

基于街景和社交网络数据的街道情绪体验研究——以广州北京路历史文化街区为例

Research on Street Sentiments Based on Street View and Social Media Data: A Case Study of Beijing Road Historical and Cultural Block in Guangzhou

郭梓唯 刘京一*

GUO Ziwei, LIU Jingyi*

摘要

街道环境是城市居民最常接触到的环境, 街道品质优劣将对周边居民的情绪产生不同程度的影响。为了探究城市街道环境与情绪体验的关系, 以广州市北京路历史文化街区为例, 对街道情绪进行预测。首先利用开放街道地图、百度街景和高德 POI, 提取多种街道特征; 接着使用腾讯云语义分析工具, 获取微博位置签到数据的正面情绪概率, 将其作为部分街段的情绪值; 并通过相关性分析, 研究多种街道特征与情绪的关系; 最后利用人工神经网络回归模型, 训练和预测了研究范围内所有街段的情绪值。结果表明: 建筑可见率与情绪值呈正相关, 植被和汽车可见率与情绪值呈负相关; 北京路文化核心区内的单位长度街道情绪预测值最高, 随着街道与北京路中轴距离的增加, 情绪值呈下降趋势; 距离中轴较远的西南部出现较多负面情绪, 建议通过沿街建筑立面修缮、引入高端业态、优化人车流线规划等方式对街道进行品质提升。

Abstract

As the most common environment for urban residents to contact, the quality of the street will bring different degrees of emotional experiences to the surrounding residents. Therefore, it's essential to explore the relationship between the urban street environment and emotional experience. With a case study conducted in Beijing Road Historical and Cultural Blocks, Guangzhou, this paper aims to study the relationship between multiple street characters and sentiments and predict street sentiments. Multiple street characters were extracted through Open Street Map, Baidu Street View, and Gaode POI datasets. The Tencent Cloud Semantic Analysis Tool is used to obtain the positive sentiment probability of check-in data at each location, which was partially used as the sentiment value of streets. Correlation analysis was used to study the relationships between multiple street characters and sentiments. The artificial neural network regress model was trained to predict the sentiments in all streets in the study area. The results show that the visibility of buildings has a positive relationship with sentiment values, while the visibility of vegetation and cars has a negative relationship with sentiment values. Unit-length street sentiments are the highest in the core area of Beijing Road cultural blocks, which decline as the streets depart from the central axis. More negative sentiments appear in the southwest area, far from the central axis, where restoration and improvement are needed. It is recommended that the quality of the street be upgraded through the repair of building facades along the street, the introduction of high-end businesses, and the optimization of pedestrian and vehicular flow planning.

关键词

街道环境; 情绪感知; 街景图像; 社交网络; 人工神经网络; 语义分割

Keywords

Street environment; Emotional perception; Street view image; Social media; Artificial neural network; Semantic segmentation

收稿日期: 2024-10-12

修回日期: 2024-12-10

文章亮点

1) 北京路文化核心区内的情绪体验最优, 情绪值随着街道与北京路中轴距离的增加而呈下降趋势; 2) 北京路文化街区及其附近区域内, 建筑可见率与情绪值呈正相关, 植被、汽车可见率与情绪值呈负相关。

人们对城市环境的主观认知和体验是当前城市景观研究的重要课题。物理环境对人类的主观感知具有重要影响, 能激发人的情绪反应, 因而情绪可反映人对环境的主观感受, 为城市环境的研究和优化提供重要视角^[1]。

由于街道普遍存在于城市的各个部分, 街道环境是城市居民日常体验中最常见的景观^[2]。街道不仅具有交通功能, 也与休闲体验、社会交往和公共健康关系密切^[3-4]。街景图像 (Street View Image) 为城市街道环境研究提供了巨大便利。与遥感图像相比, 街景图像可以更好地反映人视角下的街道环境^[5-6]。同时, 街景图像具有较大的数据量, 既可用于大尺度城市区域研究^[7-9], 也可满足街区尺度、针对特定人群的研究^[10-11]。近年来, 部分研究通过机器学习识别街景图像中的环境信息, 例如识别物体、色彩等信息来计算绿视率、街道开敞度、界面围合度^[12-13]。还有研究基于街景图像进一步探讨了街道安全度^[14]、街道绿化率测度^[15]、街道空间品质^[16]、公共空间安全感^[17]、街道可步行性^[18]等内容。现有研究表明, 街道中的植被、水景、建筑立面等环境视觉因素可显著影响个人情绪, 适度的绿视率和水景面积, 以及丰富的建筑形式均有利于缓解个人压力。

在情绪的测度方面, 以往研究多使用问卷、访谈和现场观察等调研方法^[19-22]。然而, 基于受访者自我分类和评分的情绪测量研究较难保证准确性。部分研究进一步使用了可穿戴设备, 通过测量生理指标, 相对客观地反映受试者的主观情绪状态^[1,23-24]。但上述方法获得的数据样本量往往较小^[25], 较难反映人群的总体情绪状况, 且需要较高的人力、资金和时间成本。近年来, 部分研究使用了社交网络数据和语义分析工具识别大量社交平台使用者的情绪体验^[5,26-27]。该方法现已用于研究抑郁情绪^[27]、平静感^[28]、幸福感^[29]的空间分布, 以及气候与抑郁情绪^[30]、空气污染与幸福感的关系^[31]等。也有研究利用街景图像和社交网络数据探究了绿色空间的可见性与情绪状态的关系^[5]。

总体而言, 虽然现有研究已通过街景图像实现了街道特征的测度, 并利用多种方法测量情绪体验, 但多数研究聚焦于街道绿化特征与情绪的关系, 而对其他街道特征 (例如建筑、天空、车辆、业态类型、历史文化等) 的关注相对较少^[2]。

本研究旨在理解街道环境特征对个人情绪体验的作用机制, 识别影响个人情绪体验的街道环境特征, 从而为历史街区街道环境品质提升提供数据支持。以旧城更新街区为例, 首先利用开放街道地图 (Open Street Map, OSM)、百度街景图像和高德 POI (Point of Interest, POI) 数据提取街道特征, 并使用腾讯云语义分析工具获取街段内微博位

置签到数据的情绪值; 接着通过相关性分析和人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 回归模型, 分析街段的街道特征与情绪值之间的关系, 并预测了研究范围内所有街段的情绪值; 最后总结研究结果对街道空间品质提升的启示。本研究主要关注以下问题: 第一, 街道环境中有哪些特征对情绪有显著的正面或负面影响; 第二, 在研究范围内哪些地区的情绪体验较好, 哪些地区的情绪体验较差。

1 研究场地

研究场地位于广州市越秀区的北京路文化街区及其周边区域, 总面积约 3.5 km² (图 1)。北京路是古代广州的城市中轴线, 也是广州历史上最繁华的商业集散地。北京路文化街区功能丰富, 聚集了众多历史文化街道和景点, 同时是文商旅融于一体的城市综合体, 现代服务业占区域生产总值的比重接近七成。2014 年, 广州市批准规划建设北京路文化核心区, 形成以文化保护与发展为主要内容和特色的产业发展功能区^①。本研究聚焦于北京路文化街区, 为保证数据



图 1 研究范围

Fig.1 Scope of the study

①来自北京路文化旅游区官方网站 (http://www.beijinglu.yuexiu.gov.cn/bjl/pc_bjl/gywm_bjl/whhxq_bjl/20181106/detail-208377.shtm)。

量并进行横向分析比较，扩大了街景和微博签到数据的采集范围，包括北京路文化核心区及其向南延伸直至沿江路的区域。

2 研究方法

研究获取了大量街道特征数据与情绪数据，并对应到特定街段。利用包含情绪数据的街段，分析街道特征和情绪的相关性，训练 ANN 模型，并运用 ANN 模型对所有街段的情绪进行预测（图 2）。

2.1 街道特征与情绪数据的获取与处理

2.1.1 街景图像的获取与分割

本研究首先通过 OSM 获取了街道矢量数据，并使用百度地图 API 获取街景图像。百度地图作为一家持续更新的全景地图服务商，其街景图像数据具有覆盖范围广、图片质量高、更新周期短等优点，是较为理想的街景图像数据源。研究共获取了 941 个街景点，每个街景点均包括前后左右 4 个角度的图像，并附有地理坐标。这些街景点较好地覆盖了研究范围内不同等级的道路，包括狭窄的非机动车道，部分较宽的街道的图像还包含了街道两侧的街景（图 3）。

街景图像利用由 Cityscape 数据集训练的 PIDNet 模型进行语义分割。PIDNet 是一种基于深度卷积神经网络和比例积分微分控制器的场景语义分析模型^[32]。Cityscape 是一个广泛使用的数据集，可以识别真实城市场景中复杂的要素类别，包括车行道、人行道、建筑、植被、天空、车辆、人等 19 种要素^[33]，由其训练的 PIDNet 精确度为 80.6%^[32]。本研究在模型识别得到的 19 种街道要素中筛选出 13 种街道要素，将出现频率较低且位置具有较大偶然性的公交车、摩托车、自行车、骑行者、卡车要素以及场地中并不存在的火车要素去除。在数据采集过程中，街景平台接口会提供每个街景点前后左右 4 个视角的街景图像，因此，街景点的各街道要素占街景图像的比例（以下简称“街道要素占比”）取 4 个视角图像中对对应要素占比的平均值（图 4）。

2.1.2 高德地图 POI 数据获取

兴趣点（POI）指地图或导航系统中标注的特定地点，通常因其承担某种功能或具有吸引力而被标记，这类点状数据通常包含地点类型、用户评价等数据，常用于城市更新研究。高德地图 POI 数据具有相对完善的分类体系，涵盖 24 个行业大类、272 个行业中类和 913 个行业小类，能够覆盖城市大部分的业态类型，为街道环境研究提供丰富且详实的兴趣点信息数据。本研究通过 EasyPOI 工具采集了高德地图 POI 数据，研究范围内共有 5 063 条数据。根据场地情况，将这些 POI 分为 7 类：饮品、餐厅、购物娱乐、历史文化景点、公共设施、交通设施、居住区。每个 POI 均包含了地理坐标和类型信息。其中，饮品、餐厅、购物娱乐、历史文化景点 4 种类型的 POI 包含用户评分信息。

2.1.3 微博位置签到数据的获取与情绪识别

本研究使用微博位置签到数据分析公众在研究场地中的情绪体验。微博位置签到数据为用户在特定地点发送的微博

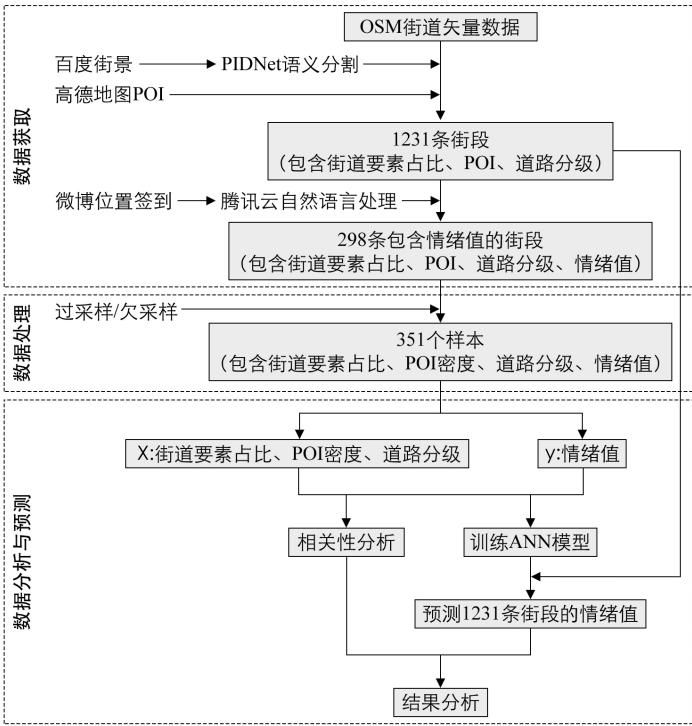


图 2 研究方法框架

Fig.2 Methodological framework for the study



图 3 数据获取位置

Fig.3 Data acquisition locations

信息, 包括发送的位置和图文内容。与传统的调研方法相比, 微博位置签到的数据量更大, 且为用户主动发送, 可以较为真实地反映大量用户在特定地点的情绪体验。

研究通过新浪微博开放平台 API 获取了 6 929 条位于研究范围内、发送时间为 2022 年 1—9 月的微博位置签到数据, 并提取了这些数据的文本内容, 利用腾讯云自然语言处理 API 分析其包含的情绪信息。腾讯云自然语言处理得到的情绪信息包含了正面情绪概率、负面情绪概率和情绪分类结果, 其中正、负面情绪概率之和为 1。因此, 后续分析仅使用正面情绪概率 (以下称为“情绪值”), 如果情绪值大于 0.5, 则情绪分类为正面, 反之为负面。

2.2 街道特征与情绪的相关性分析

2.2.1 建立街道特征和情绪的对应关系

通过以上方法得到的街道要素占比和情绪值均为点状数据。虽然街景点位于街道上, 但包含情绪值的签到数据位置点 (以下简称“情绪点”) 不一定位于街道上。为分析二者关系, 研究使用 ArcGIS 对数据进行处理:

1) 使用 ArcGIS 中“在点处分割线”工具, 用街景点将街道线打断, 将街道分为小“街段”, 得到 1 231 条街段。

街段长度平均值为 61.5 m, 中位数为 49 m。由于绝大多数街段的长度较短, 研究以各街段两端街景点的街道要素占比的平均值代表这一街段的街景信息。

2) 使用 ArcGIS 中“按位置选择”工具, 选取各街段附近的 7 种类型 POI 进行空间连接, 获得单位长度上的 POI 数量与评价。历史文化景点一般面积较大, 且 POI 多位于景点的中心, 它们可能距离街道较远, 因此历史文化景点 POI 与街段的连接距离为 50 m, 除此以外的 POI 类型的连接距离为 30 m。

研究采用 POI 密度, 即街段附近各类型 POI 数量与街段长度的比值, 描述每个街段中 POI 的分布情况。其中, 饮品、餐厅、购物娱乐、历史文化景点 4 种类型的 POI 包含用户评分信息, 分值范围为 1~5 分, 这些评分数据在一定程度上可反映用户群体的情绪体验。因此, 为更精确地体现 POI 的质量而非单纯的数量, 在对含有评分信息的 POI 进行计数时, 将每个 POI 评分除以 5 作为权重进行计算。这 4 种类型中部分 POI 不包含评分信息, 其原因可能是这些 POI 的热度不高或不具有评分功能, 但这并不意味着其评分低于其他 POI, 故研究以其

所属类型的所有 POI 评分的第一四分位数 (Q1) 作为此部分 POI 的评分值。公共设施、交通设施和居住区的 POI 数据不包含用户评分, 这 3 类 POI 仅考虑其数量与街段长度的比值。

3) 根据 OSM 的街道等级和实地调研情况, 将研究范围内的街道分为 4 个类型: 一级路、二三级路、小路 (可通车)、小巷 (不通车)。

4) 使用“按位置选择”工具, 选取距离各街段 30 m 以内的情绪点进行空间连接, 并以这些情绪点的情绪值的中位数作为对应街段的情绪值。然而, 不少街段在 30 m 以内没有情绪点。由于情绪在空间中并非均匀变化, 本研究并未使用插值方法获取所有街段的情绪值, 而是仅对在 30 m 以内包含情绪点的街段进行相关性分析和 ANN 训练。研究筛选街段共 298 条, 每条街段包含 21 个街道特征 (X) 和 1 个情绪值 (y) (图 5, 表 1)。虽样本量不大, 但以上处理保证了所有样本数据的对应关系均较为准确。

2.2.2 数据预处理

在利用上述街段的 21 个街道特征和情绪值进行相关性分析和 ANN 训练之前, 研究对数据进行预处理。

1) 去除异常值: 部分变量中包含异常值 (偏离平均值 3 个正负标准差以上), 这些异常值不能反映数据之间的总体关系趋势, 且少量的异常值也可能对结果造成较大影响, 因而需要去除包含异常值的样本。

2) 过采样 (Over-Sampling) 与欠采样 (Under-Sampling): 情绪值的分布具有明显的不均衡 (imbalance) 特征, 其绝大多数集中在 0.50~0.55。如果直接进行分析, 这些情绪值将对结果造成较大影响, 难以反映出不同街段的差异。因此, 本研究使用“对回归的合成少数过采样技术” (Synthetic Minority Over-Sampling Technique for Regression, SMOTER) 对数据进行处理^[34], 具体操作通过 Python 的 smogn 包实现。这种方法使用插值和高斯噪声对样本过少的区间进行过采样, 对样本过多的区间进行欠采样, 最终使不同区间中的样本数达到相对

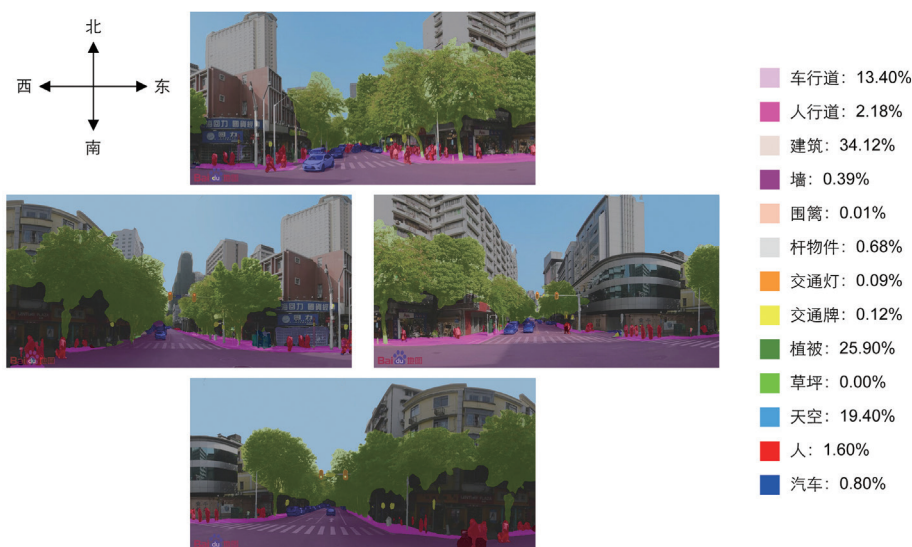


图 4 街景图像语义分割结果示例

Fig.4 Example of semantic segmentation results for street view images

均衡的状态。重新采样后的数据包含 351 个样本，这些样本将被用于相关性分析和 ANN 训练。

3) 独热编码 (One-Hot Encoding)：由于 4 类街道等级特征为分类数据而非数值，无法直接进行分析，研究使用独热编码将其转换为 4 个二进制形式数值，其所属类别的特征赋值为 1，其他特征为 0。

4) 归一化 (Normalization)：由于不同特征的取值范围不同，对所有特征和情绪值进行归一化处理，统一数值范围为 0~1。

5) Box-Cox 变换：部分街道特征的分布不均衡，即样本集中于某一范围，而在其他范围过于稀少，故本研究使用 Box-Cox 变换对所有特征的数据进行处理。Box-Cox 变换可以改善数据的正态性、对称性和方差齐性，其公式为：

$$y(\lambda) = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \\ \ln y, \lambda = 0 \end{cases} \quad (1)$$

本研究中 λ 取 0.5，即对数据进行平方根变换。由于 Box-Cox 变换要求数据取值为正，而现有数据包含 0，研究将所有数据加 0.01 后再进行变换。

2.2.3 相关性分析

由于多数街道特征数据不符合正态分布，本研究对各街道特征与情绪值进行 Spearman 相关性分析，得到 r 值和 P 值。 r 值介于 -1 到 1 之间， r 值为正数表示正相关，反之为负相关。 $|r|$ 的大小表示相关性的强弱，越接近 1 则相关性越强。一般而言， $0.3 \leq |r| < 0.5$ 表示弱相关， $0.5 \leq |r|$

< 0.8 表示中度相关， $|r| \geq 0.8$ 表示高度相关。 P 值表示相关性的显著性，如果 $P < 0.05$ ，则认为相关性具有统计学意义。

Spearman 相关性分析只能判断变量间的单调相关关系。如果 Spearman 相关性分析得到变量之间不具有相关性，并不能断言它们之间不存在关系。因此，研究同时使用了最大信息系数 MIC (Maximal Information Coefficient) 分析各街道特征与情绪值之间的关系。 MIC 可以计算变量之间的非线性关系，包括无法用方程描述的关系^[35]。 MIC 值介于 0 到 1 之间，值越大则相关性越强， $0.3 \leq MIC < 0.5$ 表示弱相关， $0.5 \leq MIC < 0.8$ 表示中度相关。 MIC 的显著性值 P_{MIC} 仅取决于样本量和 MIC 值本身，可通过查表得到^[36]。

2.3 基于 ANN 模型的街道情绪预测

街道特征变量与情绪值之间可能存在较为复杂的非线性关系，这种关系较难用传统的回归模型描述。为了反映多种街道特征与情绪之间的关系，并实现对情绪的预测，本研究利用上述处理得到的数据集 ($n=351$) 训练 ANN 回归模型。ANN 是一种深度学习技术，可构建多个变量间的复杂非线性关系^[37]。

研究将 21 个街道特征作为输入变量 (X)，将情绪值

表 1 街段数据描述统计

Tab.1 Street segment data descriptive statistics

街道信息	最小值	最大值	平均值	中位数	标准差
车行道	0.013	0.142	0.067	0.066	0.027
人行道	0	0.049	0.015	0.014	0.008
建筑	0.074	0.836	0.444	0.429	0.168
墙	0	0.045	0.002	0	0.004
围墙	0	0.156	0.018	0.011	0.023
杆物件	0	0.019	0.005	0.004	0.003
街道要素占比					
交通灯	0	0.002	0	0	0
交通牌	0	0.007	0.001	0.001	0.001
植被	0.003	0.666	0.305	0.316	0.151
草坪	0	0.043	0.003	0.001	0.006
天空	0	0.486	0.070	0.047	0.081
人	0	0.045	0.010	0.008	0.007
汽车	0.002	0.147	0.032	0.030	0.019
POI 密度					
饮品	0	1.282	0.041	0.015	0.102
餐厅	0	1.899	0.077	0.032	0.166
公共设施	0	1.770	0.086	0.056	0.142
历史文化景点	0	0.431	0.020	0.006	0.046
购物娱乐	0	0.606	0.058	0.028	0.091
交通设施	0	1.470	0.042	0.018	0.107
居住区	0	0.111	0.003	0	0.009
街道等级	-	-	-	-	-
情绪值	0.272	0.729	0.520	0.525	0.076



图 5 情绪点空间分布情况
Fig.5 Spatial distribution of sentiment points

(y) 作为输出变量, 训练 ANN 模型。虽然相关性分析结果显示部分街道特征对情绪值的影响较弱, 但多次尝试后发现若 ANN 模型保留所有街道特征可获得更高的精度。研究将数据集的 70% (n=246) 作为训练集, 30% (n=105) 作为测试集。构建的 ANN 模型具有 1 个输入层、6 个隐藏层和 1 个输出层, 输入层和每个隐藏层使用 ReLU 激活函数, 计划训练次数 (epoch) 为 1 000 次。为防止过拟合, 研究采用了早停法 (Early Stopping), 在精度指标停止改进的 100 次之后提前停止训练。

模型验证使用决定系数 R^2 (Coefficient of determination) 评估拟合度, 使用均方根误差 $RMSE$ (Root Mean Square Error)、平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error) 和平均百分比误差 $MAPE$ (Mean Absolute Percentage Error) 指标反映模型精度。

基于所有街段 (n=1 231) 的街道特征, 本研究使用训练好的 ANN 模型预测所有街道的情绪值。根据预测结果, 分析和比较北京路文化核心区、北京路文化街区 (不包括核心区) 和北京路文化街区以外的街道的情绪差异。研究将各街段切分为单位长度为 1 m 的小街段, 检验各区域中单位长度街段的情绪值分布是否具有显著差异。具体过程如下: 首先使用 Shapiro 检验, 发现各组情绪均不服从正态分布; 接着使用 Levene 检验, 发现各组情绪不具有方差齐性; 最后用非参数检验方法——两两 Mann Whitney 检验 (使用 holm 方法校准 P 值), 得到各组的情绪值均存在显著差异 ($P < 0.001$)。

3 研究结果

3.1 相关性分析结果

Spearman 相关性分析结果显示, 建筑、植被与情绪值之间存在显著的单调弱相关关系 ($|r| > 0.3, P < 0.01$), 其余街道特征变量与情绪值之间不存在显著的单调相关关系。然而, MIC 计算结果显示, 除了杆物件、交通牌、街道等级与情绪值基本不存在相关性, 其他街道特征与情绪之间均存在一定的非线性相关性 ($MIC > 0.3, P_{MIC} < 0.01$)。其中, 建筑与情绪值为非线性中度相关 ($MIC > 0.5, P_{MIC} < 0.01$)。总体而言, 多数街道特征与情绪值之间存在非线性相关关系 (表 2)。

为直观表达数据, 将街道要素占比简称为“可见率”。由于多数街道特征与情绪值呈非线性相关, 研究采用局部加权回归散点平滑法 (Locally Weighted Scatterplot Smoothing, LOWESS) 拟合的趋势线展示 6 个街道特征与情绪值的关系 (图 6)。这些街道特征出现频率较高, 且与情绪值之间具有相对较强和较显著的相关性。由图可见, 建筑可见率高于 40% 时与情绪值呈较强的正相关, 而植被可见率与情绪值呈负相关。

随着车行道可见率的增加, 情绪值呈先下降后上升趋势。尽管车行道通常对情绪有消极影响, 但当车行道面积达到一定规模时, 人行道面积也会相应增加, 从而对情绪产生积极

影响。天空可见率与情绪值的关系则相反, 天空可见性反映了街道两侧建筑或树木的密闭程度, 在天空可见率适中 (约 8%) 时情绪值总体较高。汽车可见率与情绪值呈负相关, 特别是当汽车可见率大于 4% 时, 这一趋势更为明显。随着单位长度的餐厅 POI 密度增加, 情绪值总体呈上升趋势, 当餐厅 POI 密度达到 3 以后, 情绪值基本保持稳定。

3.2 ANN 模型训练及情绪预测结果

Jacob Cohen^[38]认为 R^2 大于 0.26 即为高度拟合; Wynne W. Chin^[39]认为 R^2 在 0.33~0.67 时为中度拟合, 大于 0.67 时为高度拟合; Joseph F. Hair 等^[40]认为 R^2 在 0.5~0.75 为中度拟合, 大于 0.75 为高度拟合。本研究 ANN 模型的拟合度在测试集 (n=105) 上的检验结果为 $R^2=0.557$, 在所有样本 (n=351) 上的检验结果为 $R^2=0.818$, 这表明 ANN 模型取得了较高的拟合度, 而其他指标反映了模型具有较高的精度 (表 3)。从图 7 来看, 较多散点聚集在拟合线附近, 且拟合线函数接近 $y=y'$, 这说明模型预测的街段情绪值与街段实际情绪值几乎相等且误差

表 2 相关性分析结果
Tab.2 Results of correlation analysis

街道特征变量	r 值	MIC	与情绪值的相关性
车行道	-0.023	0.419**	非线性弱相关
人行道	-0.111*	0.361**	非线性弱相关
建筑	0.436**	0.596**	单调弱相关, 非线性中度相关
墙	-0.026	0.328**	非线性弱相关
围墙	-0.007	0.399**	非线性弱相关
杆物件	-0.032	0.279**	无
交通灯	-0.032	0.379**	非线性弱相关
交通牌	-0.080	0.293**	无
植被	-0.39**	0.473**	单调弱相关, 非线性弱相关
草坪	-0.164**	0.405**	非线性弱相关
天空	0.016	0.365**	非线性弱相关
人	-0.019	0.315**	非线性弱相关
汽车	-0.224**	0.304**	非线性弱相关
饮品	0.078	0.356**	非线性弱相关
餐厅	0.269**	0.493**	非线性弱相关
公共设施	0.078	0.317**	非线性弱相关
历史文化景点	0.081	0.489**	非线性弱相关
购物娱乐	0.065	0.429**	非线性弱相关
交通设施	-0.083	0.314**	非线性弱相关
居住区	-0.064	0.301**	非线性弱相关
一级路	-0.024	0.204	无
二三级路	-0.013	0.238**	无
小路 (可通车)	0.089	0.164	无
小巷 (不通车)	-0.010	0.220*	无

注: *代表 P 或 P_{MIC} 小于 0.05, **代表 P 或 P_{MIC} 小于 0.01。

较少，证明了预测模型的有效性。

将研究范围内所有街段 (n=1 231) 的街道特征变量输入训练的 ANN 模型，获得所有街段情绪的预测值。预测值范围为 0.302~0.770，平均值为 0.514。从情绪预测值的空间分布来看，北京路中轴线上的街道以正面情绪为主；靠近中轴线的街道的情绪值相对较高；随着与中轴距离的增加，街道的情绪值总体呈下降趋势；街道级别对情绪的影响并不显著 (图 8)。

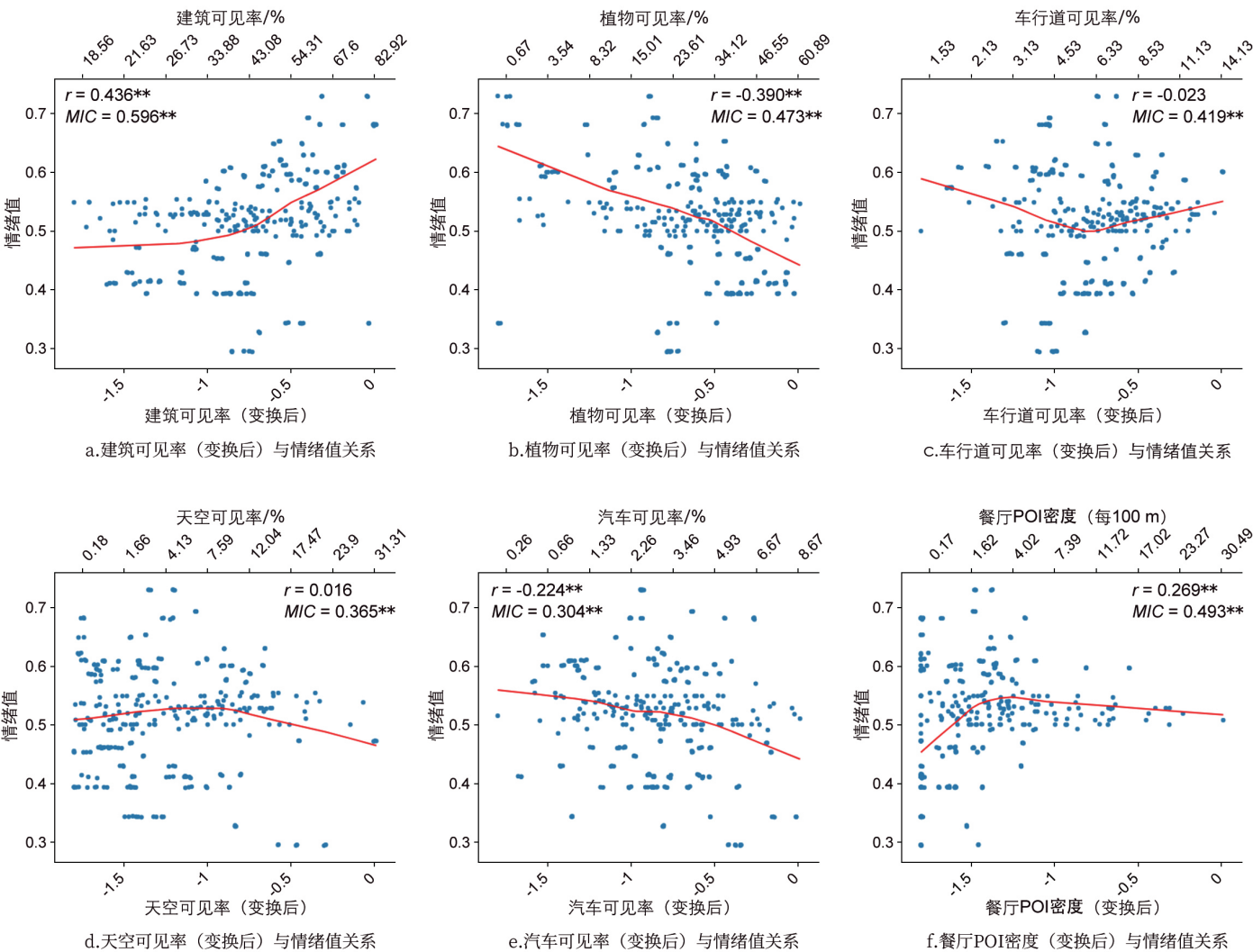
根据单位长度街道情绪值的统计结果 (图 9)，位于中心的北京路文化核心区的情绪值明显高于其他区域 (平均值 0.543)，核心区以南的北京路文化街区的情绪值最低 (平均值 0.508)，北京路文化街区以外的区域情绪值介于以上二者之间 (平均值 0.512)。这一结果说明北京路核心区建设较为成功，而北京路南部街区的品质仍有待提升。

4 讨论

4.1 街道特征对情绪的影响

研究发现，街道情绪体验受多种街道特征影响，其中建筑、植被、车行道、天空和汽车的可见率，以及餐厅数量和评价对情绪的影响较为显著。然而，多数街道要素对情绪的影响并非简单单调的，而是存在复杂的非线性关系。

建筑和植被的可见率与情绪之间有一定的单调弱相关关系，且建筑为正相关，植被为负相关，这一结果与部分现有研究的结果并不一致^[2,5,41-42]。以往研究多针对较大的城市尺度，而本研究以老城区的文化步行街区为主，场地尺度相对较小。北京路文化街区的功能较丰富、人气较高，核心区街道中的建筑数量较多而植被较少；而植被较多、建筑可见率较低的街道往往以交通功能为主。



注：*代表 $P<0.05$ ，**代表 $P<0.01$ ；蓝点为变换后的街道要素占比（可见率）与情绪值的对应关系，红线为通过LOWESS法拟合的趋势线。

图 6 部分街道特征与情绪值的关系散点图与拟合曲线
Fig.6 Scatterplots and fitted curves of the relationship between selected street characteristics and sentiment values

除此之外，不同街道特征之间的相关性分析也有助于研究结果的解读（图 10）。例如，建筑与交通灯的可见性之间存在弱负相关关系（ $r=-0.33, P<0.01$ ），根据情绪预测值空间分布情况（图 8），交通设施集中、建筑可见性较低的道路交叉口位置的情绪体验往往较差，而交通设施少且建筑立面丰富的步行街（如北京路商业街）情绪体验较好。这说明交通设施可能是建筑可见性与情绪值呈正相关的原因之一。另外，植被与建筑的可见率强负相关（ $r=-0.85, P<0.01$ ），且与天空可见率弱负相关（ $r=-0.34, P<0.01$ ）。而 LOWESS 拟合结果（图 6）显示，天空可见率在小于 7% 时与情绪值正相关。研究范围内冠大荫浓的行道树（如黄葛树 *Ficus virens*）过度遮蔽建筑和天空，形成压抑空间。因此天空可见性也是植被可见率与情绪值呈负相关的可能原因之一。然而，以上关系均为相关关系而非因果关系，因此并不能得出增加建筑或减少植被可提升情绪体验的结论。

4.2 街道规划设计启示

研究发现北京路中轴上的情绪预测结果基本均为正面情绪，且北京路文化核心区的情绪值明显高于其他区域。这些

结果表明，近年来广州市对北京路核心区的改造为市民提供了更好的体验。然而，北京路文化街区南部，特别是西南部高第街片区和海珠广场出现较低的情绪预测值。高第街是广州著名的老街区，但目前年久失修，总体上景观较为破败和杂乱；业态以服装批发为主，与相邻的北京路商圈业态不匹配。海珠广场在 2021 年进行整体景观改造，但与海珠桥连

表 3 ANN 模型的拟合度和精度指标

Tab.3 ANN model fit and accuracy metrics

检验指标	测试集	所有样本
R^2	0.557	0.818
RMSE	0.067	0.040
MAE	0.049	0.023
MAPE	9.97%	4.61%
平均值（实际）	0.517	0.516
平均值（预测）	0.515	0.517

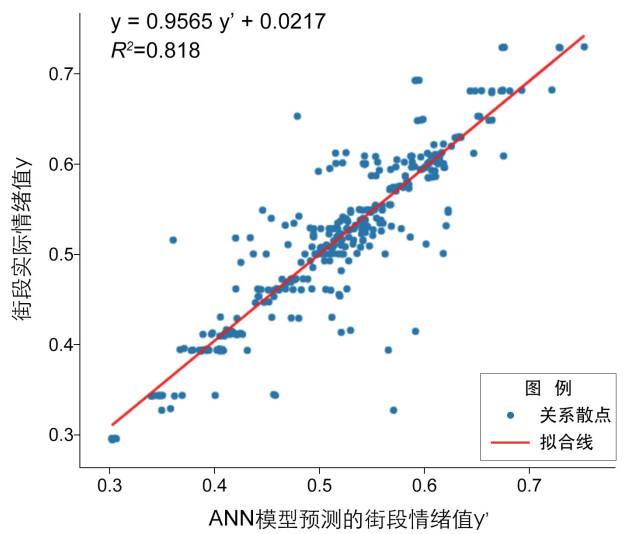


图 7 各街段实际情绪值与预测情绪值的关系散点图
Fig.7 Scatterplot and fit of actual and predicted sentiment values for all street samples

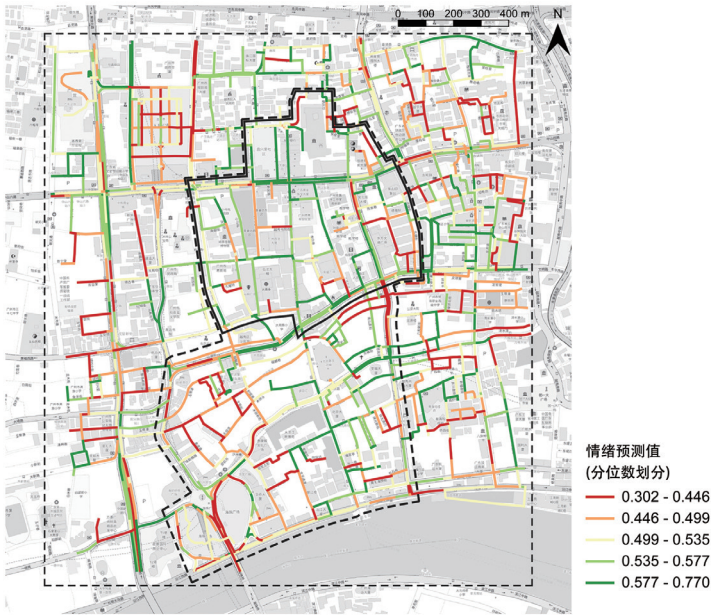
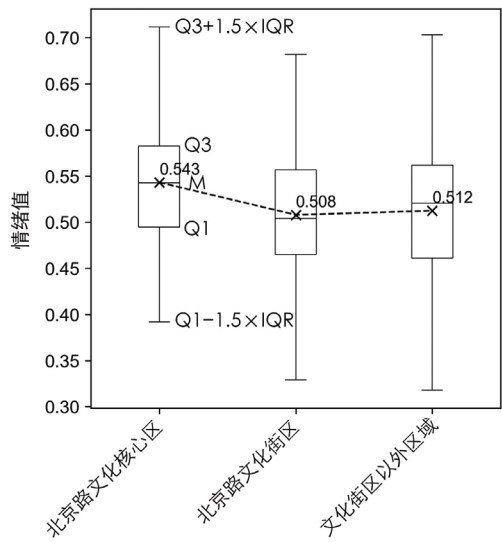


图 8 情绪预测值的空间分布
Fig.8 Spatial distribution of sentiment prediction results



注：“×”标记为该组样本的平均值，Q1为下四分位数，M为中位数，Q3为上四分位数，IQR为四分位距。

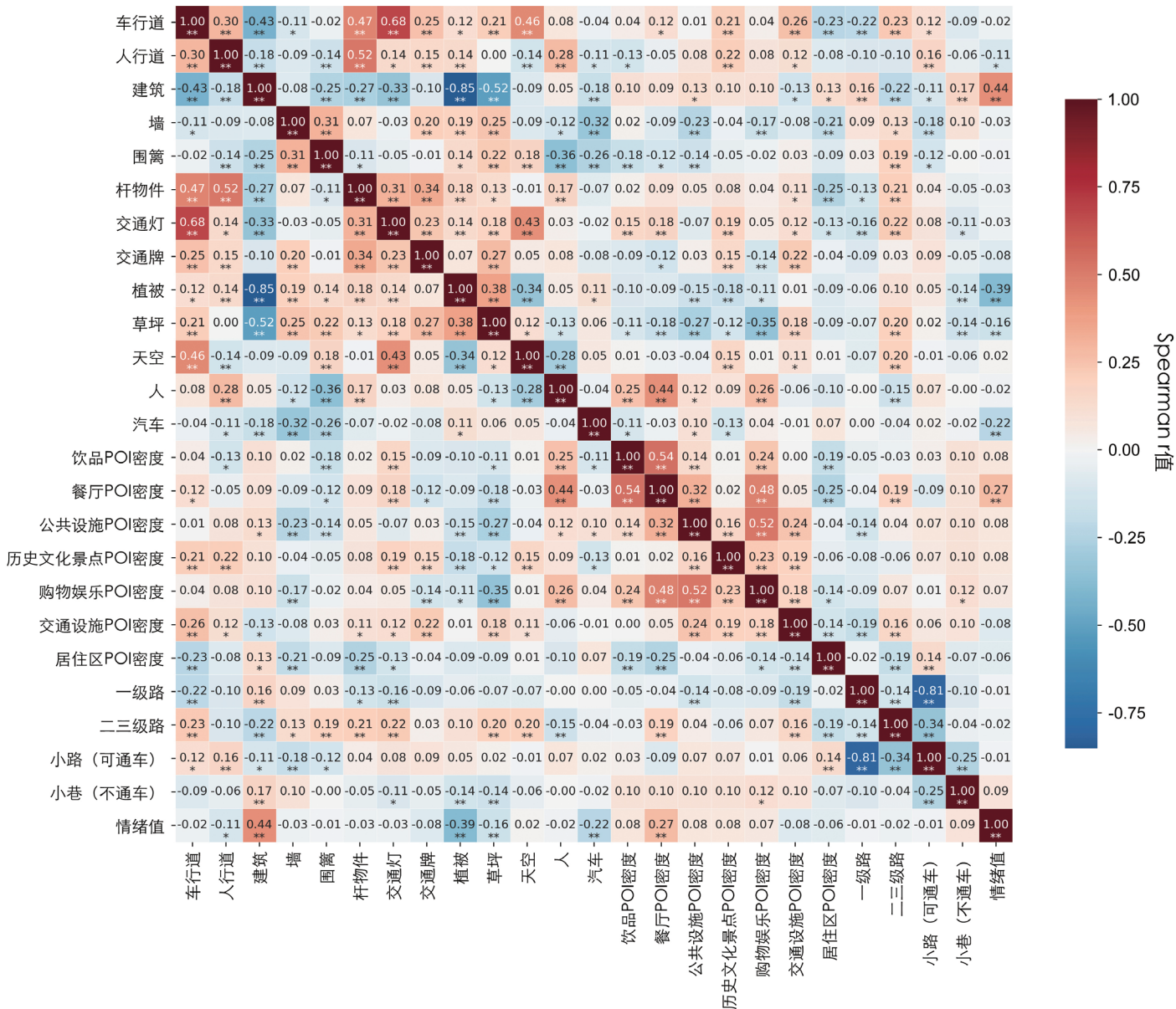
图 9 不同区域的单位长度街道情绪值分布箱线图
Fig.9 Box plots of the distribution of sentiment values per unit length of street in different areas

接的江南大道从广场正中穿过，且广场被大量城市道路的变道和匝道所围绕。与北京路文化街区其他位置相比，海珠广场交通状况较为复杂，且较为空旷，缺乏建筑和底层商业。综上所述，北京路外侧尚未改造的老旧区域仍存在很大的提升空间，需要通过修缮沿街建筑立面、规范街道内商业外摆、逐步引入高端服务业业态等方式对街道进行品质提升。另外，与北京路文化街区形成的“窄马路，密路网”的空间模式相比，大尺度广场的情绪体验相对较差，这种差异与复杂的交通状况密切相关。由于近年来政策放宽对电动自行车的管制，电动自行车占用人行道停放和借道行驶的情况越来越多，对

广场的使用体验造成不利影响。因此需要通过重新梳理人车动线、规划非机动车专用车道、加强电动自行车停放管理等方式，重新建立良好的入车秩序。

5 结论

研究以旧城更新街区为例，引入了微博签到数据研究多种街道特征与情绪体验之间的关系，并进一步分析其内在原因，提出对城市规划与设计实践的启示。研究发现：1) 北京路文化街区及其附近区域内，建筑可见率与情绪值呈弱正相关，植被可见率与情绪值呈弱负相关。2) LOWESS 拟合



注：* $P < 0.05$, ** $P < 0.01$

图 10 Spearman 相关性矩阵

Fig.10 Spearman correlation matrix

结果显示,车行道、天空可见率、餐厅 POI 密度与情绪值间也存在显著的非线性关系。3) 情绪预测结果显示,北京路文化核心区的情绪体验最优,中轴线上街道的情绪体验较好,但随着与中轴距离的增加,情绪值总体呈下降趋势。4) 距离北京路中轴线较远的西南部(高第街和海珠广场)出现了较多负面情绪,这些片区有待进一步改造和提升,例如采取措施减少城市道路的干扰,塑造更宜人的小尺度空间,并引入更多的业态。

相较于目前同类型研究中常用的情绪评价量表、穿戴式生理指标检测设备等手段,本研究无需在购置设备或者雇用人员上投入大量成本,即可获取数以万计的公众情绪体验数据,因而在数据量、信息丰富度以及数据获取成本方面更具优势。这体现了微博等在线社交平台数据在街道环境研究领域中的应用潜力。

本研究仍存在一定局限性。研究使用微博位置签到数据识别情绪,其虽然数据量较大,但因微博用户以年轻群体为主,并不能代表所有市民。同时,参加微博签到活动的多数为游客,较少包含北京路附近的居民。因此,基于微博签到数据的相关性分析和预测可能存在一定的误差。另一方面,本研究以街道中心线 30 m 范围为条件对签到数据进行筛选,部分签到的位置并不在街道空间内,而是街道附近的店面。虽然这些位置的情绪值在一定程度上受街道特征的影响,但也存在偏差。未来研究可将实地访问与签到数据进行对比研究,进一步理解二者差异,并结合二者数据以减少情绪值预测的误差。

注:图片均由作者自绘。

参考文献:

- [1] RESCH B, PUETZ I, BLUEMKE M, et al. An interdisciplinary mixed-methods approach to analyzing urban spaces: The case of urban walkability and bikeability[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17 (19): 6994.
- [2] CHEN C X, LI H W, LUO W J, et al. Predicting the effect of street environment on residents' mood states in large urban areas using machine learning and street view images[J]. *The Science of the total environment*, 2022, 816: 151605.
- [3] GONG Z Y, MA Q W, KAN C C, et al. Classifying street spaces with street view images for a spatial indicator of urban functions[J]. *Sustainability*, 2019, 11 (22): 6424.
- [4] DÖRRZAPF L, KOVÁCS-GYÖRI A, RESCH B, et al. Defining and assessing walkability: a concept for an integrated approach using surveys, biosensors and geospatial analysis[J]. *Urban Development Issues*, 2019, 62 (1): 5-15.
- [5] WANG R Y, BROWNING M H E M, QIN X F, et al. Visible green space predicts emotion: evidence from social media and street view data[J]. *Applied Geography*, 2022, 148: 102803.
- [6] LABIB S M, LINDLEY S, HUCK J J. Spatial dimensions of the influence of urban green-blue spaces on human health: a systematic review[J]. *Environmental Research*, 2018, 180: 108869.
- [7] BADER M D M, MOONEY S J, LEE Y J, et al. Development and deployment of the Computer Assisted Neighborhood Visual Assessment System (CANVAS) to measure health-related neighborhood conditions[J]. *Health & place*, 2015, 31: 163-172.
- [8] BADER M D M, MOONEY S J, BENNETT B, et al. The Promise, Practicalities, and Perils of Virtually Auditing Neighborhoods Using Google Street View[J]. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, 2017, 669: 18-40.
- [9] LI X J, ZHANG C R, LI W D. Does the visibility of greenery increase perceived safety in urban areas? Evidence from the Place Pulse 1.0 Dataset[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015, 4 (3): 1166-1183.
- [10] HELBICH M, YAO Y, LIU Y, et al. Using deep learning to examine street view green and blue spaces and their associations with geriatric depression in Beijing, China[J]. *Environment International*, 2019, 126: 107-117.
- [11] WANG R Y, LU Y, ZHANG J B, et al. The relationship between visual enclosure for neighbourhood street walkability and elders' mental health in China: using street view images[J]. *Journal of Transport & Health*, 2019, 13: 90-102.
- [12] 叶宇, 张灵珠, 颜文涛, 等. 街道绿化品质的人本视角测度框架——基于百度街景数据和机器学习的大规模分析[J]. *风景园林*, 2018, 25 (8): 24-29.
- [13] YE Y, RICHARDS D, LU Y, et al. Measuring daily accessed street greenery: a human-scale approach for informing better urban planning practices[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 191: 103434.
- [14] NAIK N, PHILIPOOM J, RASKAR R, et al. Streetscore: predicting the perceived safety of one million streetscapes[C]// IEEE. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Columbus, USA: IEEE, 2014: 779-785.
- [15] LI X J, ZHANG C R, LI W D, et al. Assessing street-level urban greenery using Google Street View and a modified green view index[J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2015, 14 (3): 675-685.
- [16] SHEN Q, ZENG W, YE Y, et al. StreetVizor: Visual Exploration of Human-Scale Urban Forms Based on Street Views[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24 (1): 1004-1013.
- [17] 徐磊青, 江文津, 陈箐. 公共空间安全感研究: 以上海城市街景感知为例[J]. *风景园林*, 2018, 25 (7): 23-29.
- [18] 郝新华, 龙瀛. 街道绿化: 一个新的可步行性评价指标[J]. *上海城市规划*, 2017 (1): 32-36, 49.
- [19] MA J, LI C J, KWAN M-P, et al. Assessing personal noise exposure and its relationship with mental health in Beijing based on individuals' space-time behavior[J]. *Environment International*, 2020, 139: 105737.
- [20] VAN DEN BERG A E, JORGENSEN A, WILSON E R. Evaluating restoration in urban green spaces: does setting type make a difference?[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2014, 127: 173-181.
- [21] WANG X X, RODIEK S, WU C C, et al. Stress recovery and restorative effects of viewing different urban park scenes in Shanghai, China[J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2016, 15: 112-122.

[22]WHITE M, SMITH A, HUMPHRIES K. et al. Blue space: the importance of water for preference, affect, and restorativeness ratings of natural and built scenes[J]. *Journal of Environmental Psychology*, 2010, 30: 482-493.

[23] 陈志敏, 黄璐, 黄莹, 等. 街道空间宜步行性的精细化测度与导控——基于虚拟现实与可穿戴生理传感器的循证分析[J]. *中国园林*, 2022, 38 (1) : 70-75.

[24] 陈笋, 刘颂. 基于可穿戴传感器的实时环境情绪感受评价[J]. *中国园林*, 2018, 34 (3) : 12-17.

[25]BERGNER B S, EXNER J P, MEMMEL M, et al. Human sensory assessment linked with geo-and mobile-data processing methods in urban planning exemplified on different cultures in Germany and Egypt[C]//*Proceedings 13th International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM) University of Utrecht. Netherlands: REAL CORP*, 2013: 1-18.

[26]ZHENG X Q, CHEN H Y, XU T Y. Deep learning for Chinese word segmentation and POS tagging[C]//*Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Seattle: The Association for Computational Linguistics*, 2013: 647-657.

[27]YANG W, MU L. GIS analysis of depression among Twitter users[J]. *Applied Geography*, 2015, 60: 217-223.

[28]WARTMANN F M, TIESKENS K F, VAN ZANTEN B T, et al. Exploring tranquillity experienced in landscapes based on social media[J]. *Applied Geography*, 2019, 113: 102112.

[29]SCHWARTZ A J, DODDS P S, O' NEIL-DUNNE J P M, et al. Visitors to urban greenspace have higher sentiment and lower negativity on Twitter[J]. *People and Nature*, 2019, 1 (4) : 476-485.

[30]YANG W, MU L, SHEN Y. Effect of climate and seasonality on depressed mood among twitter users[J]. *Applied Geography*, 2015, 63: 184-191.

[31]ZHENG S Q, WANG J H, SUN C, et al. Air pollution lowers Chinese urbanites' expressed happiness on social media[J]. *Nature Human Behaviour*, 2019, 3 (3) : 237-243.

[32]XU J, XIONG Z, BHATTACHARYYA S P. PIDNet: A Real-time Semantic Segmentation Network Inspired by PID Controllers[EB/OL]. (2023-04-07) [2024-12-10]. <http://arxiv.org/abs/2206.02066>.

[33]CORDTS M, OMRAN M, RAMOS S, et al. The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding[C/OL]//*IEEE. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE*, 2016: 3213-3223.[2024-12-10]. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7780719/>.

[34]BRANCO P, TORGO L, RIBEIRO R. SMOGN: a pre-processing approach for imbalanced regression[J]. *Proceedings of Machine Learning Research*, 2017, 74: 36-50.

[35]ALBANESE D, RICCADONNA S, DONATI C, et al. A practical tool for maximal information coefficient analysis[J]. *GigaScience*, 2018, 7 (4) : 1-8.

[36]RESHEF D N, RESHEF Y A, FINUCANE H K, et al. Detecting novel associations in large datasets[J]. *Science*, 2011, 334: 1818-1524.

[37]LI X, YEH A G O. Neural-network-based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2002, 16 (4) : 323-343.

[38]COHEN J. *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd Ed.)[M]. New York: Routledge, 1988: 215-271.

[39]CHIN W W. The partial least squares approach to structural equation modeling[J]. *Modern Methods for Business Research*, 1998, 295 (2) : 295-336.

[40]HAIR J F, RINGLE C M, SARSTEDT M. PLS-SEM: indeed a silver bullet[J]. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 2011, 19 (2) : 139-152.

[41]MARSELLE M R, BOWLER D E, WATZEMA J, et al. Urban street tree biodiversity and antidepressant prescriptions[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 22445.

[42]ZHAO J W, WU J X, WANG H D. Characteristics of urban streets in relation to perceived restorativeness[J]. *Journal of Exposure Science & Environmental Epidemiology*, 2020, 30: 309-319.

作者简介:

郭梓唯 /1996 年生 / 男 / 广东广州人 / 华南农业大学林学与风景园林学院 (广州 510642) / 在读硕士研究生 / 专业方向为园林康养与风景园林规划设计

刘京一 (* 通信作者) /1989 年生 / 男 / 江苏徐州人 / 博士 / 华南农业大学林学与风景园林学院 (广州 510642) / 副教授 / 研究方向为风景园林规划设计, 国土景观, 景观模拟与评估 /E-mail: liujingyi@scau.edu.cn