment on street vitality

局部效应由正转为负。然而,随着最近地铁距离达到约1500 m,最近公交站距离达到500 m,局部效应保持在最低值不变,即超过一定阈值,两者对街道活力的抑制作用将不会持续增长。

密度维度均整体呈上升趋势,表明密度与街道活力正相关。当道路密度小于约0.8 m/m²时,局部影响为负,说明过低的密度会阻碍活力形成。随着密度增加,局部影响转为正,宜于活力提升。扬·盖尔^[3]认为底层界面越活跃,街道公共空间活动强度越高,因而建筑密度对街道活力有显著影响,但建筑密度低于

约25%时会对街道活力产生消极作用。同样地,当容积率超过2.5时,曲线逐渐平缓,因为土地使用强度超过一定阈值会挤压开放空间从而抑制活力。

设计维度中,绿视率、天空开敞度与街道活力呈负相关,界面围合度为先促进后抑制。有研究^[39]指出高绿色可见度的街道可能意味着高品质街道环境,但并不一定能集聚人流活力。绿视率大于约15%时,抑制街道活力,因为过高的街道绿视率会因为缺乏必要的公共服务设施和街道功能而缺少其他的吸引力。天空开敞度与街道活力为显著负相关,

可能因为沈阳市街道普遍较宽且未利用退线空间,形成大量空旷无趣的街道空间不利于人群聚集。32%—35%的界面围合度最易产生高活力街道。

功能混合度呈现先大致上升后小幅度下降的趋势。功能混合度小于2.5左右时正向促进活力,大于3左右时局部效应开始下降。过高的设施混合度会使街道失去功能属性,可能造成较大交通量,抑制步行活动,从而不利于活力集聚。因此,增加功能混合度对于综合性街道的活力提升有限。这种非线性模式可以解释相关研究中功能混合度与城市活力

负相关且影响效果因城市活力表征指标以及城市区位而异的结论^[40]。

3.3 关键建成环境变量间交互效应

图5呈现两个自变量间的交互效应，图中X轴表示一个自变量，颜色表示与其有最强交互作用的另一个自变量大小，Y轴代表了两个自变量之间的SHAP交互效应值。

街道可达性与密度存在交互作用，其中街道接近度和建筑密度间的交互效应最强。两者为同向交互，即街道接近度与建筑密度均为低值时，加剧削弱街道活力。反之，则加强活力。但当街道接近度大于0.3左右时，随着建筑密度增加，街道活力基本保持不变，甚至略有降低。这暗示若要培育可达性较好地段的街道活力，提升建筑密度并不是高效选择。幼儿园、小学可达性和街道接近度彼此相斥，两者数值都处于低水平或高水平时，对活力产生负面作用。因此在幼儿园和小学附近营造较为封闭的交

通环境既可以保证行走安全，又有助于培育社会活力。距离最近地铁站距离和街道接近度的相互作用也呈现同样的效果。距离地铁站周围大约800 m内，提升街道接近度不利于吸引居民的社交活动，而功能混合度、可步行性等行人友好的指标对于营造有活力的地铁站域更重要。

设计维度中多个指标与建筑密度产生交互效应。天空开敞度和建筑密度对街道活力的作用相反，只有低于45%左右的天空开敞度和高建筑密度结合时，两者才为正向交互作用；建筑连续性大于0.05左右，建筑密度也大于约25%时，它们为消极的交互关系。因此，为避免土地资源浪费和街道活力提升应将两者匹配到合理范围内。

多样性与街道可达性维度产生交互效应。街道功能混合度与街道接近度均积极促进街道活力，但当功能混合度大于2左右时，高街道接近度会抑制街道活力。这与基于社区活力的结果类似^[41]，

在功能高度混合的地区提高街道可达性可能不会激发活力。建筑密度较低时，增加功能混合度对街道活力没有影响，当两者同时较高时才能产生正向交互效应。因此，当建筑密度不足时，提高建筑连续性比增加功能混合度对街道活力促进更有效。

3.4 街道建成环境对街道活力非线性影响与交互关系总结

已有文献^[15-16]探讨了建成环境对街道活力的非线性影响和建成环境组合特征的交互效应，本文以东北老工业中心城市沈阳为例提出如下新的观点。

3.4.1 街道可达性是促进街道活力的主导建成环境维度

与其他学者^[5, 16]的结论不同，本研究中对沈阳市街道活力贡献最大的建成环境维度是街道可达性，其中最重要的指标是街道接近度。地铁便捷度、天空开敞度、建筑密度是对街道活力贡献较大的3个变量。与基于深圳的研究^[42]类似，

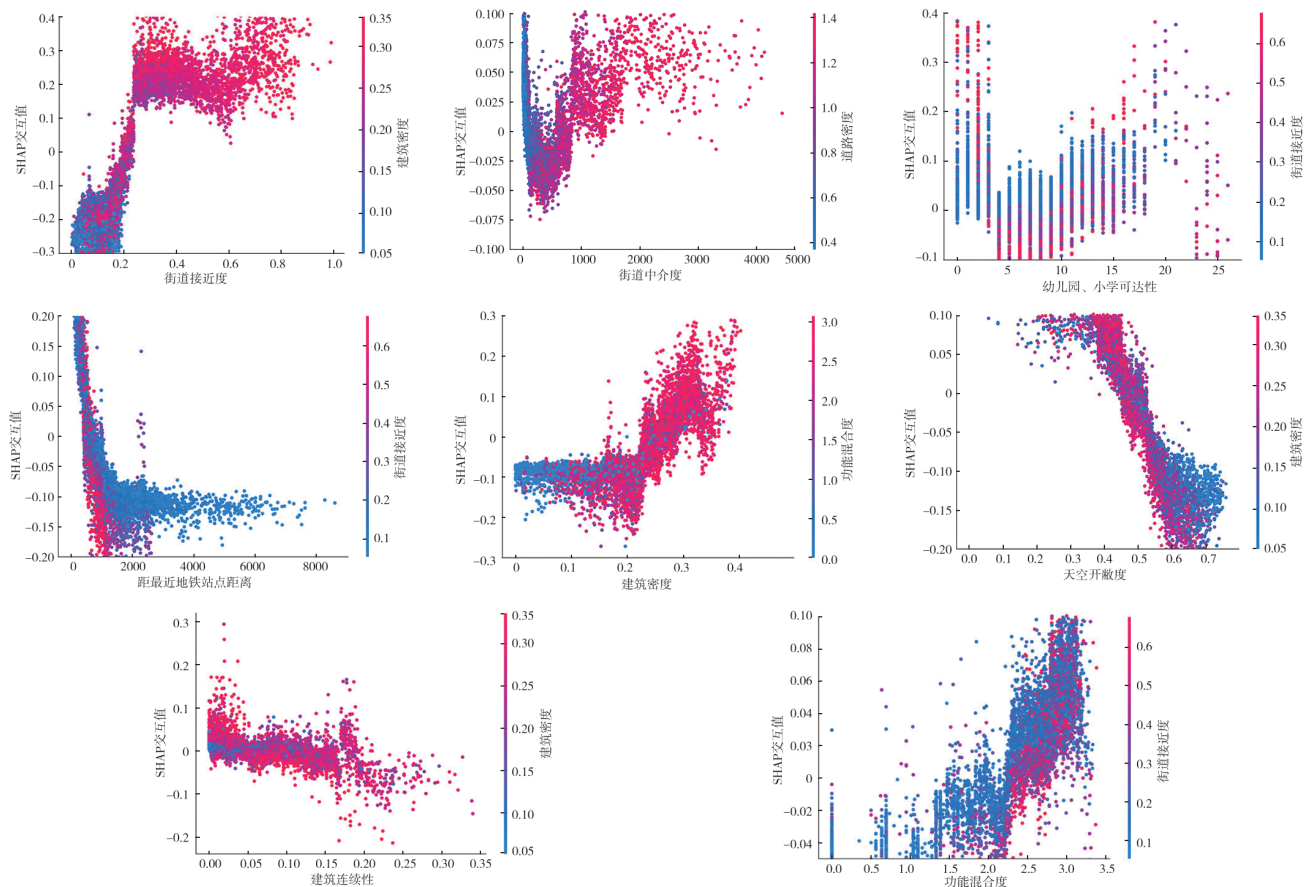


图5 建成环境指标对街道活力的交互效应

Fig.5 Interaction effects of built environment on street vitality

方便到达的地铁站比公交站更重要且公交站点密度的重要性最低,表明地铁已取代公交在激发活力上的地位。与其他对发达地区研究的结论^[12, 21]不同,在全部设计指标中,天空开敞度和绿视率对东北城市街道活力影响最大,且两者皆为抑制作用,因此在街道物质环境更新中应注重自然和人工要素的科学匹配,有必要将封闭单一的绿化带改为可观赏、可停留的开放式公共空间。借助这些可干预特征变量的优先级顺序,规划者可以更高效地提升街道活力。

3.4.2 建成环境的非线性效应可分为积极影响、消极影响和其他不规律影响

积极型指标超过临界值后边际递增效应逐渐降低,如街道接近度、功能混合度、开放空间可达性等。消极型指标为先促进后抑制,然后保持平稳,如绿视率、天空开敞度、与最近地铁和公交站点距离等。其他指标表现不规律影响趋势,需要精准调控阈值区间,如街道中介度、界面围合度等;针对其他大城市的研究^[15-16, 43]揭示密度并非越大越好,积极指标建筑密度、道路密度、容积率

随着值增加到相应阈值,边际递增效应先增加后降低,随后产生边际递减效应,而本文未观察到此阈值出现,由此推断密度指标对沈阳市城市街道活力仍有较大提升空间。

3.4.3 不同维度环境要素间存在交互作用,且街道接近度与建筑密度在交互中处主导地位

建成环境指标之间存在交互效应,需准确识别作用区间和交互效应值。在阈值区间内,街道接近度与建筑密度联合会加强活力集聚;低建筑密度会抑制街道功能多样性的效应;低建筑密度与高天空开敞度结合加剧降低街道活力;建筑密度和建筑连续性均为低值或高值时,产生负向交互;高街道接近度促进活力,但与低功能混合度、距离过近的地铁站点交互会削弱街道活力。综上,街道接近度与建筑密度可加强或削弱其他要素的影响,在交互中一般处于主导地位。

4 规划建议

本文以建成环境变量局部效应的相似模式分类解析街道活力的影响机制,并据此提出有针对性的规划建议。具体采用层次聚类法并使用SHAP值作为聚类标准,规划建议统筹考虑变量的非线性影响和变量间交互效应值,推断提升街道活力的关键要素,助力东北城市空间资源的有效配置。

4.1 街道活力类型形成机制

结果如图6所示,共形成4种街道活力类型,分别是高活力—密度驱动型、高活力—交通便捷型、低活力—设计欠佳型、低活力—综合不足型,依次占比13%、25%、18%、44%。图6中红蓝条带图代表街道活力的局部影响效应,其中,红色代表积极变量,蓝色代表消极变量,红蓝条交界处是街道活力预测值。

具体地,高活力—密度驱动型街道是活力预测值最高而数量最少的街道类型,仅分布于沈阳二环内核心成熟地段,典型片区为沈河区盛京皇城城区。对活力

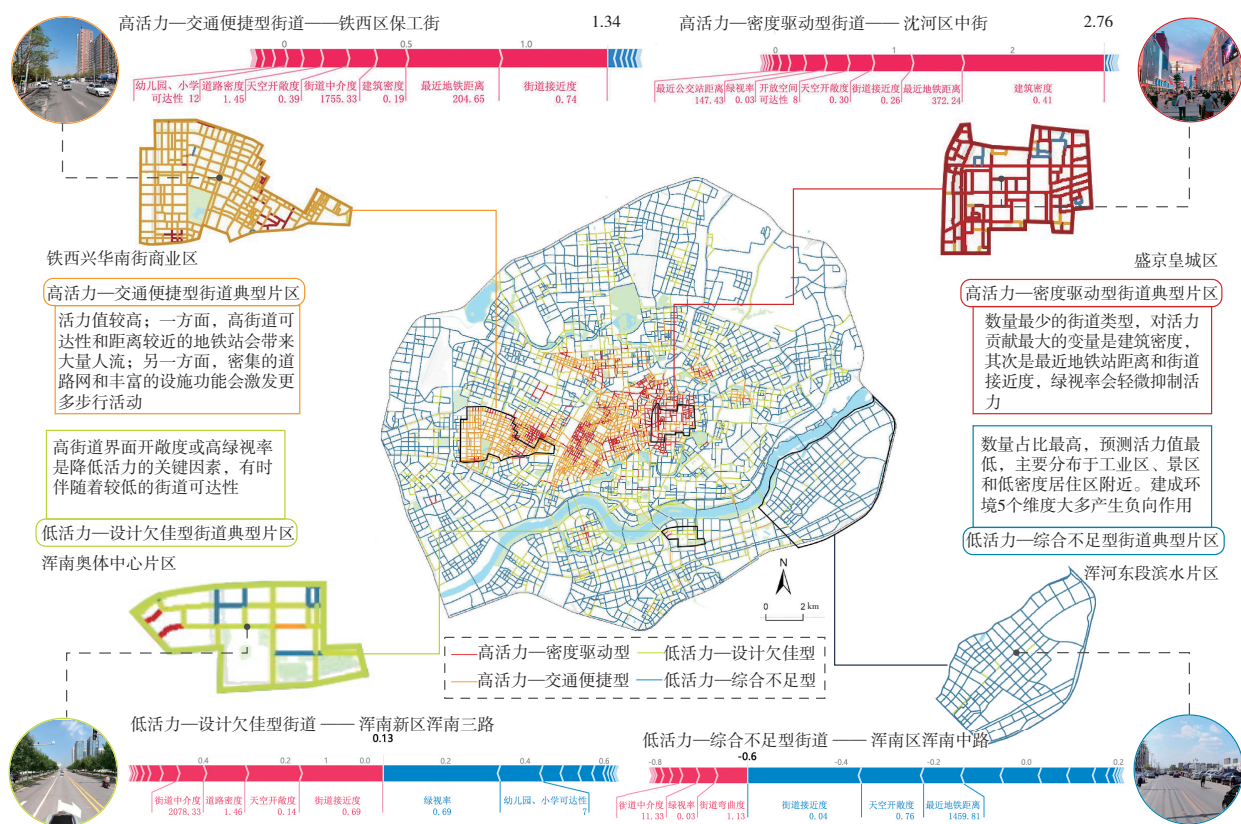


图6 街道活力类型空间分布及代表案例
Fig.6 Spatial distribution of street vitality types and representative cases

正向贡献最大的变量是建筑密度，其次是最近地铁站距离和街道接近度，40%左右适宜的建筑密度和500 m内地铁站点可供性的结合能指数式提高街道活力值。相反，绿视率会轻微抑制活力；高活力—交通便捷型呈团状集聚于沈阳各老城区内，其中一个典型片区为铁西区兴华南街商业区，街道活力值较高。一方面，高街道可达性（街道接近度和中介度）和距离较近的地铁站会带来大量人流；另一方面，密集的道路网和丰富的设施功能会激发更多步行活动。低活力—设计欠佳型主要分布于二、三环中间地带，典型分布片区为浑南奥体中心片区。高街道界面开敞度或高绿视率是降低活力的关键因素，有时伴随着较低的街道可达性。低活力—综合不足型街道数量占比最高，预测活力值最低，主要分布于工业区、景区和低密度居住区附近，比如浑河东段滨水片区。建成环境5个维度大多产生负向作用，高天空开敞度、低街道接近度和较远的最近地铁站点距离是降低活力值的主要原因。

4.2 规划建议

根据上述街道活力类型形成机制分析，低活力—设计欠佳型和低活力—综合不足型街道活力值较低，因此规划调整应优先考虑这些区域。从精细化城市设计角度着手，提出以下面向街道活力提升的建成环境优化建议：

第一，低活力—设计欠佳型街道应侧重设计和密度指标的合理匹配。仅从交通维度满足道路通行功能的设计理念是造成这类街道空间活力不足的主要原因，规划应从如何吸引人流驻足角度展开，如通过扩大沿街招牌面积，增加街道标识、街道家具、铺设人行道等设计方式降低绿视率或天空开敞度。还应该注意业态类型的多元扩展，丰富的功能有利于激发低层建筑界面活力。同时可适度提高建筑密度协同提升活力。

第二，低活力—综合不足型街道各维度正向贡献率均不足，应该根据街道区位和影响因素的局部效应值大小有序干预。如浑南中路（图6）地处城市东郊，天空开敞度负效应较大，但针对这类街道的规划策略应优先考虑提高公共交通可供性，因为在街道可达性不高的

情况下，加大公共交通设施供给是集聚人流最迫切的方式^[44]。同时浑南中路周边用地功能单一，应合理提升功能混合度吸引更多人群。

第三，高活力—交通便捷型街道应充分利用快捷可达的交通便利性，进一步培育以公共交通为导向（TOD）的区域活力，提高TOD周边公交站点覆盖率和慢行空间连续性，创造建筑和街道空间紧密连接的城市形态，高质量提升街道活力。

第四，高活力—密度驱动型街道应在保持优势条件下，在未来的街道更新与管理时，应当更加关注细节和人的感受^[45]，根据实际情况确定优化与引导的街道要素类型，编制街道设计导则，以改善交通微循环、提高步行安全性、挖掘历史文化内涵等策略引导空间向更为以人为本化方向发展，进而提升街道魅力。

注释

- ① 第一，人流聚散活力的计算方法：参考已有文献^[23]，将在百度慧眼接口获取的150 m×150 m非连续矢量点数据采用核密度估计法转化成连续空间上的人流密度分布值，然后与街道两侧15 m缓冲区相交计算核密度加权平均值，进而得出街道人流聚散活力。第二，活动设施活力的计算方法：街道55 m缓冲区内POI数量与街道单元长度比值。第三，网络感知活力的计算方法：街道55 m缓冲区内所有商户所获得的大众点评数量总和与商户数量和街道单元长度乘积的比值。
- ② 详见网站：<https://sdna.cardiff.ac.uk>。
- ③ GBDT使用加法模型和前向分步算法，以一系列的单颗决策树累计而来，且每轮迭代均通过不断拟合之前的残差提高结果精度，核心算法如下：
 $f_M(x)$ 设为M次迭代后一系列决策树累加而成的街道活力预测模型：

$$f_M(x) = \sum_{m=1}^M f_m(x) = \sum_{m=1}^M h_m(x; a_m) \quad (1)$$

式中， $h_m(x; a_m)$ 表示第m棵决策树， a_m 表示决策树参数。

以损失函数计算每一轮迭代模型预测值和真实值的残差，公式：

$$L(y, f_m(x)) = \sum_{i=1}^N (f_m(x_i) - y_i)^2 \quad (2)$$

根据前向分布算法，第m次迭代的提升树为：

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + h_m(x; a_m), m=1, 2, 3, \dots, M \quad (3)$$

式中， $f_m(x)$ 是下轮迭代模型， $f_{m-1}(x)$ 是当前迭代模型， a_m 是使决策树的损失函数最小化的参数。

将计算结果更新至街道活力模型 $f(x)$ ，为避免模型过拟合问题，通过参数学习率 ξ 以控制每一个决策树的贡献率，最终街道活力预测模型为：

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \xi \cdot h_m(x; a_m) \quad (4)$$

④ SHAP值计算公式：

$$\Phi_i = \sum_{S \in \mathcal{N} \setminus \{i\}} \frac{|S|!(p - |S| - 1)!}{M!} [f_x(S \cup \{i\}) - f_x(S)] \quad (5)$$

式中， N 为训练集中所有特征集合， S 为子集， $f_x(S)$ 是 S 集合下模型输出值， $f_x(S \cup \{i\})$ 是加上特征 i 模型的输出值， p 是特征数量， x 是特征值。

⑤ SHAP模型预测公式：

$$f(x) = g(z') = \phi_0 + \sum_{j=1}^M \phi_j z'_j \quad (6)$$

式中， $f(x)$ 表示街道活力预测值， $z'_j \in \{0, 1\}^M$ 表示相应特征是否存在于决策路径中， M 是输入特征的数量， ϕ_0 是常数， ϕ_j 是特征 j 的SHAP值。

参考文献

- [1] JACOBS J. The death and life of American cities[M]. New York: Random House, 1961.
- [2] MONTGOMER J. Making a city: urbanity, vitality and urban design[J]. Journal of Urban Design 3.1 (1998): 93-116.
- [3] 扬·盖尔. 交往与空间 [M]. 第4版. 何人可, 译. 北京: 中国建筑工业出版社, 2009.
- [4] BARTHEL D, ZIJDERVELD A C. A theory of urbanity: the economic and civic culture of cities[J]. Contemporary Sociology, 1999, 28(1):82.
- [5] JIANG Y H, HAN Y, LIU M Y, et al. Street vitality and built environment features: a data-informed approach from fourteen Chinese cities[J]. Sustainable Cities and Society, 2022 (79): 103724.
- [6] 钮心毅, 林诗佳. 城市规划研究中的时空大数据: 技术演进、研究议题与前沿趋势[J]. 城市规划学刊, 2022(6): 50-57.
- [7] 张晓春, 邵源, 安健, 等. 数据驱动的活动规划技术体系构建与实践探索: 以深圳市福田区街道品质提升为例[J]. 城市规划学刊, 2021(5): 49-57.
- [8] MARCO D N, JACOPO S, ROBERTO L, et al. The death and life of great Italian

- cities: a mobile phone data perspective[J]. Social Science Electronic Publishing, 2016 (11-15): 413-423.
- [9] YE Y, LI D, LIU X J. How block density and typology affect urban vitality: an exploratory analysis in Shenzhen, China[J]. Urban Geography, 2017, 39: 1-22.
- [10] 龙瀛, 周垠. 街道活力的量化评价及影响因素分析: 以成都为例[J]. 新建筑, 2016 (1): 52-57.
- [11] 车冠琼, 仇保兴, 杨滔. 街道网络结构与土地利用布局对人流分布的影响[J]. 西部人居环境学刊, 2021, 36(2): 87-94.
- [12] 司睿, 林姚宇, 肖作鹏, 等. 基于街景数据的建成环境与街道活力时空分析: 以深圳福田区为例[J]. 地理科学, 2021, 41(9): 1536-1545.
- [13] 徐磊青, 康琦. 商业街的空间与界面特征对步行者停留活动的影响: 以上海市南京西路为例[J]. 城市规划学刊, 2014(3): 104-111.
- [14] YANG J W, CAO J, ZHOU Y F. Elaborating non-linear associations and synergies of subway access and land uses with urban vitality in Shenzhen[J]. Transportation Research. Part A, Policy and Practice, 2021, 144: 74-88.
- [15] 汪成刚, 王波, 王琪智, 等. 城市活力与建成环境的非线性关系和阈值效应研究: 以广州市中心城区为例[J]. 地理科学进展, 2023, 42(1): 79-88.
- [16] HAN Y, QIN C P, XIAO L Z, et al. The nonlinear relationships between built environment features and urban street vitality: a data-driven exploration[J]. Environment and Planning. B, Urban Analytics and City Science (2023): 239980832311729.
- [17] 吴莞姝, 马子迎, 郭金函, 等. 建成环境对街道活力的非线性效应: 基于XGBoost模型的多源大数据分析[J]. 中国园林, 2022, 38 (12): 82-87.
- [18] 单瑞琦, 张松. 历史建成环境更新活力评价及再生策略探讨: 以上海田子坊、新天地和豫园旅游商城为例[J]. 城市规划学刊, 2021(2): 79-86.
- [19] YOSHINOBU A. The aesthetic townscape[M]. The MIT Press, 1984.
- [20] MARCUS L. Spatial capital: a proposal for an extension of space syntax into a more general urban morphology[J]. The Journal of Space Syntax, 2010.
- [21] XIAO L Z, LO S, LIU J, et al. Nonlinear and synergistic effects of TOD on urban vibrancy: applying local explanations for gradient boosting decision tree[J]. Sustainable Cities and Society, 2021, 72: 103063.
- [22] KARACA-MANDIC P, NORTON E C, DOWD B. Interaction terms in nonlinear models[J]. HSR: Health Services Research, 2012, 47: 255-74.
- [23] 杨鸿海, 李彬, 杨喜平. 西宁市居民工作日和休息日时空活动差异研究[J]. 地理与地理信息科学, 2022, 38(1): 57-62.
- [24] 闵忠荣, 丁帆. 基于百度热力图的街道活力时空分布特征分析: 以江西省南昌市历史城区为例[J]. 城市发展研究, 2020, 27 (2): 31-36.
- [25] 朱婷婷, 涂伟, 乐阳, 等. 利用地理标签数据感知城市活力[J]. 测绘学报, 2020, 49 (3): 365-374.
- [26] MONTGOMER J. Urban vitality and the culture of cities[J]. Planning Practice and Research, 1995, 10: 101-110.
- [27] HUANG B, ZHOU Y, LI Z, et al. Evaluating and characterizing urban vibrancy using spatial big data: Shanghai as a case study [J]. Environment and Planning. B, Urban Analytics and City Science, 2020, 47: 1543-559.
- [28] CERVERO R. Vehicle trip reduction impacts of transit-oriented housing[J]. Journal of Public Transportation, 2008, 11(3): 1-17.
- [29] EWING R, TIAN G, GOATES J P, et al. Varying influences of the built environment on household travel in 15 diverse regions of the United States[J]. Urban Studies, 2015, 52: 2330-2348.
- [30] ZHANG L Z, YE Y, ZENG W, et al. A systematic measurement of street quality through multi-sourced urban data: a human-oriented analysis[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019, 16(10): 782.
- [31] 宋小冬, 陶颖, 潘洁雯, 等. 城市街道网络分析方法比较研究: 以Space Syntax、sDNA和UNA为例[J]. 城市规划学刊, 2020 (2): 19-24.
- [32] KE G L. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[C]. Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc. 2017.
- [33] LUNDBERG S, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions [C]. Nips, 2017.
- [34] ZHANG W J, LU D M, ZHAO Y J, et al. Incorporating polycentric development and neighborhood life-circle planning for reducing driving in Beijing: nonlinear and threshold analysis[J]. Cities, 2022, 121: 103488.
- [35] STAVROULAKI G, BOLIN D, PONT M B, et al. Statistical modelling and analysis of big data on pedestrian movement[C]. 12th International Space Syntax Symposium, 2019.
- [36] PORTA S, LATOUR V, WANG F, et al. Street centrality and the location of economic activities in Barcelona[J]. Urban Studies, 2012, 49(7): 1471-1488.
- [37] 吴莞姝, 钮心毅. 建成环境功能多样性对街道活力的影响研究: 以上海市南京西路为例[J]. 南方建筑, 2019(2): 81-86.
- [38] CLEVELAND, WILLIAM S. Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots[J]. Journal of the American Statistical Association, 1979, 74(368): 829-36.
- [39] TONG M, SHE J, TAN J, et al. Evaluating street greenery by multiple indicators using street-level imagery and satellite images: a case study in Nanjing, China[J]. Forests, 2020, 11(12): 1347.
- [40] TU W, ZHU T, XIA J, et al. Portraying spatial dynamics of urban vibrancy using multisource urban big data: a comparative study in Shenzhen[J]. Computers Environment and Urban Systems, 2019, 80: 101428.
- [41] NIU N, LI L, XIAO J L, et al. The structural dimensions and community vibrancy: an exploratory analysis in Guangzhou, China[J]. Cities, 2022, 127(8): 103771.
- [42] ZHOU J P, YANG Y L. Transit-based accessibility and urban development: an exploratory study of Shenzhen based on big data[J]. Cities, 2021, 110(3): 102990.
- [43] 潘海啸, 刘冰. 关于“小街区”规划设计的几点探讨[J]. 城市规划学刊, 2019(S1): 220-226.
- [44] 黄晶, 王磊, 贾新锋, 等. 公交友好导向下的步行路径选择评价与街道空间优化[J]. 城市规划学刊, 2021(2): 87-93.
- [45] 奚婷霞, 匡晓明, 朱弋宇, 等. 基于人感知维度的街道更新设计引导探索: 以上海市静安区彭浦镇美丽街区更新改造为例[J]. 城市规划学刊, 2019(S1): 168-176.

修回: 2023-09