许沉风，王小斐，杨潇海，胡一可．地理加权视角下街道活力度视觉感知驱动机制分析[J]．风景园林，2026，33（4）：121-131．

地理加权视角下街道活力度视觉感知驱动机制分析

许沉风　王小斐　杨潇海　胡一可*

摘要：【目的】本研究旨在科学揭示城市街道活力度视觉感知驱动机制的空间异质性，为街道规划与管理提供精细化依据。【方法】以天津市内六区为例，首先，通过百度地图开放平台爬取2013—2020年的街景图像，利用ResNet50模型预测活力度视觉感知概率；其次，采用DeepLab V3+模型分割出街景图像中的不同视觉要素，并通过地理加权主成分分析模型将各类要素降维成6个主成分（PC1~PC6）；最后，运用地理加权随机森林模型探讨不同主成分对活力度视觉感知的驱动机制。【结果】1）2013—2020年，天津市内六区的活力度视觉感知呈现“中心高-边缘低”的梯度特征，且中心区域活力度整体呈现上升趋势，而边缘区域则略微波动下降；2）PC1~PC6在各年份的影响程度呈现“中心低-边缘高”的梯度特征，且东北区域普遍高于西南区域；3）中心区域的核心驱动主成分主要为PC6，外围区域则由PC1和PC3以局部聚集的形式交织主导。【结论】基于地理加权视角的分析方法，能够有效揭示街道活力度视觉感知驱动机制的空间异质性特征。

关键词：街道活力；视觉感知；街景图像；地理加权主成分分析；地理加权随机森林

基金项目：国家自然科学基金重点项目“基于中华语境‘建筑—人—环境’融贯机制的当代营建体系重构研究”（编号52038007）

中图分类号：TU984.2　　**文章编号：**1673-1530(2026)04-0121-11　　**收稿日期：**2025-06-13

文献标识码：A　　**DOI：**10.3724/j.fjyl.LA20250349　　**修回日期：**2026-01-22

文章亮点：

1、基于2013—2020年大规模时间序列街景图像，通过深度学习模型精准预测街道活力度视觉感知，并开展跨年份的纵向对比，量化并揭示城市街道活力度的时序演变规律。

2、利用地理加权主成分分析模型，在影响因素降维过程中更科学地识别空间异质性条件下的核心驱动主成分。

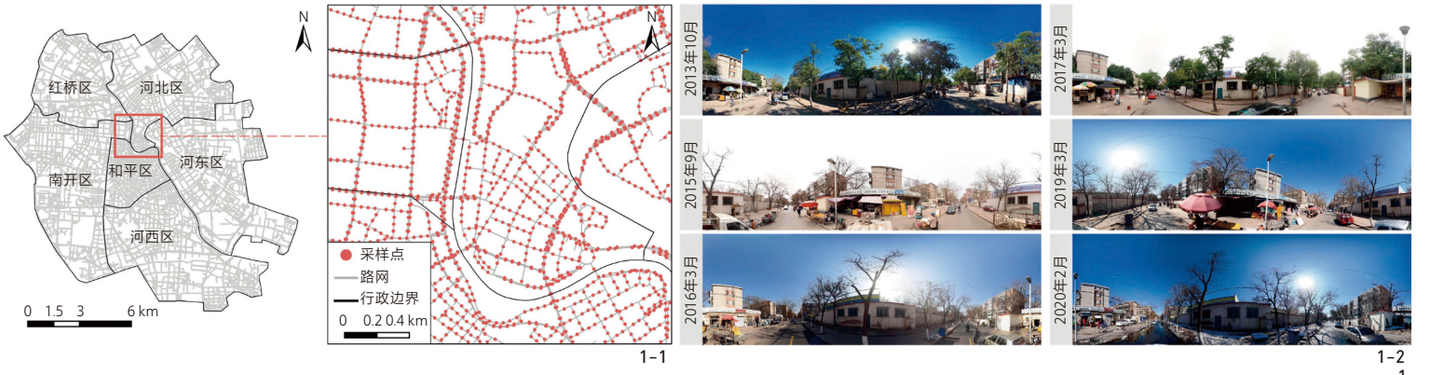
3、通过地理加权随机森林模型，刻画街道活力度视觉感知的非线性驱动机制及其空间异质性，定量揭示不同主成分影响程度的空间分异格局，为街道更新策略提供精细化依据。

作为城市公共空间的重要组成部分，充满活力的街道对于提高公众生活质量、促进社交活动、激发消费需求以及丰富文化氛围具有至关重要的作用[1-2]。然而，随着城市化进程的推进，部分街道的活力度面临逐渐退化的挑战，既削弱了城市公共空间的吸引力与体验感，也对城市的经济社会发展产生了深远的负面影响[3-4]。在这一背景下，如何构建有效的评估框架并提出可操作的提升路径，以系统提升城市街道活力度，已成为当前城市空间治理与更新研究领域中的核心议题之一[5]。

当前，街道活力度的测度内容与方法呈现多元化特征。传统研究通常基于空间观察法[6]、问卷调查法[7]和行为地图法[8]等方法评估街道的社会经济活跃程度。随着多源大数据的普及，百度热力图[9]、兴趣点（point of interest, POI）[10]和手机信令[11-12]等数据能够有效捕捉人群活动密度、功能设施分布与人群移动轨迹，已成为街道活力分析的重要依据。然而，街道活力的感知并非完全由宏观统计数据决定，而是深受个体差异和情境变化影响的复杂视觉过程[13]。因此，近年来基于街景图像的街道视觉感知研究逐渐成为城市空间分析的重要途径。通过呈现街道空间的建成环境，能够在视觉层面触发个体对街道活力的感知反应，从而为城市空间活力的测度提供新的可能[14]。然而，现有研究普遍忽视了时间维度的街道活力度差异，难以全面呈现街道活力的动态演变趋势，进而可能导致最终的策略制定与现实情况存在偏差[15]。因此，如何在深入分析街道客观环境特征的同时，融入视觉感知的时间变化对比，已成为亟须探索的重要研究方向。

街道活力度的影响因素大致可分为两大类：一类为建筑、植物、道路等建成环境要素，另一类为功能混合度、交通可达性等社会经济因素[16]。活力度与影响因素之间的分析方法通常为多元线性回归（multiple linear regression, MLR）[17]、地理加权回归（geographically weighted regression, GWR）[18]、多尺度地理加权回归（multiscale geographically weighted regression, MGWR）[19]和时空地理加权回归（geographically and temporally weighted regression, GTWR）[20]等传统回归模型，以及极端梯度提升（xtreme gradient boosting, XGBoost）[21]和随机森林（random forest, RF）[22]等新型机器学习模型。传统回归模型在一定程度上能够解释变量间的线性关系，但难以充分揭示多因素交互下的复杂非线性特征[23]；新型机器学习模型虽在非线性关系建模方面具有较强优势，但未能考虑地理空间层面的异质性特征。此外，当自变量数量较多且变量间存在高度相关性时，易引发多重共线性问题，进而削弱最终结果的解释力。为此，线性判别分析（linear discriminant analysis, LDA）[24]与主成分分析（principal component analysis, PCA）[25-27]等方法被广泛应用于街道活力度影响因素的降维中。此类方法通过提取数据的潜在结构特征，能够为后续分析提供更加简洁的输入特征，但同样未能纳入空间异质性的考量。事实上，街道活力度与地理位置紧密相关，呈现显著的空间非平稳性。在忽视空间异质性

©Beijing *Landscape Architecture* Journal Periodical Office Co., Ltd. Published by *Landscape Architecture* Journal. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.



1 采样点分布（1-1）与街景图像示例（1-2）
Sampling point distribution (1-1) and street view image examples (1-2)

表1 不同年份街景图像采集数量统计
Tab. 1 Statistics of street view image acquisition quantities in different years

年份	街景图像采集数量
2013	20 760
2014	79
2015	15 766
2016	16 703
2017	21 119
2018	0
2019	22 947
2020	16 107
2021	48
2022	22

的情形下，降维结果可能掩盖局部区域的特征差异。因此，如何在降维分析中有效地引入地理空间的异质性分析方法，并结合非线性建模揭示多因素间的复杂交互作用，已成为科学揭示街道活力度驱动机制的重要研究方向。

基于上述背景，本研究以天津市内六区为实证对象，旨在结合2013—2020年长时序街景图像数据与图像分割技术，构建并应用优化后的新型地理加权降维模型与驱动机制分析模型，识别并分析各区域驱动因素在年份演变与空间分布上的差异，以期为揭示街道活力度视觉感知的驱动机制提供新的研究视角，推动相关领域的深入探索与实践应用。

1 区域概况与数据来源

1.1 区域概况

天津市位于中国华北地区，是四大直辖市之一，同时也是中国的中心城市和超大城市。全市共下辖16个行政区，包括市内六区，环城四区、远郊五县和滨海新区。其中，市内六区（简称市区）为河西区、南开区、和平区、河东区、河北区以及红桥区。2013—2020年，市区经济社会发展显著加快，城市街道形态与风貌发生了深刻变化，且相关街景图像数据保存较为完整。因此，选择市区作为研究区域，具有较高的典型性和代表性。

1.2 数据来源

1.2.1 街道路网

从开放街道地图（open street map, OSM）平台获取街道路网数据，作为后续街景图像爬取的基础[28]。OSM数据具有较高的定位精度和完善的拓扑结构，包含道路的名称、等级、经纬度等基本空间信息，为街道研究提供了可靠的数据支持。

1.2.2 街景图像

基于Python 3.9.13环境的爬虫代码与百度地图开放平台的应用程序编程接口（application programming interface, API），在路网上随机生成并导出以50 m为间隔的采样点，在各采样点自动爬取2013—2022年各年份可获取的全景视角街景图像（图1）。

在各采样点抓取各年份的街景图像后可知（表1），图像拍摄时间涵盖2013—2022年，但个别年份的样本量偏少。综合图像数量及有效采样点的空间分布范围，最终选取2013、2015、2016、2017、2019和2020年共6个时间节点的街景图像数据作为分析样本。

2 研究方法

本研究的整体框架首先基于Place Pulse 2.0数据集的街景图像训练ResNet50模型，输入已爬取的2013—2020年6个时间节点的市区街景图像，预测街道活力度视觉感知概率（0~100%）；其次，基于Cityscapes开源数据集预训练的DeepLab V3+语义分割模型，将市区街景图像分割出车行道、人行道与建筑物等19类视觉要素，并通过地理加权主成分分析（geographically weighted principal component analysis, GWPCA）模型对各类街道视觉要素进行降维；最后采用地理加权随机森林（geographically weighted random forest, GWRF）模型揭示活力度视觉感知驱动机制的空间异质性特征（图2）。

2.1 感知预测

在Python 3.9.13环境基于Place Pulse 2.0数据集的街景图像来训练ResNet50模型，并输入市区街景图像预测街道活力度视觉感知概率（0~100%）。Place Pulse 2.0数据集由麻省理工学院媒体实验室构建，基于Microsoft TrueSkill算法，对配对的图像进行胜负比较，并据此判定获胜图像在哪一视觉感知维度（如活力度、安全度、幸福度等）上的得分更高。

其中，“活力度”反映人们对街道空间“是否具有人气、动态感和生活气息”的直觉判断，体现的是视觉刺激引发的视觉感知

反应。

2.1.1 数据处理

将 Place Pulse 2.0 数据集中关于“活力度”的成对比较结果转换为 Q 评分（即活力度视觉感知评分）。在此基础上，剔除具有中间 Q 评分的图像，并将剩余图像标记为正面和负面，以分配二分类标签。计算式

$$W_i = w_i / (w_i + l_i + t_i),$$

$$L_i = l_i / (w_i + l_i + t_i),$$

$$Q_i = \frac{10}{3}\left(W_i + \frac{1}{w_i}\sum_{j_1=1}^{w_i} W_{j_1} - \frac{1}{l_i}\sum_{j_2=1}^{l_i} L_{j_2} + 1\right)。$$

式中：W_i 和 L_i 分别为第 i 张图像赢或输于其配对图像的概率；w_i、l_i 和 t_i 分别为第 i 张图像赢、输或等于其配对图像的次数；Q_i 为第 i 张图像的 Q 评分，分值为 0~10；j_1 和 j_2 分别为赢或输于第 i 张图像的图像。

$$Q_{high} = \overline{Q} + \sigma,$$

$$Q_{low} = \overline{Q} - \sigma。$$

式中，$\overline{Q}$ 表示所有图像的平均 Q 评分，σ 表示标准差，Q_{high} 和 Q_{low} 分别表示高分位组与低分位组的评分。Q 评分高于 Q_{high} 或低于 Q_{low} 的图像分别被标记为正面或负面。最后，将图像随机划分为训练数据集和测试数据集，比例为 4∶1。在此基础上，将预测的活力度视觉感知概率（0~100%）按照 20.00% 的等距区间划分为极低、较低、中等、较高和极高 5 个等级。

2.1.2 模型训练

将市区街景图像输入 ResNet50 模型进行训练，以预测活力度视觉感知的概率。具体而言，采用具有 50 层深度的 ResNet 模型作为预设架构，并通过分类交叉熵损失（L_c）和分类准确率（A_{cc}）比较每次迭代过程中的预测值与真实值。最终，ResNet50 模型训练集的 L_c 由 0.71 逐步下降至 0.02，而 A_{cc} 则从 0.37 稳步上升至 0.94；测试集的 L_c 由 0.66 降至 0.07，而 A_{cc} 则由 0.42 提升至 0.93，均表明模型性能较好。随后，运用 Getis-Ord Gi*冷热点分析对活力度的预测值进行空间自相关分析，以识别具有统计学显著性的高值聚类和低值聚类。

2.2 语义分割

在 Python 3.9.13 环境，部署基于 Cityscapes 开源数据集预训练的 DeepLab V3+ 图像语义分割模型，并运用网格搜索算法进行参数调优，分割精度达到 85.14%。DeepLab V3+模型在经典 DeepLab V3 模型的基础上，创新整合解码器组件，构建了高效的编码-解码框架，能够在保持运算效率的前提下准确识别复杂场景中各类物体的几何轮廓。Cityscapes 数据集包含道路、车辆、植被等 30 余类街景要素的精细标注。最终分割出 19 类要素，分别标记为 X1（车行道）、X2（人行道）、X3（建筑物）、X4（墙体）、X5（围栏）、X6（杆体）、X7（交通信号灯）、X8（交通标识牌）、X9（植被）、X10（地形）、X11（天空）、X12（步行者）、X13（骑行者）、X14（小汽车）、X15（货车）、X16（公交车）、X17（列车）、X18（摩托车）与 X19（自行车）。



2

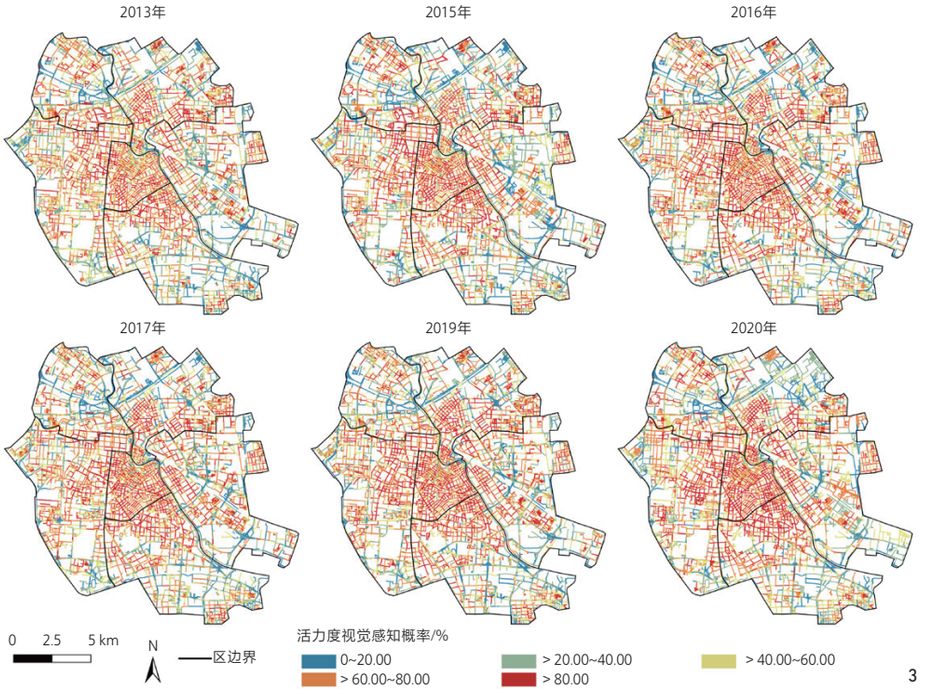
2 研究框架
Research framework

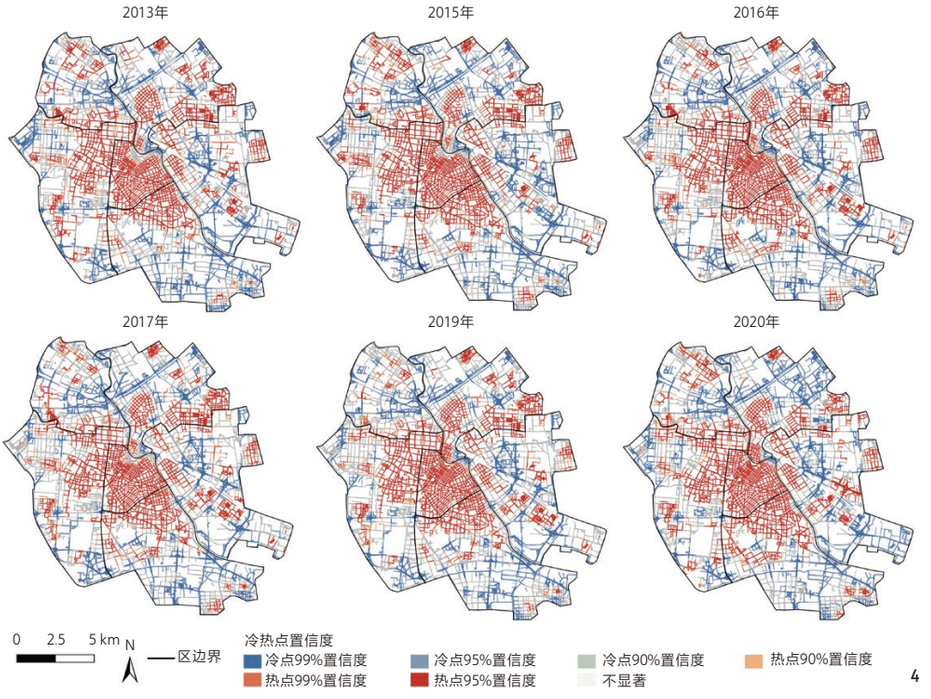
2.3 数据降维

引入 R 语言 GWmodel 包中的 GWPCA 模型，对各类街道视觉要素进行降维。具体而言，采用自适应核函数动态调整邻域大小，并通过带宽（bandwidth, BW）搜索过程，即 $B_{W,\ min}$（带宽最小值）=100、$B_{W,\ max}$（带宽最大值）=2 000、步长=20，来确定最优邻域规模参数。GWPCA 模型在传统 PCA 模型基础上将变量间地理位置的交互影响纳入计算过程，并通过不同地点的地理加权均值、方差及协方差的计算，得到最终计算结果[29]，有效地揭示了多源数据中的空间异质性特征[30]。在此基础上，根据方差累积值，提取出前 6 个主成分 PC1~PC6。由于 PC1~PC6 的核心荷载在不同地理空间上均存在差异，且呈现零散分布状态，因此，采用空间统计方法对各采样点的核心荷载进行系统分析，并依据其空间分布频率，选取频率最高的 3 类荷载来表征各主成分的典型特征。

2.4 驱动分析

引入 R 语言 SpatialIML 包中的 GWRF 模型以揭示活力度视觉感知驱动机制的空间异质性特征。具体而言，采用自适应核函数动态调整邻域大小，并通过带宽搜索过程，即 $B_{W,\ min}$=100、$B_{W,\ max}$=2 000、步长=20，来确定最优邻域规模参数。同时，树数量设定为 500，





3 不同区域活力度视觉感知概率的分布变化
The distribution change of visual vitality perception probability in different regions

4 不同区域活力度视觉感知的冷热点分布变化
The distribution change of cold and hot spots of visual vitality perception in different regions

树深度由数据分裂过程自动优化确定。GWRF模型在随机森林模型的基础上引入地理加权，能够对每个地理位置进行个性化预测。GWRF模型允许利用多变量矢量信息训练随机森林，在每个地理位置分别构建局部随机森林（local random forest, LRF）模型，并采用基于距离的权重函数调整数据的采样概率。GWRF模型通过结合特征变量的空间位置信息，并综合所有LRF模型的预测结果，最终采用投票机制输出预测值，具有更高的解释能力。最终，GWRF模型在训练集和测试集上的 R^2 分别为0.78和0.71，均方根误差（root mean square error, RMSE）分别为0.27和0.33，平均绝对误差（mean absolute error, MAE）分别为0.21和0.25，表明模型具有较高的拟合精度与稳健性。在此基础上，将不同主成分对活力度视觉感知概率的影响程度（0~100%）按照20.00%的等距区间划分为极低、较低、中等、较高和极高5个等级。

3 结果分析

3.1 活力度视觉感知时空演变特征

活力度视觉感知在空间分布上呈现“中心高-边缘低”的特征（图3、4）。在市区内，较高和极高等级的活力度主要以整体面状或局部零散的形式分布，占据了大部分面积；而中等等级的活力度则呈现零散分布的模式，遍布整个市区。从时间演变来看，2013—2020年，中心区域的活力度视觉感知整体呈上升趋势，而南侧边缘区域则呈现略微波动下降的趋势。

从部分典型街道的实例可见（图5），相同街道在2013—2020年间呈现出较为显著的植被生长、沿街店铺修缮、建筑更新等变化，导致活力度视觉感知存在差异。具体而言，台安道与昌图道的植被生长、本溪路的沿街店铺修缮、丁字沽北大街的建筑更新、丁字沽零号路的停车位更新、丁字沽三号路的道路表面修缮、桃花堤西道的围墙修缮以及千里堤的设施建设均变化显著。

2013—2020年市区中心区域的街道活力度视觉感知概率整体呈上升趋势，但其中仍夹杂少量概率下降的道路（图6）。以活力度视觉感知概率上升街道为例，解放北路由80.23%上升至91.47%，建设路由68.19%上升至80.24%，围堤道由86.68%上升至88.62%。相比之下，边缘区域的下降趋势较为显著，但仍分布若干上升街道。以活力度视觉感知概率下降街道为例，调纬路由60.30%



5

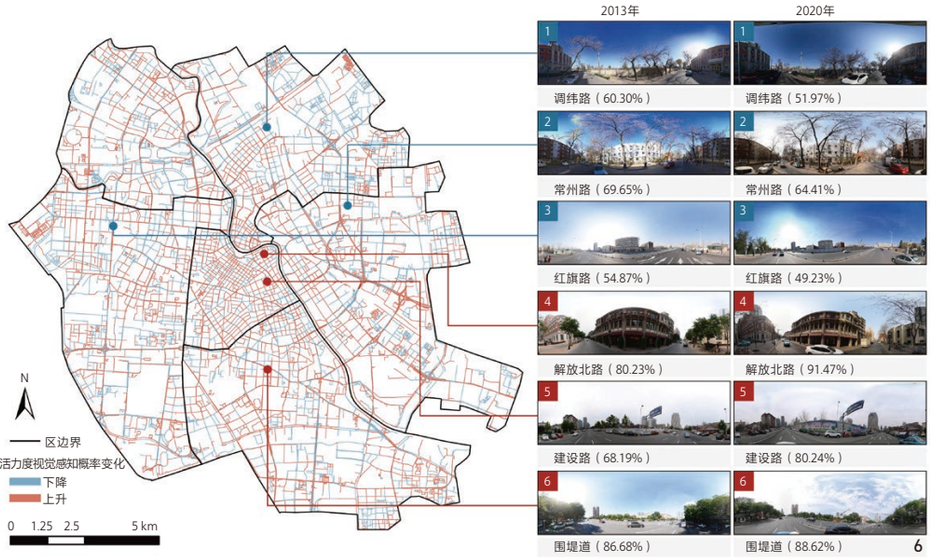
下降至 51.97%，常州路由 69.65% 下降至 64.41%，红旗路由 54.87% 下降至 49.23%。

3.2 活力度视觉感知驱动因素特征

3.2.1 主成分的构成解释

主成分 PC1~PC6 的方差累积值整体较高，几乎均超过 80%（图 7）。其中 2016 年的表现尤为突出，几乎所有区域的方差累积值均超过 90%。相比之下，2017 年略有下降，整体集中于 > 60%~80%。其余年份的分布格局较为相似，方差累积值主要集中于 > 80%~90%，部分区域出现 > 70%~80% 或 > 90% 的情况。

通过统计不同年份各主成分中数量占比前 3 的核心荷载类型（表 2）与典型街景图像（图 8）可知，各主成分在要素构成上既存在一定的交织与重叠，同时展现出各自独立的特征组合。其中，PC1 可定义为边界交通混合型，其核心要素为 X4（墙体）、X5（围栏）与 X16（公交车），在图像画面中主要体现为道路两侧连续的围护结构与绿化背景，并伴随小型机动车交通活动。PC2 呈现为交通信号控制型，核心要素集中在 X1（车行道）、X7（交通信号灯）与 X8（交通标识牌），图像特征表现为交通信号控制设施与机动车道。PC3 为微型出行活跃型，主要由 X13（骑行者）与 X18（摩托车）构成，图像中两轮交通工具与骑行人群高频出现。PC4 可界定为设施交通枢纽型，核心要素包括 X6（杆体）、X8（交通标识牌）与 X14（小汽车），图像特征表现为道路设施、交通信号与机动车流的复合聚集。PC5 可解释为信号建筑混合型，核心要素以 X3（建筑物）、X5（围栏）与 X7（交通信号灯）为主，图像画面既呈现明显的建筑界面特征，又伴随较高比例的交通控制设施。PC6 则表现为设施骑行混合型，核心要素为 X6（杆体）、X8（交通标识牌）与 X13（骑行者），在图像中表现为街道界面设施与骑行活动并存。



6

5 街景图像及活力度视觉感知概率年份变化示例
Example of the annual variation of street view images and visual vitality perception probability

6 2013—2020 年活力度视觉感知概率变化情况及示例
Changes of visual vitality perception probability and examples from 2013 to 2020

3.2.2 主成分的影响程度

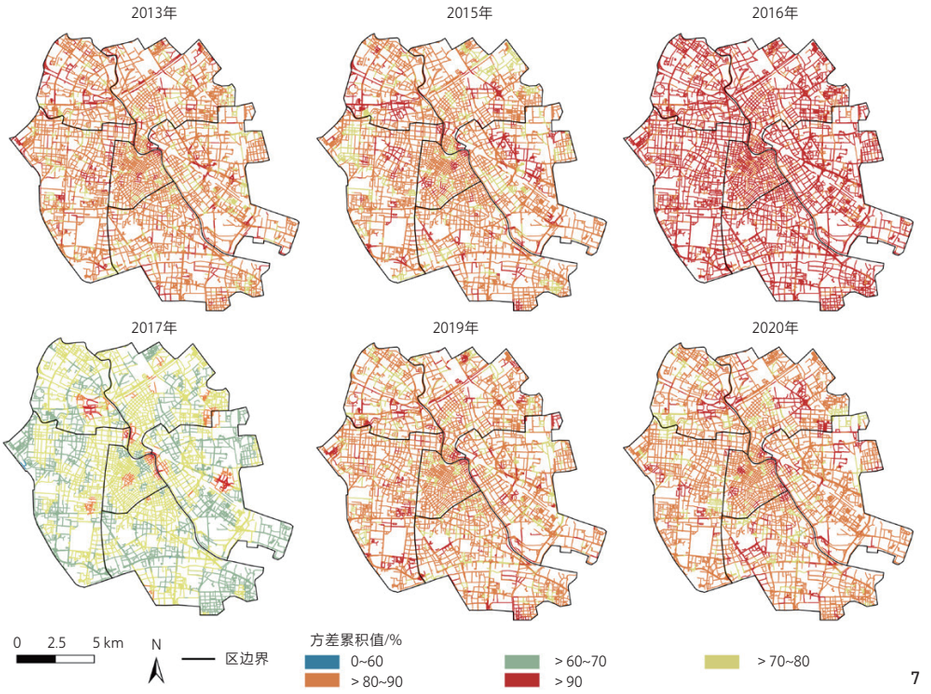
PC1~PC6 在各年份中对活力度视觉感知的影响程度均呈现“中心低-边缘高”的空间分布特征，且在不同年份呈现波动的升降变化（图 9）。其中，东北区域的影响程度数值持续处于高位，而西南区域则呈现较低水平；2015 年、2017 年及 2020 年的影响程度数值分布以较高与极高为主，而在其余年份（尤其是 2016 年），普遍处于较低或极低区间。

不同区域的核心驱动主成分（即同一空间位置上影响程度最高的主成分）在空间分布上存在较大差异，中心区域为多种主成分交织共存，而向边缘区域过渡时则逐渐呈现相对集中的局部聚集特征。其中，2013 年中心区域（尤其是和平区）以 PC6 占据的面积最大，随后 PC6 的空间范围呈现波动式收缩，并在 2020 年时被其他主成分大幅替代。边缘区域在 2013—2020 年多由 PC1 与 PC3 占据（图 10）。

4 讨论

4.1 活力度视觉感知时空演变成因

本研究结果表明，2013—2020 年天津市



7

7 PC1~PC6 在不同区域与不同年份的方差累积值

The cumulative variance values of PC1 to PC6 in different regions and different years

表2 不同年份各主成分中数量占比前三的核心荷载类型

Tab. 2 Top three loading types by proportion in each principal component across different years

年份	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
2013	X16(9.13%)	X13(8.75%)	X13(9.66%)	X6(9.81%)	X9(11.43%)	X6(11.98%)
	X9(9.06%)	X7(8.68%)	X6(8.99%)	X7(9.56%)	X7(10.67%)	X7(10.19%)
	X5(7.71%)	X1(7.91%)	X7(8.95%)	X14(8.11%)	X2(8.33%)	X12(8.44%)
2015	X5(10.74%)	X7(10.48%)	X7(10.52%)	X6(13.42%)	X6(13.07%)	X6(12.34%)
	X16(7.92%)	X1(9.26%)	X18(10.34%)	X14(11.34%)	X7(11.49%)	X7(10.85%)
	X4(7.49%)	X16(8.14%)	X13(10.12%)	X7(10.17%)	X3(10.63%)	X13(10.33%)
2016	X16(9.15%)	X13(9.82%)	X6(9.71%)	X6(11.42%)	X9(10.61%)	X6(10.76%)
	X5(9.14%)	X8(8.22%)	X13(9.19%)	X14(8.33%)	X7(8.91%)	X17(9.63%)
	X8(8.63%)	X18(7.79%)	X18(7.92%)	X13(8.37%)	X5(8.67%)	X13(7.83%)
2017	X9(8.69%)	X1(9.93%)	X5(10.32%)	X8(11.33%)	X18(10.41%)	X6(10.76%)
	X4(8.27%)	X18(7.93%)	X18(9.42%)	X14(9.01%)	X3(9.46%)	X8(9.35%)
	X12(7.88%)	X8(7.67%)	X13(8.38%)	X6(8.73%)	X7(9.34%)	X12(8.75%)
2019	X5(9.52%)	X18(8.68%)	X5(8.57%)	X6(9.48%)	X7(11.43%)	X6(11.55%)
	X2(9.49%)	X8(8.21%)	X13(8.52%)	X14(8.72%)	X5(8.39%)	X13(8.59%)
	X16(7.69%)	X7(7.98%)	X18(8.44%)	X8(7.83%)	X3(8.09%)	X8(7.78%)
2020	X4(9.74%)	X7(9.66%)	X8(10.27%)	X8(10.86%)	X7(10.37%)	X6(12.14%)
	X5(8.06%)	X16(9.55%)	X13(9.67%)	X6(9.93%)	X8(10.18%)	X8(8.49%)
	X2(7.76%)	X8(8.21%)	X7(9.14%)	X14(9.41%)	X5(8.09%)	X5(8.44%)

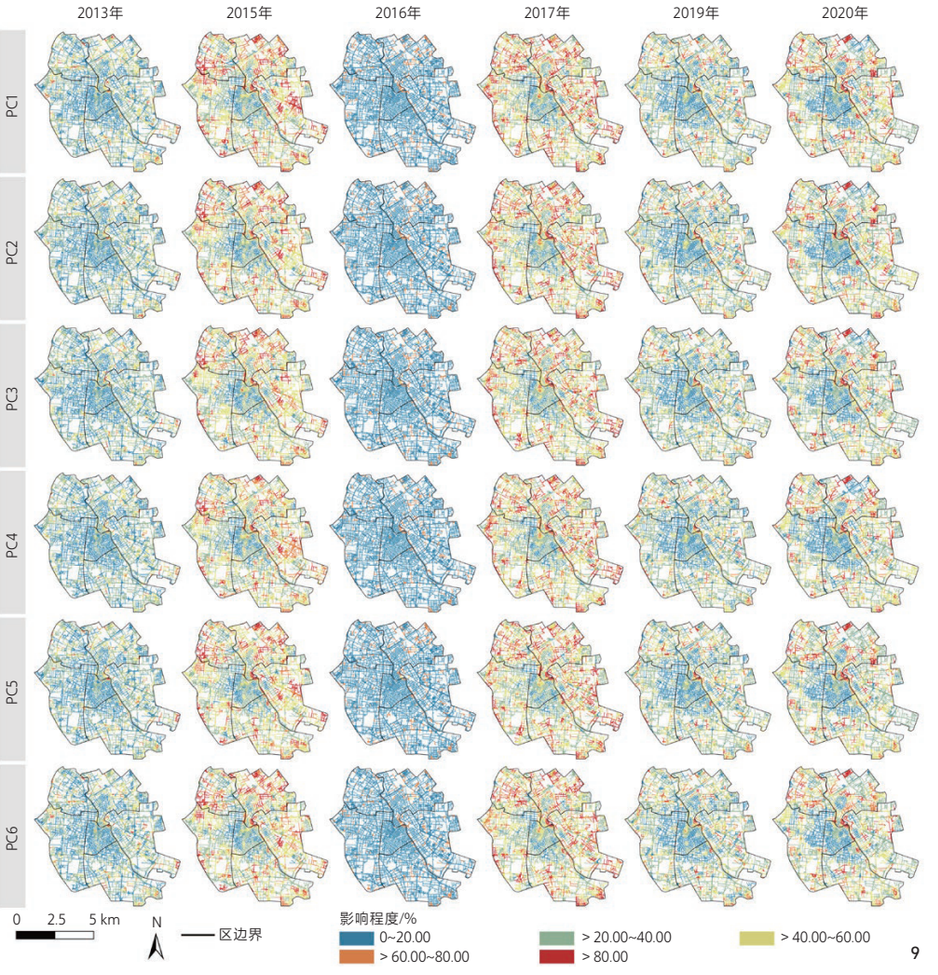
注：括号内数值为核心荷载类型的空间分布频率。

区街道活力度视觉感知在空间分布上呈现显著的“中心高-边缘低”特征，且中心区域的活力度整体呈上升趋势，而边缘区域则呈现轻微的波动下降趋势，这一特征与 Chen 等[31]采用街景图像方法得出的研究结果相符，也与张秀芹等[32]采用多源大数据得出的研究结果相似。该现象源于市区中心区域作为天津市的经济、文化和社会活动的核心片区，商业和服务设施高度集聚[33-34]，街道建设质量较高[35]，进而强化了该区域的活力度视觉感知。此外，中心区域活力度视觉感知的上升趋势，可能与 2013 年来相关城市规划与政策的持续推进有关。例如，和平区于 2013 年提出《建设美丽社区“十大工程”实施意见》，于 2017 年发布《国家级健康城市试点建设行动计划》，并于 2019 年出台《和平区全域旅游发展规划》等一系列发展策略，系统性推动了街道空间品质的持续优化。随着交通网络的系统升级、公共服务设施的逐步完善以及住房和商业空间的加速开发，公众在此区域频繁互动和活动，中心区域的街道环境逐渐变得更具吸引力，这与曾鹏等[36]的研究结果相符。相比之下，边缘区域的波动下降趋势可能与城市发展滞后、基础设施建设不足以及交通连通性偏弱等因素相关。由于边缘区域与郊区接壤，街道中的建筑、绿化和设施资源相对匮乏，加之缺乏高质量的城市更新或改造项目，这些因素均削弱了街道环境质量，限制了公众对街道的活力度视觉感知，这与车昊等[37]的研究结果相符。

本研究区别于以往依赖 POI 密度、百度热力图等宏观数据进行街道活力度测度的传统路径，创新性地引入街景图像作为核心数据源，从公众视觉感知视角出发，开展街道活力度评估。该方法突破了传统宏观指标的局限，为街道活力度研究提供了一种以人本感知为导向的分析范式，能够更真实地反映个体在城市空间中的视觉体验与情境感知。此外，不同于以往多集中于单一年份的研究，本研究引入长时序的动态对比分析方法，系统探讨街道环境中活力度视觉感知在不同年份的演变特征。该方法弥补了传统静态分析在反映时空演变方面的不足，能更全面揭示公众对街道环境感知的动态性与复杂性[38]。由此，上述方法的综合运用，一方面为街道活力与视觉环境的关系提供了新的动态研究视角，丰富了关于城市公共空间感知机制的理



8



9

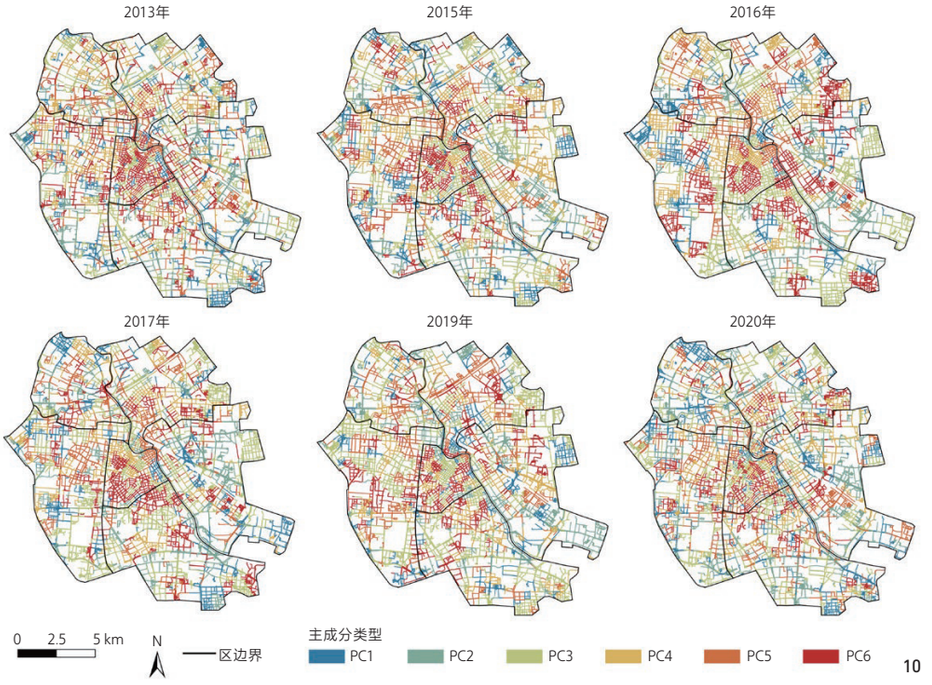
8 PC1~PC6 在不同年份的典型街景图像
Typical street view images of PC1–PC6 in different years

9 PC1~PC6 对不同区域活力度视觉感知的影响程度
The influence of PC1–PC6 to the visual vitality perception of different regions

论阐释；另一方面，也为规划与设计实践提供了更科学的决策参考，能够有效避免因依赖单一年份数据而导致的片面解读与策略偏差，从而更好地支撑街道空间品质与活力提升[39]。

4.2 活力度视觉感知驱动机制

本研究结果显示，不同区域的核心驱动主成分在空间分布上存在较大差异，中心区域为多种主成分交织共存，而向边缘区域过渡时则逐渐呈现相对集中的局部聚集特征，这与 Guan 等[40] 采用 GWPCA 模型得出的结果较为相似。具体而言，2013 年前后，和平区作为传统商贸与行政核心，分布着密集的滨江道、五大道等高强度步行流片区[41]，街道上杆体、交通标识牌、围栏等界面设施与骑行者并置，这恰与 PC6（设施骑行混合型）在视觉要素上的构成相吻合，因而 PC6 的影响范围在中心区域取得最大空间占比。但随后在 2016—2020 年，中心区域采取围绕干道与枢纽的优化改造、地铁与常规公交网络的完善、路侧空间的秩序化治理等措施，并通过推进地铁 6 号线、7 号线、8 号线及 4 号线金街区段建设，显著提升了区域交通通达性；同时完成和平路慢行交通系统建设，深化金街步行街改造，并结合 5G 与能源互联网示范应用，推动智慧街区建设。这些措施将街道的主要视觉要素由分散的界面设施转向公共交通接驳，使得 PC4（设施交通枢纽型）与 PC5（信号建筑混合型）在和平、南开、河西等核心功能片区的影响逐步增强[42]，这与张赛[43] 的研究结果较为一致。PC6 呈现波动式收缩并在 2020 年被替代的现象，反映出阶段性工程与政策事件对街道核心要素的间歇性重塑[44]。与之相对，市区的边缘区域（如靠近内外环与快速路走廊的河北、红桥、河东部分片区）土地利用以成片居住、存量工业或物流更新为主，街道沿线普遍存在连续的围墙、绿篱、防护带与公交走廊，X4（墙体）、X5（围栏）等要素的共现频率高，对应 PC1（边界交通混合型）的荷载结构；同时，边缘区域对短途通勤与末端接驳的依赖，使两轮与微型机动出行在公众日常活动中长期占优，PC3（微型出行活跃型）因对 X13（骑行者）与 X18



10 不同区域活力度视觉感知概率的核心驱动主成分

The core driving principal component of visual vitality perception probability in different regions

（摩托车）的高载荷而稳定外显，最终构成 PC1 与 PC3 占据边缘区域且逐年稳定的主导格局。未来，边缘区域的规划与更新应着力于在维持必要交通与防护功能的前提下，优化街道界面设计，通过界面绿化与开放空间嵌入，将防护带、绿篱等阻隔元素转化为活力承载要素；同时，改善微型出行环境，如完善非机动车道系统、优化骑行安全设施、设置便捷的换乘节点，以满足短途与末端出行的实际需求，从而在边缘区域塑造更具吸引力和互动性的街道环境。

区别于以往研究，本研究引入地理加权视角，采用 GWPCA 与 GWRF 这 2 种较前沿的模型，深入探讨了街道活力度视觉感知的驱动机制。类似方法已逐渐被 Wang 等[45] 与 Guan 等[46] 应用于生态韧性、绿色空间等城市研究领域，本研究则将这些模型引入街道活力度视觉感知的驱动机制分析中，拓展了相关方法在风景园林与城市设计实践中的适用边界。其中，GWPCA 模型通过在 PCA 中引入空间权重，在考虑空间异质性的基础上简化了数据的复杂度，有效降低了多维变量间的冗余信息[47]。降维后的主成分强调变量之间的综合模式而非孤立要素，能够凸显不同要素在空间上共同出现、协同作用的机制。与此同时，GWRF 模型进一步突破了线性假设的局限，并通过空间权重的方式分析各空间位置的具体影响情况，能够在空间异质性层面识别并量化更精确的活力度视觉感知的非线性驱动机制。这些方法的综合运用能够为城市街道活力提升及其他类似城市问题的解决提供可操作的量化分析工具，也为城市精细化设计和差异化更新策略提供新的实证依据。

5 结论

本研究融合了 ResNet50、DeepLab V3+、GWPCA、GWRF 等模型以探讨 2013—2020 年天津市内六区的街道活力度视觉感知的驱动机制，得到 3 点结论。1）天津市街道活力度视觉感知在空间上呈现出显著的“中心高-边缘低”特征，中心区域活力度整体水平显著高于边缘区域，并在 2013—2020 年内普遍上升，而边缘区域则略有波动下降，形成了典型的“强者愈强”态势，反映出建设项目高度集聚、社会活动密度较大等中心区域特有的结构能够持续巩固并强化街道活力。2）不同年份的驱动主成分（PC1~PC6）的影响程度在空间上呈现“中心低-边缘高”的相反梯度分布，表明中心区域因集聚商业、行政、教育及文旅等复杂功能，其活力度更容易受到各类街道视觉要素的影响。3）中心区域早期以 PC6（设施骑行混合型）为主导，但在公共交通建设和街道空间更新的推动下，逐步向以 PC4（设施交通枢纽型）和 PC5（信号建筑混合型）为核心的交通组织导向格局转型；而边缘区域则长期由 PC1（边界交通混合型）与 PC3（微型出行活跃型）稳定主导。反映出活力度视觉感知的驱动机制呈现从中心的功能复合与动态演替到边缘的功能单一与结构稳定的空间分异。本研究可为城市活力度视觉感知的驱动机制与优化路径提供新的理论视角和方法支撑。

尽管本研究在分析方法方面取得了一定进展，但仍存在若干局限，亟待进一步探讨和完善。首先，街景图像数据的固有瞬时性特征使得图像易受到季节、时间以及天气等因素的影响，可能对活力度视觉感知的预测结果产生一定偏差。此外，由于并非所有采样点均能够获取到 2013—2020 年间的街景图像，一定程度上降低了不同年份演变结果的可靠性。因此，未来研究可进一步探索质量更高、更全面的数据源，以提高研究的精确度和可靠性。与此同时，街道活力度视觉感知的驱动机制不仅受到物质视觉要素（如建筑、植物、设施等）的影响，还受到非物质视觉要素（如色彩、光影、文化风貌等）的综合作用，但本研究尚未探讨。因此，未来研究应考虑从多维度因素出发，更加系统全面地揭示街道活力度视觉感知的复杂驱动机制。

参考文献 (References)：

[1] 段高祥，刘文凯，邢汉发.基于多源地理数据的多维街道活力与建成环境非线性关系研究：以深圳市福田区为例[J].地理科学，2025，45（5）：975-987.

DUAN G X, LIU W K, XING H F. Nonlinear Relationship Between Multidimensional Street Vitality and Built Environment Based on Multi-source Geographic Data: A Case Study of Futian District, Shenzhen City[J]. Geographical Science, 2025, 45 (5): 975-987.

[2] 张哲，黄春华.历史性街道活力测度与提升研究[J].现代城市研究，2025（2）：74-81.
ZHANG Z, HUANG C H. Research on Measuring and Enhancing the Vitality of Historic Streets[J]. Modern Urban Research, 2025 (2): 74-81.
[3] XIA C, YEH A G, ZHANG A Q. Analyzing Spatial Relationships Between Urban Land Use Intensity and Urban Vitality at Street Block Level: A Case Study of Five Chinese Megacities[J]. Landscape and Urban Planning, 2020, 193: 103669.
[4] 许沉风，朱梓博，胡一可，等.基于地理加权随机森林模型的街道空间活力驱动机制分析[J].建筑技艺（中英文），2025，31（S1）：141-143.
XU C F, ZHU Z B, HU Y K, et al. Driving Mechanism Analysis of Street Spatial Vitality Based on Geographically Weighted Random Forest Model[J]. Architecture Technique, 2025, 31 (S1): 141-143.
[5] 林润泽，邹诚，王梓凌，等.基于多源数据的城市中心区域街道活力与美景度研究：以福州市鼓楼区为例[J].南京师大学报（自然科学版），2021，44（3）：63-69.
LIN R Z, ZOU C, WANG Z L, et al. Research on Urban Street Vitality and Beauty Degree in City Center Based on Multi-source Data: A Case Study of Gulou District, Fuzhou City[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition), 2021, 44 (3): 63-69.
[6] 郑丽君，武小钢，杨秀云.大学校园公共空间活力评价指标的定量化研究[J].山西农业大学学报（自然科学版），2016，36（11）：821-826.
ZHENG L J, WU X G, YANG X Y. Quantitative Research of University Campus Public Space Activity Evaluation[J]. Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition), 2016, 36 (11): 821-826.
[7] 顾海燕，蔡志鸿，魏奕楠.中小城市特色主题街区活力提升途径研究：以盐城欧风花街为例[J].城市建筑，2022，19（6）：32-36.
GU H Y, CAI Z H, WEI Y N. Research on the Ways of Enhancing the Vitality of Characteristic Theme Blocks in Small and Medium-Sized Cities: A Case of European Floral Street in Yancheng[J]. Urbanism and Architecture, 2022, 19 (6): 32-36.
[8] 苟爱萍，王江波.基于 SD 法的街道空间活力评价研究[J].规划师，2011，27（10）：102-106.
GOU A P, WANG J B. SD Method Based Street Space Vitality Evaluation[J]. Planners, 2011, 27 (10): 102-106.
[9] 陈锦棠，邓明亮，梁斌注，等.建成街道活力时空特征及提质策略研究：以广州市建设新村为例[J].规划师，2021，37（16）：13-21.
CHEN J T, DENG M L, LIANG B Z, et al. A Study on Spatial Vitality and Characters of Built Streets: Jianshe New Village, Guangzhou[J]. Planners, 2021, 37 (16): 13-21.
[10] 罗霖，崔叙，喻冰洁，等.人本视角下轨道交通中心型站点街道活力特征及影响因素研究：以成都、重庆为例[J].现代城市研究，2024（3）：86-95.
LUO L, CUI X, YU B J, et al. Research on Street Vitality Characteristics and Influencing Factors of Metro-Center Stations Under Humanistic Perspective: Chengdu, Chongqing as an Example[J]. Modern Urban Research, 2024 (3): 86-95.
[11] 鲁仕维，郑加伟，时朝阳.国庆期间北京市中心城区街道空间活力分布特征及影响要素分析[J].测绘地理信息，2023，48（3）：100-104.
LU S W, ZHENG J W, SHI C Y. Distribution Characteristics of Urban Vitality and Its Influencing Factors During the National Day Holiday in Downtown Beijing[J]. Journal of Geomatics, 2023, 48 (3): 100-104.
[12] 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.
WU W S, MA Z Y, GUO J H, et al. Nonlinear Effect of Built Environment on Street Vitality: A Multi-source Big Data Analysis Based on XGBoost Model[J]. Chinese Landscape Architecture, 2022, 38 (12): 82-87.
[13] SONG Q W, FANG Y X, LI M K, et al. Exploring the Coherence and Divergence Between the Objective and Subjective Measurement of Streetscape Perceptions at the Neighborhood Level: A Case Study in Shanghai[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2025, 52 (5): 1231-1251.
[14] WU C, YE Y, GAO F Z, et al. Using Street View Images to Examine the Association Between Human Perceptions of Locale and Urban Vitality in Shenzhen, China[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 88: 104291.
[15] WANG Z Y, ITO K, BILJECKI F. Assessing the Equity and Evolution of Urban Visual Perceptual Quality with Time Series Street View Imagery[J]. Cities, 2024, 145: 104704.
[16] 高富丽，王成芳，杨若梅.城市活力研究进展：尺度、测度与机制[J].新建筑，2023（6）：10-14.
GAO F L, WANG C F, YANG R M. Research Progress in Urban Vitality: Scale, Measurement and Mechanism[J]. New Architecture, 2023 (6): 10-14.
[17] 毛志睿，陈笑葵，项振海，等.历史街区街道活力测度及影响因素研究：以昆明市文明街历史街区为例[J].南方建筑，2021（4）：54-61.
MAO Z R, CHEN X K, XIANG Z H, et al. Research on the Measurement and Influencing Factors of Street Vigour in Historic Districts: A Case Study of Wenming Street Historic District in Kunming[J]. South Architecture, 2021 (4): 54-61.
[18] 杨瀚文，邹尚恩，胡一可.城市街道绿化泛类结构的视觉感知特征：以天津市市内六区为例[J].风景园林，2025，32（5）：37-44.
YANG H W, ZOU S E, HU Y K. Research on Pedestrians' Visual Perception Characteristics Based on USGGS: A Case Study of the Six Inner-City Districts of Tianjin[J]. Landscape Architecture, 2025, 32 (5): 37-44.
[19] 顾康康，杨梦玲，敬瑶，等.基于街景图像的城市街道品质特征对住宅价格的影响研究：以合肥市中心城区为例[J].地域研究与开发，2025，44（1）：86-92.
GU K K, YANG M L, JING Y, et al. Study on Impact of Urban Street Quality Characteristics on Residential Prices Based on Street View Images: Taking Central Urban Area of Hefei City as Example[J]. Areal Research and Development, 2025, 44 (1): 86-92.
[20] 韦晗雨，王国光.基于时空地理加权回归模型的南宁历史城区活力影响因素研究[J].住区，2024（4）：115-123.
WEI H Y, WANG G G. Study on Vitality Influencing Factors of Nanning Historical Urban Area Based on Geographically and Temporally Weighted Regression Model[J]. Community Design, 2024 (4): 115-123.
[21] 许沉风，李敏，胡一可，等.基于街景图像的南京市市区美景度评估及驱动机制时空演变[J].中国城市林业，2025，23（4）：61-71.
XU C F, LI M, HU Y K, et al. Spatiotemporal Evolution of Scenic Beauty Estimation and Its Driving Mechanisms in Urban Area of Nanjing Based on Street View Images[J]. Journal of Chinese Urban Forestry, 2025, 23 (4): 61-71.
[22] 齐子吟，李君轶，贺哲，等.城市街道景观色彩对游客情感感知影响：基于街景图像的研究[J].地球信息科学学报，2024，26（2）：514-529.
QI Z Y, LI J Y, HE Z, et al. The Influence of Urban Streetscape Color on Tourists' Emotional Perception Based on Streetscape Images[J]. Journal of Geo-Information Science, 2024, 26 (2): 514-529.
[23] 杨东峰，王晓萌，韩瑞娜.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[J].城市规划学刊，2023（5）：93-102.
YANG D F, WANG X M, HAN R N. Nonlinear and Synergistic Effects of the Built Environment on Street Vitality: The Case of Shenyang[J]. Urban Planning Forum, 2023 (5): 93-102.
[24] 叶宇，黄镕，张灵珠.多源数据与深度学习支持下的人本城市设计：以上海苏州河两岸城市绿道规划研究为例[J].风景园林，2021，28（1）：39-45.
YE Y, HUANG R, ZHANG L Z. Human-Oriented Urban Design with Support of Multi-source Data and Deep Learning: A Case Study on Urban Greenway Planning of Suzhou Creek, Shanghai[J]. Landscape Architecture, 2021, 28 (1): 39-45.
[25] MA G, PELLEGRINI P, HAN H Q. The Vitality of Pocket Parks in High-Density Urban Areas. An Evaluation System from the Users' Perspective in Southwest China[J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2025, 104: 128596.
[26] 胡一可，张文正，王苗.丽江古城旅游景区街道功能对街道活力的影响研究[J].景观设计，2020，18（5）：24-31.
HU Y K, ZHANG W Z, WANG M. Research on the Influence of Street Function on Street Vitality in Lijiang Ancient City Scenic Spot[J]. Landscape Design, 2020, 18 (5): 24-31.
[27] 徐涵，欧达毅，康升娴.声景感知对历史街区街道活力影响研究[J].建筑科学，2024，40（12）：197-204.
XU H, OU D Y, KANG S X. Research on the Impact of Soundscape Perception on the Vitality of Streets in Historic Blocks[J]. Building Science, 2024, 40 (12): 197-204.
[28] 许沉风，朱梓博，胡一可，等.历史文化名镇街道路网形态对空间品质的影响研究：以南京市淳溪镇为例[J].小城镇建设，2025，43（12）：94-107.
XU C F, ZHU Z B, HU Y K, et al. Research on the Impact of Street Network Morphology on Spatial Quality in Historical and Cultural Towns: A Case Study of Chunxi Town, Nanjing City[J]. Development of Small Cities & Towns, 2025, 43 (12): 94-107.
[29] BAI H, WANG B Z, ZHU Y J, et al. Spatiotemporal Change in Livestock Population and Its Correlation with Meteorological Disasters During 2000–2020 Across Inner Mongolia[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022, 11 (10): 520.
[30] 马志飞，李在军，张雅倩，等.基于地理加权主成分的经济发展综合评价研究：以江苏省为例[J].华中师范大学学报（自然科学版），2016，50（2）：276-281.
MA Z F, LI Z J, ZHANG Y Q, et al. Geographically Weighted Principal Components Analysis of Regional Development: A Case Study of Jiangsu Province[J]. Journal of Central China Normal University (Natural Sciences), 2016, 50 (2): 276-281.
[31] CHEN N J, WANG L, XU T, et al. Perception of Urban Street Visual Color Environment Based on the CEP-KASS Framework[J]. Landscape and Urban Planning, 2025, 259: 105359.
[32] 张秀芹，刘浩宇，樊晓慧，等.城市夜间活力空间分布规律与影响因素研究：以天津市中心城区为例[J].地域研究与开发，2024，43（5）：54-60.
ZHANG X Q, LIU H Y, FAN X H, et al. Spatial Distribution and

Influencing Factors of Urban Night Vitality: A Case Study of Central Urban Area of Tianjin City[J]. Areal Research and Development, 2024, 43 (5): 54-60.
[33] 胡一可，甘宇田，康志浩.商业街角空间活力测度及影响因素研究：以天津市 47 个商业街角空间为例[J].南方建筑，2023（4）：40-48.
HU Y K, GAN Y T, KANG Z H. Spatial Vitality and Influencing Factors at Corners of Commercial Streets: A Tianjin Case Study[J]. South Architecture, 2023 (4): 40-48.
[34] 苑思楠，纪伟洁，牛孟睿.社区菜市场商业活力的空间逻辑探寻：以天津市中心城区为例[J].城市环境设计，2023（3）：365-372.
YUAN S N, JI W J, NIU M R. Exploring the Spatial Logic of the Commercial Vitality of the Vegetable Market: A Case Study of the Downtown Area of Tianjin[J]. Urban Environment Design, 2023 (3): 365-372.
[35] 邹尚恩，林朝，杨瀚文，等.基于深度学习的城市街道景观视觉质量分析与研究：以天津市鼓楼街道为例[J].景观设计，2024，22（1）：22-25.
ZOU S E, LIN Z, YANG H W, et al. Analysis and Research on Visual Quality of Urban Streetscape Based on Deep Learning: Taking Gulou Street in Tianjin as an Example[J]. Landscape Design, 2024, 22 (1): 22-25.
[36] 曾鹏，周梦抒，李晋轩.内城社会空间演化与城市更新行动的时空耦合现象探析：以天津市内六区为例[J].城市问题，2024（9）：36-48.
ZENG P, ZHOU M S, LI J X. Research on the Spatio-Temporal Coupling Phenomenon of Inner-City Social Space Evolution and Urban Regeneration Actions: Taking Tianjin City as an Example[J]. Urban Problems, 2024 (9): 36-48.
[37] 车昊，杜孟鸽，谢爱华，等.中心城区边缘地区城市更新策略研究：以天津市万新街北部区域城市更新研究为例[C]//中国城市规划学会，东莞市人民政府.持续发展 理性规划：2017 中国城市规划年会论文集（02 城市更新）.北京：中国建筑工业出版社, 2017: 397-407.
CHE H, DU M G, XIE A H, et al. Research on Urban Renewal Strategies in the Fringe Areas of Central Urban Districts: A Case Study of the Northern Area of Wanxin Subdistrict in Tianjin[C]//Chinese Society for Urban Studies, Dongguan Municipal People's Government. Sustainable Development and Rational Planning: Proceedings of the 2017 China Annual National Planning Conference (02 Urban Renewal). Beijing: China Architecture & Building Press, 2017: 397-407.
[38] 王磊，章璇，韩昊英，等.基于时序街景数据的城市街道绿化结构演变：以上海市中心城区为例[J].风景园林，2024，31（9）：42-50.
WANG L, ZHANG X, HAN H Y, et al. Evolution of Urban Street Greening Structure Based on Time Series Street View Data: A Case Study of the Central Urban Area of Shanghai[J]. Landscape Architecture, 2024, 31 (9): 42-50.
[39] ZHANG Y, LIU P Y, BILJECKI F. Knowledge and Topology: A Two Layer Spatially Dependent Graph Neural Networks to Identify Urban Functions with Time-Series Street View Image[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2023, 198: 153-168.
[40] GUAN S Y, ZHANG X Y, ZHANG T, et al. Considering the Supply and Demand of Urban Heat Island Mitigation: A Study on the Construction of "Source-Flow-Sink" Cooling Corridor Network of Blue and Green Landscape[J]. Ecological Indicators, 2025, 174: 113448.
[41] 乌伦赛，李一菡，王小斐，等.融合空间异质性建模的城市半公共开放空间更新次序优化：以天津市中心城区为例[J].景观设计，2025，23（3）：24-29.
WU L S, LI Y H, WANG X F, et al. Renewal Sequence Optimization of Urban Semi-public Open Spaces Integrating Spatial Heterogeneity Modeling: A Case Study of the Central Districts in Tianjin[J]. Landscape Design, 2025, 23 (3): 24-29.
[42] 赵桂新.天津市中心城区存量用地时空演变及转型特征研究[D].天津：天津大学，2021.
ZHAO G X. Study on the Spatial-Temporal Evolution and Transformation Characteristics of the Stock Land in the Central Urban Area of Tianjin[D]. Tianjin: Tianjin University, 2021.
[43] 张赛.公共交通导向下城市公共文化设施时空可达性研究[D].天津：天津大学，2019.
ZHANG S. Research on the Space-Time Accessibility of Urban Public Cultural Facilities Under the Guidance of Public Transportation[D]. Tianjin: Tianjin University, 2019.
[44] MA Y, LI Y, LONG Y. Measuring Temporal Evolution of Nationwide Urban Physical Disorder: An Approach Combining Time-Series Street View Imagery with Deep Learning[J]. Annals of the American Association of Geographers, 2025, 115 (4): 923-948.
[45] WANG J Y, SHAO Z F, ZHUANG Q W, et al. Multi-scale Coupling Quantitative Assessment of Ecological-Urban Resilience in the Yangtze River Economic Belt[J]. Geo-spatial Information Science, 2025, 28 (5): 2142-2162.
[46] GUAN S Y, HU H H. Exploring the Potential Relationship Between Cooling Green Space and Built-Up Area: Analysis of Community Green Space Characteristics Based on GWPCA[J]. Building and Environment, 2025, 267: 112190.
[47] LU B B, SHI Y L, QIN S X, et al. Evaluating Urban Land Resource Carrying Capacity with Geographically Weighted Principal Component Analysis: A Case Study in Wuhan, China[J]. Transactions in GIS, 2024, 28 (7): 2346-2356.

图表来源(Sources of Figures and Tables)：
图 1-1、3、4、6、7、9、10 底图来源于自然资源部标准地图服务系统（bzdt.ch.mnr.gov.cn），审图号 GS〔2020〕4619，边界无修改；其余图表均由作者绘制。

（编辑 / 刘颖）

作者简介：
许沉风 / 男 / 天津大学建筑学院在读硕士研究生 / 中国城市科学研究会人居环境专业委员会成员 / 研究方向为城市公共空间感知

王小斐 / 女 / 同济大学建筑与城市规划学院在读博士研究生 / 新加坡国立大学设计与工程学院研究员 / 中国城市科学研究会人居环境专业委员会成员 / 研究方向为智慧城市与可持续发展

杨潇海 / 男 / 天津大学建筑学院在读硕士研究生 / 中国城市科学研究会人居环境专业委员会成员 / 研究方向为城市公共空间感知

胡一可 / 男 / 博士 / 天津大学建筑学院教授 / 中国城市科学研究会人居环境专业委员会成员 / 研究方向为城市公共空间感知
通信作者邮箱：huyike11@tju.edu.cn

XU C F, WANG X F, YANG X H, HU Y K. Analysis of the Driving Mechanism of Street Visual Vitality Perception from the Geographical Weighted Perspective[J]. Landscape Architecture, 2026, 33(4): 121-131. DOI: 10.3724/j.fjyl.LA20250349.

Analysis of the Driving Mechanism of Street Visual Vitality Perception from the Geographical Weighted Perspective

XU Chenfeng, WANG Xiaofei, YANG Xiaohai, HU Yike*

Abstract:
[Objective] This research aims to systematically investigate the spatial heterogeneity in the driving mechanisms behind human perception of street visual vitality, with the broader goal of supporting more refined and human-centered urban street planning and management. Street visual vitality, as a perception-based indicator, reflects the degree to which people feel a street is

active, engaging, and comfortable. Unlike traditional measures that rely mainly on population or traffic data, perception-driven approaches capture how people actually experience and evaluate the urban environment. By examining how different visual elements, such as the proportion of vegetation, the density of buildings, the presence of signage, micro-mobility activities, and the openness of the sky, affect vitality perception across varying spatial contexts, this research seeks to reveal both general patterns and local nuances.

[Methods] This research adopts a comprehensive, multi-stage analytical framework that integrates deep learning with spatially adaptive statistical modeling, focusing on the six central districts of Tianjin, China. First, a large-scale longitudinal dataset of street view images from 2013 to 2020 was established through automated web scraping. Based on this dataset, a ResNet50 deep learning model was trained using perception-labeled samples to estimate the visual vitality score of each street view image. The model was trained to recognize subtle environmental cues, such as human presence, facade articulation, greenery coverage, and traffic context, that jointly contribute to human vitality perception, enabling consistent and reliable predictions across the eight-year period. Second, to extract structured streetscape information, the DeepLab V3+ semantic segmentation model was applied. Through this process, the originally unstructured pixel data was transformed into interpretable visual features that represent real physical components of the street environment. To reduce the dimensionality and complexity of the large feature set while preserving spatial differences, the study applied geographically weighted principal component analysis. Unlike traditional principal component analysis, which produces global components, this method identifies localized combinations of visual features that may vary across regions. This helps capture the fact that similar visual attributes can reflect different environmental meanings depending on where they appear in the city. Finally, to explore how these features influence visual vitality perception in a spatially heterogeneous way, a geographically weighted random forest model was employed. This model combines the nonlinear learning ability of random forests with a spatial weighting mechanism, allowing each location to have its own model structure and variable importance ranking. This approach makes it possible to detect how the same visual features may have stronger, weaker, or even reversed effects in different parts of the city.

[Results] The empirical analysis reveals three major findings: 1) The spatial distribution of visual vitality perception exhibits a stable pattern characterized by higher values in the central districts and lower values in the peripheral districts. Over the eight-year period, vitality in the central districts gradually increased, likely due to continuous improvements in public space quality, transport infrastructure, and service facilities. In contrast, vitality in the peripheral districts experienced small fluctuations and a slight downward trend, reflecting relatively slower development or fewer public-realm enhancements. This center-periphery contrast highlights the uneven progression of urban vitality across the city. 2) While vitality itself is highest in the center, the influence intensity of the six principal components shows the opposite pattern: the central areas display lower influence intensity, whereas the peripheral areas show higher intensity. This suggests that central districts possess more complex and diverse environmental features, causing no single factor to dominate the perception outcome. In contrast, peripheral districts often rely on a smaller set of environmental characteristics, such as boundary elements, large transport interfaces, or micro-mobility activities, which exert stronger and more concentrated effects on visual vitality perception. The analysis also identifies a directional difference across the study area, with northeastern districts generally showing higher perceived vitality and southwestern districts consistently showing lower vitality, reflecting broader socio-economic and spatial development patterns. 3) The dominant driving components vary across spatial contexts. In the central districts, PC6 consistently emerges as the most influential driver, indicating that features related to traffic signs, poles, and active mobility contribute significantly to visual vitality perception in more developed areas. In peripheral districts, however, the influence is more diverse: PC1 and PC3 interact and jointly shape the perception results. This reveals that street vitality in less developed areas is affected by a complex mix of boundary characteristics, greenery structure, building configurations, and transportation elements. Such findings underscore the need to design targeted improvement strategies that address the specific environmental conditions of each area.

[Conclusion] The results demonstrate that street vitality is not driven by a single universal factor but by a set of features whose importance varies across space and time. These findings offer valuable insights for urban planners, designers, and policymakers. In central districts, enhancing street vitality may involve improving multimodal transportation environments, refining street signage and facade quality, and optimizing pedestrian circulation. In peripheral districts, more substantial benefits may be achieved by enhancing boundary permeability, enriching greenery and public space elements, and strengthening micro-mobility connections. Overall, these findings highlight the importance of considering spatial heterogeneity in urban planning and demonstrate how advanced computational techniques can support more responsive, equitable, and human-centered urban design decisions.

Keywords: street vitality; visual perception; street view image; geographically weighted principal component analysis; geographically weighted random forest

Authors:

XU Chenfeng is a master student in the School of Architecture, Tianjin University, and a member of Human Settlements Professional Committee, Chinese Society for Urban Studies. His research focuses on the perception of urban public spaces.

WANG Xiaofei is a Ph.D. candidate in the College of Architecture and Urban Planning (CAPU), Tongji University, a research fellow in the College of Design and Engineering, National University of Singapore, and a member of Human Settlements Professional Committee, Chinese Society for Urban Studies. Her research focuses on smart cities and sustainable development.

YANG Xiaohai is a master student in the School of Architecture, Tianjin University, and a member of Human Settlements Professional Committee, Chinese Society for Urban Studies. His research focuses on the perception of urban public spaces.

HU Yike, Ph.D., is a professor in the School of Architecture, Tianjin University, and a member of Human Settlements Professional Committee, Chinese Society for Urban Studies. His research focuses on the perception of urban public spaces.
Corresponding author Email: huyike11@tju.edu.cn