引文格式：张羿祺,黄浩然,信睿,等. 融合时空上下文特征的共享单车站点功能区自动识别方法[J]. 地理空间信息, 2025, 23(11): 27-32. doi:10.3969/j.issn. 1672-4623.2025.11.006

融合时空上下文特征的共享单车站点功能区自动识别方法

张羿祺[1]，黄浩然[1]，信　睿[2]，杨　敏[1*]
（1. 武汉大学 资源与环境科学学院，湖北 武汉 430079；2. 山东科技大学 测绘与空间信息学院，山东 青岛 266590）

摘　要：提出了一种融合多重时空上下文特征的共享单车站点功能区自动识别方法，解决了共享单车OD数据缺乏站点所在区域类型描述信息的问题，从而更好地支撑出行模式分析与规律挖掘。该方法从多源数据中提取共享单车站点周围区域的社会经济、城市形态、骑行流量变化等特征，综合运用规则判定和机器学习方法构建分类模型，最终实现对站点区域功能类型的识别。采用纽约市Citi Bike数据进行实验，结果表明基于反向传播神经网络模型的居住区、商业区、工业区站点分类精度达到89.37%。将该训练模型应用于芝加哥Divvy Bike和华盛顿特区Capital Bikeshare数据，分类精度均高于85%，表明该方法具有较好的泛化能力。根据分类结果，剖析了上述3个城市两个不同时期的出行模式变化和可能的成因。

关键词：共享单车站点；功能区分类；上下文特征；机器学习；出行模式
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）11-0027-06

Automatic Identification Method for Functional Zones of Bike-sharing Stations by Integrating Spatio-temporal Contextual Features

ZHANG Yiqi[1], HUANG Haoran[1], XIN Rui[2], YANG Min[1]
(1. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China;
2. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: We proposed an automatic identification method for functional zones of bike-sharing stations by integrating multiple spatio-temporal contextual features. This approach aims to address the lack of description information of areas surrounding bike-sharing stations in origin-destination data, thereby better supporting the analysis and discovery of travel patterns. The method extracts features from various data sources, including socioeconomic characteristics, urban morphology, and cycling traffic variations around bike-sharing stations, and combines rule-based methods with machine learning to construct a classification model for identifying functional zones around these stations. Experiment using Citi Bike data from New York demonstrated that the classification accuracy for residential, commercial, and industrial zones based on the back propagation neural network model reached 89.37%. The trained model was further applied to Divvy Bike data from Chicago and Capital Bikeshare data from Washington, D.C., achieving a classification accuracy of over 85%, indicating strong generalization ability. Based on the function identification of areas around bike-sharing stations, we analyzed the changes in travel patterns during two different periods in the three cities and explored the possible underlying reasons.

Key words: bike-sharing station, functional zone classification, contextual feature, machine learning, travel pattern

共享单车作为一种便捷低碳的交通方式，扮演着连接绿色出行“最后一公里”的重要角色[1-4]。记录共享单车出行路径的时空轨迹数据，能够精细刻画骑行用户的行为模式，为理解城市人群流动模式[5-6]提供新视角。目前，许多城市共享单车系统都提供了可下载的OD数据，描述共享单车从起始点到目的地的时空移动，通常包括车辆ID、起始/终止时间、起始/终止站点名称、起始/终止站点坐标等信息。近年来越来越多的学者[7-11]利用共享单车出行数据进行不同尺度的城市流动模式分析；已有相关学者基于不同的数据源开展城市功能区域分类识别研究[12-23]，结果表明街景影像、POI数据、手机动态数据等多种开源数据的综合应用能有效刻画城市功能区域特征。上述研究主要从街区尺度进行功能区划分，尺度较宏观；但共享单车站点往往在街区的边缘，其出行模式受限于具体的站点周边环境，需要聚焦于单车站点附近区域，对小范围内的功能类型进行精细识别，二者的识别在空间尺度上存在显著差异。现有研究主要采用1~2种数据源

项目来源：国家自然科学基金资助项目（42101452）。
第一作者简介：张羿祺（1999—），硕士研究生，研究方向为城市地理数据处理与分析，E-mail：2017301110126@whu.edu.cn。
通信作者：杨敏（1985—），博士，教授，研究方向为地图综合、深度学习，E-mail：yangmin2003@whu.edu.cn。

进行区域功能类型分析识别，难以有效解决共享单车站点区域的功能类型判别问题。

为解决上述问题，本文提出了一种融合多重时空上下文特征的共享单车站点功能区自动识别方法。首先利用OpenStreetMap（OSM）众包数据、Google街景影像、矢量建筑物数据和共享单车OD数据等多源数据提取共享单车站点周围的社会经济（AOI特征、POI特征）、城市形态（建筑物分布形态特征、街景视觉特征）和骑行流量变化（早晚高峰流量特征）等时空上下文特征；然后根据不同上下文特征输入，采用规则判定与机器学习相结合的方法对站点周围区域的功能类型进行分类识别。本文将共享单车站点分为7类，从而为细粒度出行模式的提取与分析奠定基础，支持站点布局和调度的精细化决策。

1 研究方法

1.1 共享单车站点功能区类型划分

共享单车站点所处功能区类型通常受其所在城市功能性质和土地利用情况的影响，因此共享单车站点的功能分类体系可参考城市功能区的分类。现有城市功能区识别研究[15,17-19,23]主要以街区为单元划分功能区类别。与居民出行密切相关的要素包括居住、办公、采购、就学、就医、休闲和交通等，本文从城市居民出行模式的角度，将共享单车站点所在区域类型分为居住区、商业区、工业区、休闲区、交通区、医疗区和教育区7类。

1.2 共享单车站点区域时空上下文特征提取

本文基于多源数据提取不同类型的上下文特征，包括AOI特征、POI特征、建筑物分布形态特征和街景视觉特征，从而为准确判断共享单车站点功能区类型提供依据。

1.2.1 AOI特征提取

AOI是指具有特定语义功能的面状目标。本文主要统计分析休闲、交通、医疗、教育4类AOI。其中，休闲类AOI包含公园、游乐场、绿地、广场和旅游区等；交通类AOI包含地铁站、火车站、机场等区域；医疗类AOI包含各类医院、疗养院等；教育类AOI包含各类学校机构。AOI数据能直接反映区域功能特点，是识别共享单车站点所在区域功能的重要依据。首先搜索站点 i 分析区域内是否存在上述类型的AOI目标，并统计各类AOI目标的面积和占比，从而合成向量 $\boldsymbol{A}_i'$；然后统计 $\boldsymbol{A}_i'$ 的最大项索引，该位置的值设置为1，其他位置设置为0，以获得AOI特征 $\boldsymbol{A}_i$，作为后续共享单车站点功能区判别的依据。例如，当站点 i 在分析区域内的休闲、交通、医疗、教育各类AOI面积占比分别为0.1、0.2、0和0.7时，$\boldsymbol{A}_i'=0.1[1,0,0,0]+0.2[0,1,0,0]+0[0,0,1,0]+0.7[0,0,0,1]=[0.1,0.2,0,0.7]$，因此站点 i 的AOI特征为 $\boldsymbol{A}_i=[0,0,0,1]$；若站点分析区域内没有AOI目标，则 $\boldsymbol{A}_i=[0,0,0,0]$，即AOI特征为空。

$$\boldsymbol{A}_i'=\sum_{j=1}^{4}\frac{a_{ij}}{a_i}\times \mathrm{vec}_{j,A}$$

式中，a_{ij} 为站点 i 的分析区域内第 j 类AOI目标的面积和；a_i 为所有AOI目标的总面积；$\mathrm{vec}_{j,A}$ 为休闲、交通、医疗、教育类的独热编码，分别为 $[1,0,0,0]$、$[0,1,0,0]$、$[0,0,1,0]$ 和 $[0,0,0,1]$。

1.2.2 POI特征提取

城市设施POI具有数量大、隐含社会经济特征丰富的特点，是城市功能区分析的重要信息源[18]。本文从OSM下载POI数据，但站点分析区域内涵盖的POI类别有限，不能很好地描述单车站点周围的环境特征；因此结合共享单车出行场景对POI类型进行重分类（表1），并参考百度地图[24]、高德地图[25]等主流路径规划应用程序的POI分类规范，以确保分类结果更符合实际应用需求，能更好地满足共享单车站点功能区识别任务。

POI特征提取时，统计单车站点分析区域内各类POI数量占比，并组织为POI特征向量。对于每个类别 j，分析区域内第 j 类POI的数量（n_{ij}）和POI总数（N_i），计算各类POI的数量占比；再乘以该类别的描述向量 $\mathrm{vec}_{j,P}$；最后13类POI的统计值之和即为POI特征向量。vec_j 为13维向量，其中第 j 个位置的值为1，其余位置为0。

1.2.3 建筑物分布形态特征提取

共享单车站点周围建筑物的分布形态特征能在一定程度上反映区域功能类型[17]。首先搜索站点 i 分析区域内的矢量建筑物目标数量 $N_{i,b}$；再计算建筑物面积均值 $\bar{A}_i$、面积最大值 $A_{i,\max}$、周长均值 $\overline{P}_i$ 和周长最大值 $P_{i,\max}$，形成5维特征向量 $[N_{i,b},\ \overline{A}_i, A_{i,\max},\ \overline{P}_i,\ P_{i,\max}]$；最后对其进行归一化处理，得到建筑物分布形态特征。

1.2.4 街景视觉特征提取

本文采用PSPNet模型[26]提取共享单车站点周围的街景特征。具体步骤包括（图1）：①以站点为采样点

表1　POI数据重分类

本文分类	原始分类
宾馆	guesthouse、hostel、hotel、motel
餐饮	bakery、beverages、cafe 、fast_food、food_court、restaurant
购物	beauty_shop、bicycle_shop、bookshop、butcher、car_dealership、chemist、clothes、computer_shop、convenience、department_store、doityourself、florist、furniture_shop、general、gift_shop、greengrocer、jeweller、mall、market_place、mobile_phone_shop、optician、outdoor_shop、shoe_shop、sports_shop、stationery、supermarket、toy_shop、vending_any、vending_parking、video_shop
教育培训	college、kindergarten、school、university
金融	atm、bank
旅游	archaeological、artwork、attraction、camp_site、travel_agent、viewpoint
日常服务	car_rental、car_sharing、car_wash、drinking_water、hairdresser、laundry、post_box、post_office、recycling、recycling_clothes、recycling_glass、recycling_paper、shelter、telephone、toilet、waste_basket、water_tower
文化休闲娱乐	arts_centre、bar、bench、biergarten、chalet、cinema、dog_park、fountain、garden_centre、golf_course、ice_rink、kiosk、library、memorial、monument、museum、newsagent、nightclub、park、picnic_site、pub、theatre、theme_park、tourist_info
医疗卫生	dentist、doctors、hospital、pharmacy、veterinary
运动	pitch、playground、sports_centre、swimming_pool
政府办公	community_centre、courthouse、embassy、fire_station、police、prison、town_hall
传媒与通信	comms_tower
其他	camera_surveillance、lighthouse、observation_tower、ruins、tower、track、wayside_cross、wayside_shrine、windmill

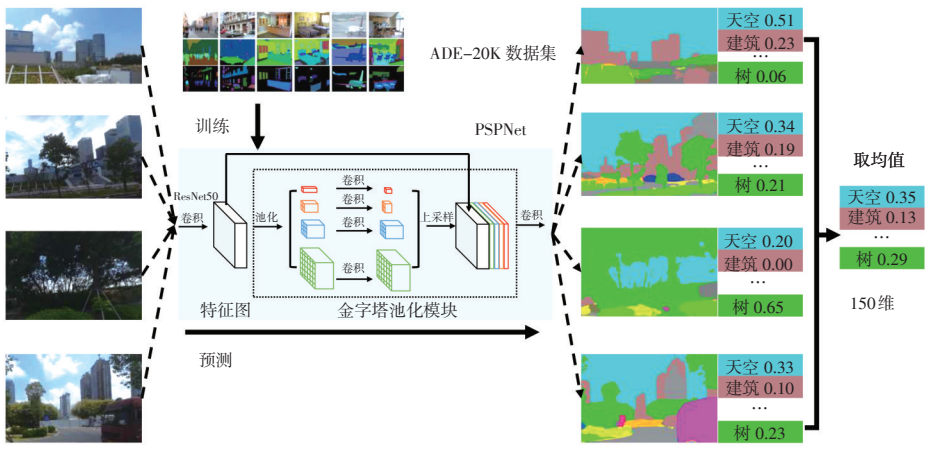
获取4幅不同朝向的街景图像，为减少无效的路面信息干扰，仅截取街景图像的上半部分作为模型输入；②将4幅街景影像数据分别输入训练好的PSPNet模型，实现街景的像素级语义分割，其中利用参考文献[27]推荐的ADE-20K数据集训练的PSPNet模型，将街景语义信息映射为150类；③通过语义分割，每个待分类站点将得到4张特征图，该特征图将街景图分割映射到设定的150类街景语义中，进一步统计4张图像的150类像素占比；④对4张图像取各维度的平均值，得到150维的街景视觉特征。

1.2.5　早晚高峰流量特征

共享单车数据的早晚高峰流量可有效反映站点的时间特性。特征提取时，通过统计共享单车站点在选定早高峰和晚高峰时段被记录为起始、终止站点的频次，得到待分类共享单车站点的早高峰流入、流出量和晚高峰流入、流出量；再进行归一化处理，获得4个维度的早晚高峰流量特征向量。

1.3　共享单车站点功能区识别

鉴于AOI是矢量数据，从其属性信息可推导出休闲、交通、医疗、教育4类特征数据，且精度较高，因此本文对周围具有AOI目标的站点采用规则判定方法进行功能区识别；而对周围无AOI目标的站点，则通过机器学习方法进行功能区识别。具体方法描述为：分析共享单车的待分类站点周围是否有



a 街景　　b 语义分割　　c 分割结果与像素百分比　　d 街景特征

图1　基于PSPNet的街景视觉特征识别示意图

AOI目标，①有AOI目标则根据站点附近面积占比最大的AOI，判定站点所处区域为休闲、交通、教育或医疗区；②无AOI目标则进一步提取其时空上下文特征，包括POI特征、建筑物分布形态特征、街景视觉特征和早晚高峰流量特征，拼接上述特征，输入机器学习分类模型进行识别判定，将未分类站点映射为居住、商业或工业区站点。在机器学习分类模型模块，本文引入了K近邻（KNN）、随机森林（RF）、支持向量机（SVM）和反向传播神经网络（BPNN）4种广泛应用的监督学习分类方法。

2 实验分析与评价

2.1 实验数据与预处理

本文采用美国纽约市Citi Bike、芝加哥市Divvy Bike、华盛顿特区及其周边区域（以下简称为华盛顿特区）Capital Bikeshare的开放共享单车OD数据集进行实验。本文选取2019年4月和2020年4月的共享单车出行OD数据进行分析。考虑到原始OD数据存在记录冗余与错误，本文对该数据进行了删除缺失值、重复值、异常值等数据清洗，最终获得共享单车站点纽约市943个、芝加哥市611个、华盛顿特区606个。参考城市站点的通用接驳范围阈值[28]将共享单车站点分析区域的半径设置为500 m。在早晚高峰流量特征提取过程中，设置7:00—9:00为早高峰时段，17:00—19:00为晚高峰时段。此外，用于街景分割的PSPNet网络设置优化器为SGD，学习率统一为0.02，训练次数为5 000。采用AOI特征识别站点所属类型，纽约市、芝加哥市和华盛顿特区分别赋值513、253、292个站点（表2）；对于其他未识别站点，需要获得站点功能区分类参考真值，应用于机器学习模块，该参考值由3位制图员综合考虑街景及其周边功能区进行标注和交叉检验。在机器学习分类模块中，通过实验发现，当利用多于25%的站点数据进行模型训练时，模型分类结果趋于稳定。因此，本文以30%的纽约市站点数据为训练集，剩余70%的数据为测试集。KNN模型设置K值为8；RF模型决策树数量设置为50；SVM模型采用高斯函数，正则化参数为1.0；BPNN模型学习率设置为0.001，最大迭代次数为10 000次。

表2 AOI特征识别的休闲、交通、医疗和教育区站点统计/个

功能类型	纽约市站点	芝加哥市站点	华盛顿特区站点
休闲类	265	125	187
交通类	41	13	3
医疗类	23	30	10
教育类	184	85	92

2.2 共享单车站点功能区识别结果

基于提取的时空上下文特征，进一步通过机器学习模块识别居住区、商业区、工业区站点。为量化评价各机器学习模型，本文采用准确率总体评价模型，采用精确率、召回率和F_1-score测试模型各分类的识别效果。纽约市测试集的3个分类任务结果见表3，可以看出，所有模型中BPNN分类器的整体表现最佳，其分类准确率高达89.73%，KNN、RF和SVM模型的准确率分别为78.07%、80.73%和81.40%；特别是对于工业和商业区站点的识别，BPNN分类器的表现尤为突出，其F_1-score均超过了0.90。综上所述，本文方法采用的4种机器学习方法在纽约市共享单车站点分类任务中均表现良好，其中BPNN模型具有最优的识别性能。

表3 纽约市居住、商业、工业类站点分类的混淆矩阵和评价指标

模型	人工标注	混淆矩阵			精确率/%	召回率/%	F_1-score	准确率/%
		居住	商业	工业				
KNN	居住	108	11	11	71.05	83.08	0.77	78.07
	商业	8	70	0	86.42	89.74	0.88	
	工业	36	0	57	83.82	61.29	0.71	
RF	居住	112	8	10	74.67	86.15	0.87	80.73
	商业	10	68	0	87.18	87.18	0.87	
	工业	28	2	63	86.30	67.74	0.76	
SVM	居住	105	9	16	77.21	80.77	0.79	81.40
	商业	9	69	0	88.46	88.46	0.88	
	工业	22	0	71	81.61	76.34	0.79	
BPNN	居住	115	9	6	87.12	88.46	0.88	89.37
	商业	6	72	0	88.89	90.57	0.91	
	工业	11	0	82	93.18	90.61	0.91	

此外，为评估模型的泛化能力，将训练好的4个模型应用于芝加哥市和华盛顿特区的共享单车站点分类，结果见表4，可以看出，4个模型在这两个城市的数据集上均达到了70%以上的准确率，其中BPNN模型的总体表现仍为最佳。测试结果表明，本文方法中的机器学习模块具有良好的泛化能力。

表4 机器学习模块泛化性测试结果/%

模型	芝加哥市准确率	华盛顿特区及周边区域
KNN	79.32	77.38
RF	83.12	83.51
SVM	74.52	81.56
BPNN	86.87	90.44

2.3 出行模式变化分析

为验证本文方法的应用价值，进一步将站点区域分类结果应用于城市出行模式的分析任务中。本文将共享单车站点所在区域分为7类，形成了49种共享单

车出行模式。根据站点功能区识别结果，分析3座城市2020年4月相较于2019年4月的共享单车出行模式变化。在总体流量基数方面，2020年4月的总出行流量由约33万条急剧下降至5万条，减少了约85%。对共享单车流量数据进行归一化，统计2020年4月与2019年4月各类出行占比的差值，结果见图2，颜色越红代表出行占比提升越多，越蓝则占比下降越多。2020年纽约市起止站点在交通区和商业区的出行占比下降，分别高于4.20和2.70个百分点；而起止点在居住区与休闲区的出行总体占比均提升多于2.50个百分点；涉及工业、医疗与教育区附近站点的出行呈现较弱提升，其中医疗区为起止点的出行提升较多。芝加哥市以居住区站点为起始或终点的出行大幅增加，分别为9.26和8.88个百分点，这主要是受居住区站点间出行增加的影响；以交通区为起止点的出行下降了6.92和6.91个百分点，商业区下降了5.32和4.82个百分点；工业和医疗区站点出行呈上升趋势，教育区站点出行呈现轻微下降但变化不显著。华盛顿特区以工业类和居住区为起止点的出行增加，累计均超过3个百分点；以商业区为起止点的出行上升了5个百分点，以休闲类为起止点的出行下降了超过2个百分点；交通区、医疗区和教育区出行变化较小，交通和医疗区小幅上升，而教育区总体小幅下降。

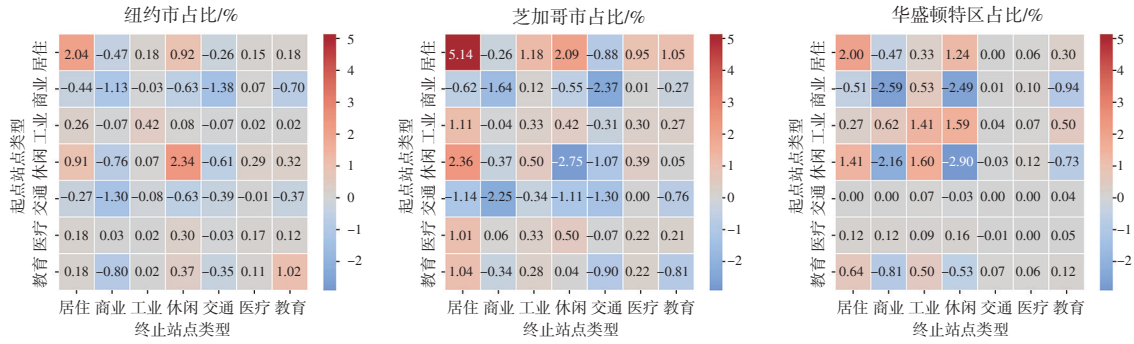


图2　2019年4月和2020年4月3座城市各类出行模式占比变化热力图

总体来看，这3座城市在居住区出行占比增加、商业区出行占比减少方面呈现相似趋势，医疗区出行均呈微弱上升趋势，但在工业区和交通区的出行占比变化存在显著差异。其原因可能是，受城市原始出行模式差异和新冠疫情的共同影响，3座城市在不同时间实施了居家令和要求在公共区域佩戴口罩等措施，影响了居民的出行行为。为提高用户出行体验，对于3座城市的共享单车系统给出以下调配建议：综合考虑共享单车出行流量基数减少、投放自行车数量与往年相近等情况，建议在休闲场所（开放式公园或运动场地等）和居住区周围投放更多的共享单车，可通过商业区、大型公交站（包括公交枢纽站、地铁站、火车站、机场等）附近站点进行调配；特别是芝加哥市，建议在居住区域周围投放更高比例的共享单车。

3　结　论

共享单车数据作为一种时空轨迹数据，可反映用户的出行模式，但由于缺乏站点的周围环境信息，限制了共享单车出行模式的精细分析与深入挖掘。本文提出的融合多重时空上下文特征的共享单车功能区自动识别方法，具有较高的准确性和泛化能力，是解决共享单车站点区域类型信息提取难题的一种有效方法。对纽约市、芝加哥市、华盛顿特区出行模式的变化分析表明，补充站点区域类型信息后，能有效提升基于共享单车OD数据的出行模式分析与规律挖掘能力。然而，本文在考虑站点周边环境属性的复杂性方面仍有不足，站点周围环境并非一元化地映射到某一特定类别，而是可能存在多种类型复合或类型随时间呈现动态变化；此外结果分析中并未顾及基于AOI识别可能存在的不确定性，这些内容需要在未来的研究中进一步探讨和验证。

参考文献

[1] Si H, Shi J, Wu G, et al. Mapping the Bike Sharing Research Published from 2010 to 2018: A Scientometric Review[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 213:415-427

[2] Eren E, Uz V E. A Review on Bike-sharing: The Factors Affecting Bike-sharing Demand[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 54:1-12

[3] Xu Y, Chen D, Zhang X, et al. Unravel the Landscape and Pulses of Cycling Activities from a Dockless Bike-sharing System[J]. Computers, Environment and Urban Systems,

2019,75:184-203

[4] Pucher J,Buehler R,Bassett D R,et al. Walking and Cycling to Health: A Comparative Analysis of City, State, and International Data[J]. American Journal of Public Health, American Public Health Association,2010,100(10):1 986-1 992

[5] Liu Y,Liu X,Gao S,et al. Social Sensing: A New Approach to Understanding Our Socioeconomic Environments[J]. Annals of the Association of American Geographers, Taylor and Francis,2015,105(3):512-530

[6] Zheng Y. Trajectory Data Mining: An Overview[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2015,6(3):1-41

[7] Xin R,Ai T,Ding L,et al. Impact of the COVID-19 Pandemic on Urban Human Mobility: A Multiscale Geospatial Network Analysis Using New York Bike-sharing Data[J]. Cities,2022, 126:1-19

[8] Zhang H, Zhuge C, Jia J, et al. Green Travel Mobility of Dockless Bike-sharing Based on Trip Data in Big Cities: A Spatial Network Analysis[J]. Journal of Cleaner Production, 2021,313:1-10

[9] Meng F, Zheng L, Ding T, et al. Understanding Dockless Bike-sharing Spatiotemporal Travel Patterns: Evidence from Ten Cities in China[J]. Computers,Environment and Urban Systems,2023,104:1-17

[10] Li Q,Xu W. The Impact of COVID-19 on Bike-sharing Travel Pattern and Flow Structure: Evidence from Wuhan[J]. Cambridge Journal of Regions,Economy and Society,2022, 15(3):477-494

[11] Dong X, Zhang B, Wang Z. Impact of Land Use on Bike-sharing Travel Patterns: Evidence from Large Scale Data Analysis in China[J]. Land Use Policy,2023,133:1-16

[12] Liu Y, Kang C, Wang F. Towards Big Data-driven Human Mobility Patterns and Models[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2014,39(6):660-666

[13] Hess A, Hummel K A, Gansterer W N, et al. Data-driven Human Mobility Modeling: A Survey and Engineering Guidance for Mobile Networking[J]. ACM Computing Surveys (CSUR),2015,48(3):1-39

[14] Wu H,Li Y,Lin A,et al. A Review of Crowd Sourced Geographic Information for Land-use and Land-cover Mapping: Current Progress and Challenges[J]. International Journal of Geographical Information Science,2024,36:1-33

[15] 郑国强,乔宇昊,孙思民. 基于POI数据的城市功能区识别研究[J]. 地理空间信息,2023,21(10):58-61

[16] Xu Y,Jin S,Chen Z,et al. Application of a Graph Convolutional Network with Visual and Semantic Features to Classify Urban Scenes[J]. International Journal of Geographical Information Science , Taylor and Francis , 2022 , 36(10): 2 009-2 034

[17] Xing H,Meng Y. Integrating Landscape Metrics and Socioeconomic Features for Urban Functional Region Classification[J]. Computers,Environment and Urban Systems,2018, 72:134-145

[18] Xu S,Qing L,Han L,et al. A New Remote Sensing Images and Point-of-interest Fused (RPF) Model for Sensing Urban Functional Regions[J]. Remote Sensing,2020,12(6):1 032

[19] Yu M,Xu H,Zhou F,et al. A Deep-learning-based Multimodal Data Fusion Framework for Urban Region Function Recognition[J]. ISPRS International Journal of Geo-information, 2023,12(12):1-21

[20] Wu H,Luo W,Lin A,et al. SALT: A Multifeature Ensemble Learning Framework for Mapping Urban Functional Zones from VGI Data and VHR Images[J]. Computers,Environment and Urban Systems,2023,100:1-16

[21] Mo Y, Guo Z, Zhong R, et al. Urban Functional Zone Classification Using Light-detection-and-ranging Point Clouds, Aerial Images,and Point-of-interest Data[J]. Remote Sensing,2024,16(2):1-30

[22] Toole J L,Ulm M,González M C,et al. Inferring Land Use from Mobile Phone Activity[C]//Proceedings of the ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing,2012: 1-8

[23] Tu W,Hu Z,Li L,et al. Portraying Urban Functional Zones by Coupling Remote Sensing Imagery and Human Sensing Data[J]. Remote Sensing,2018,10(1):1-20

[24] 百度. 百度地图POI行业分类(tag)[EB/OL]. (2018-10-10)[2024-09-01]. https://doc.bce.baidu.com/bce-documentation/DUMAP/tag.pdf

[25] 高德软件技术有限公司. POI分类编码: 高德POI分类与编码(中英文)_V1.06_20230208[EB/OL]. (2023-10-13)[2024-09-01]. https://lbs.amap.com/api/webservice/download

[26] Zhao H,Shi J,Qi X,et al. Pyramid Scene Parsing Network[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017:2 881-2 890

[27] Yao Y,Liang Z, Yuan Z, et al. A Human-machine Adversarial Scoring Framework for Urban Perception Assessment Using Street-view Images[J]. International Journal of Geographical Information Science,Taylor and Francis,2019,33(12): 2 363-2 384

[28] 严海,杨荣荣,熊文,等. 步行和自行车接驳轨道交通时空阈值研究[J]. 城市交通,2013,11(2):83-90