基于街景的生活性街道微更新调研方法研究

文章摘要:在现今城市存量更新与以人为本的发展背景下,传统城市调研方法难以深入挖掘居民日常使用需求,且存在效率较低、调研成果难以为设计提供有力支撑的问题。随着数字技术的发展,城市空间品质量化分析对于城市规划与城市更新设计前期调研分析的作用开始逐渐显现,其中较多使用到的是街景图像数据的定量分析。本文尝试以北京酒仙桥社区两个南部居住社区为调研场地,将传统调研与街景图像数据获取与深度学习语义分割技术相结合,量化分析城市中亟待更新的社区生活性街道,回应本地居民的日常使用需求,完善城市微更新的前期分析与节点选址的调研方法。数字技术的运用并不是为了取代设计师在城市设计前期分析中的作用,而是作为人脑的辅助与完善工具,两者结合才能在当下为城市更新做出更加有效的贡献。

关键词:城市微更新、社区生活性街道、街景图像数据、深度学习、图像语义分割、选址调研

1. 研究背景

1.1 城市存量发展与城市更新

近年来,我国快速城镇化进入尾声,一些先前被忽视的"城市病"开始显现。随着《中共中央国务院关于进一步加强城市规划建设管理的若干意见》等文件的颁布,以及十九届五中全会对我国已转向高质量发展阶段的明确提出¹¹,城市建设逐渐从追求建设面积扩大的大尺度蓝图式扩张开始转向追求建设品质提升的小尺度修补式建成环境微更新改善。

1.2 社区生活性街道

作为承载城市交通运输与公共生活的场所,街道与道路的总面积约占城市总用地面积的25%,是城市中典型的空间要素与城市设计的基本客体,因此具有成为城市存量发展的主要改造对象的潜力,但由于产权复杂、利益多元、历史规划粗放等问题,处于衔接层级且贯穿于整个城市中的街道却鲜少成为存量发展的讨论对象^[2]。王建国教授^[3]认为,道路多承担交

通运输的功能;街道除了承担部分运输功能,则天然地更多容纳步行活动与日常生活,其景观与天空、绿化、路面、基础设施、周边建筑等都有较大关系。简·雅各布斯在《美国大城市的死与生》中开章明义地提出一座城市的活力与趣味隐藏在其大街小巷中^[4]。街道不仅是城市的筋骨,更是城市的神经网络,是展现一座城市风貌与特色的窗口。街道曾是人群社会生活的主要容器,然而在快速城市化的背景下,城市逐渐从人的城市成为车的城市,通过性机动车道越建越宽,而相对应的生活性街道则开始破败甚至在城市发展中被边缘化,同时无处不在的车辆挤占着行人的空间,挤占着发生于街头巷尾的人际故事的可能性。但即便空间不足,熟人间的攀谈、商贩此起彼伏的叫卖、孩童的嬉戏,依旧在街道的街头巷尾,在高楼与车辆间、在老旧的围栏与墙壁间焕发着活力与生机(图 1)。人天生具有社交属性么人也正是人与人的交往与活动赋予了城市生活生机,这些是无论多么形态复杂多变的建筑也无法比拟的^[5]。

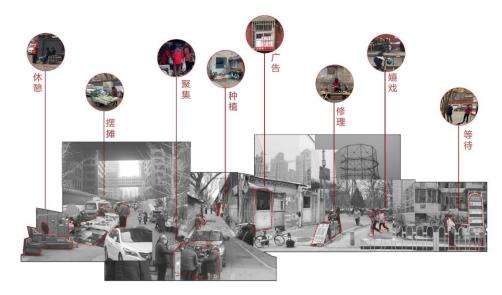


图 1 北京酒仙桥社区街头巷尾的活动

因此,在城市发展模式从"增量"转向"存量"的当下,对城市生活性街道的物质空间进行针灸式改造,以改善建成环境,使其能容纳更多居民的日常活动,更符合本地人群的使用偏好与需求,已逐渐成为城市精细化、人本化发展的重要组成部分。

1.3 传统城市更新的困境

然而,现行的更新主要从沿街商业界面着手,更注重整体经济上的投入与回报关系。虽 然或许能呈现出"上镜"的改造成果,但这类改造往往更加游客导向与商家导向,而其是否 回应了当地居民日常生活中的问题并对人居环境有实质的改善则不得而知。同时,传统城市设计模式下,场地调研分析与更新节点选址十分依赖于建筑设计师与城市规划师的经验积累与主观判断,而非基于本地居民的需求,抑或是对整个片区中的同类空间进行科学地比较后的有的放矢。此外,城市更新项目不同于建筑设计项目与总体规划项目,往往需要对较大面积的区域进行细致的调研与分析后选取几个具有代表性的更新改造示范点,该过程完全依赖人力,往往存在调研过程费时低效、调研照片成果难以整合并对后续设计形成启发等事倍功半的弊端。

1.4 街景图像数据提供的新解法

计算机视觉技术的发展为曾经相对模糊与主观的城市设计前期的空间品质调研与评价问题提供了新的解法^[6]:街景图像数据由于近人视角、分布广泛,正逐渐成为城市空间品质的分析一局之一;利用深度卷积神经网络进行机器学习来对街景图片进行要素级别的分析处理,使得大规模与高效率的城市空间调研与客观的测度评价成为可能,如顾红男等 2013 年提出的街道色彩^[7]、杨俊宴等 2015 年提出的街道天空可视域^[8]、龙瀛等 2017 年提出的街道绿化(2017)^[9]等研究。

本文将街景图像数据技术应用于城市设计前期调研分析,提出基于此的生活性街道空间 更新选址研究方法框架,并佐以实证研究,以期形成初步的数据辅助城市设计前期调研分析 方式,提高该阶段的效率与科学性,更好地服务于为人民的设计。

2. 相关研究

2.1 技术方法

2.1.1 街景图像数据采集方法

街景影像大数据是感知城市物质环境的一种新型地理大数据,使用大量的街景影像数据为基础可以量化研究城市街道空间中的物质环境与人群活动。目前街景图像主要是由谷歌地图、百度地图、高德地图等地图服务商利用街景车、无人机等定时沿城市路网拍摄采集[10];

2.1.2 街景图像数据处理方法

在街景图像数据处理方面,则主要是用过深度学习基于已有标签的数据库(针对室外环境主要采用 Cityscapes Dataset,或自行标注创建自己的标签数据库)对其进行图像语义分割(Semantic segmentation),把图像里的内容标签化,标注道路、车辆、天空、建筑等要素,挖掘街景语义信息、理解和定量表达场所物质空间,进行各类分析并广泛应用[11]于图像要素识别、无人驾驶、地理信息系统建构、医疗影像分析等。近年,随着城市设计的科学化与人本化发展,图像语义分割在城市设计前期阶段的街景数据量化研究过程中逐渐开始被推广。

当今进行图像语义分割的模型框架层出不穷,但基本都是基于 FCN 发展而来。FCN 指全卷积网络(Fully Convolutional Networks,FCN),由 UC Berkeley 的 Jonathan Long 等人 ^[12]提出。基于原先应用于分类的网络(AlexNet、VGG 和 GoogLeNet)改编的 FCN 作为深度 学习应用于图像分割的开端(图2),其应用于Cityscapes数据集上可以达到约72.07% 80.4% 的 MIoU (Mean Intersection over Union,语义分割的一个评价指标,一般来说,该值越高表示语义分割越精确,目前同类最新模型 Segformer 也仅有 78.22% 83.48%),并且可以接受任意尺寸的图片输入,因此本文选择 FCN 作为实现语义分割的网络框架方法。

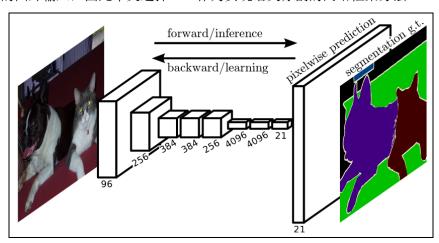


图 2 FCN 网络模型结构

(图源网络: mmsegmentation/configs/fcn at master • open-mmlab/mmsegmentation • GitHub)

2.2 相关理论——城市中的交往与空间

城市的现代化发展使得干净整洁的巨型尺度的高楼大厦、宽阔的通行道路与快速的车行占据了大部分空间,而在一定程度牺牲了只有在亲人尺度的空间才能发生的人际交往,扬•盖

尔认为,一切有意义的社会活动以及人对城市对社区切身的感受、人际交谈与彼此间的关怀都是在 "脚踏实地"的时候发生的——或坐、或停、或仰、或行,激发活力的有利条件被创造,使得每一个人都能去感受、停留乃至成为城市生生不息的活力的一部分^[5],正如上文提及的那些总是能在城市的角落看到随处发生的各类活动,但其却总因为缺乏容纳的空间而处于临时以及被驱赶的境地。因此,对城内老旧小区的改造不仅意味着让其建筑变得更新道路变得更宽,也意味着改善其已有公共空间,减少曾经因为规划不合理造成的空间浪费,以满足居民日常活动需求。

在《交往与空间》^[5]一书中,扬·盖尔将户外活动分为三类:必要性活动、自发性活动与社会性活动。三类活动与人的主观意愿关系不同,也对应着不同的物质空间需求(图 3)。诸如通勤等必要性活动常常不取决于人自身,因此对外部环境要求不高;而自发性活动(多独自进行)与社会性活动(多人参与)则更要求高质量的物质环境。社会性活动是一种多人间的不期而遇,会促成更多综合性活动的产生,反哺公共空间质量,提高城市活力。因此,低质量的公共空间往往只有必要性活动,城市活力缺乏;而高质的公共空间不仅会延长原有

必要性活动的时间,并促使自发性活动与社会性活动的产生。在如何提高公共空间质量方面,扬•盖尔认为对人有吸引力的其他人与活动、能促使更长停留时间与活动产生的座椅设施以及营造柔性界面提供新鲜空气与舒适景观的绿化等都是重要的可操作对象。

活动类型	物质空间品质				
III-707CIL	差	好			
必要性活动					
自发性活动	•				
社会性活动	•				

图 3 扬·盖尔物质空间与活动关系表

3. 研究内容与技术路线

3.1 研究内容

本研究首先通过 Arcgis 整合空间要素,获取研究场地全覆盖的路网并生成街景图坐标 采集点,通过百度街景图 API 借口获取百度街景图,补充以现场调研实拍的街景照片形成街 景图像数据库,利用深度学习对图像进行要素提取,结合理论研究中提出的绿化、人与活动、 座椅设施以及可利用的空地本身,形成四个用于分析住区街道的四个要素,并分析之间的相 互关系、与现状的关系,并基于此分析得出最后的生活性街道微更新选址。

3.2 技术路线

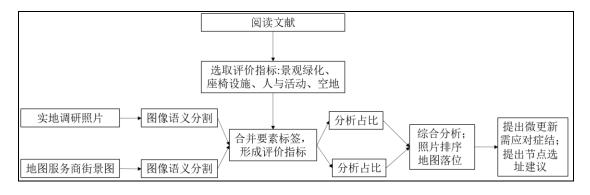


图 4 技术路线

4. 实证研究

4.1 研究场地

本研究选择北京市朝阳区酒仙桥社区南部以居民区为主的红霞路社区以及球场路社区这两个老旧社区街道作为研究对象(图 5 红色区域)。酒仙桥社区被东西向的坝河分为南北两部分,北部现以 798 艺术区为主(曾经的工业区)。南部曾是北部厂区的配套生活区,内部社区建设年代较早,多数街坊现状较差,难以满足当代生活需求。2006 年北京市开始启动对该区域的大规模危改项目,但由于牵涉利益主体复杂,至今未能有效推动。在私人住房改造碰壁的情况下,尝试先从外部公共空间出发改善社区生活街道的路径具有切实促进社区整体风貌优化且以点带面改善社区居民生活条件的可能性。



图 5 场地范围

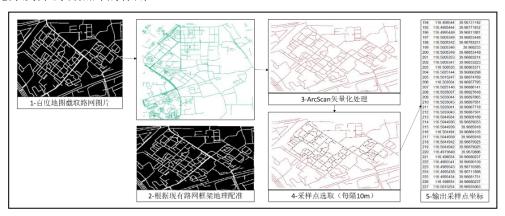
4.2 数据获取与处理

这一阶段主要分为三部分——数据获取、数据筛选与清洗、数据处理。

4.2.1 数据获取

街景图像数据来源分为两个部分。

其一为自摄照片,由笔者自 2021 年 3 月 2 日至 3 月 7 日在酒仙桥社区实地调研时所拍摄的照片;其二为爬取的百度街景地图,其采集主要分为采样点获取(图 6)与街景图爬取(图 7)两个阶段。在采样点选取阶段:首先需要通过百度地图截取研究场地的路网图片(现有路网 shp 文件精度较低,无法完整显示场地内所有道路),然后在 ArcGis 内进行地理配准,再用 ArcScan 对配准后的地区进行矢量化处理生成可编辑的路网线段文件,最后进行采样点选取(每隔 10m),输出采样点经纬度表格;在百度街景图获取阶段:首先注册 API应用,然后利用 Python 编写街景图爬取程序,按照上一步采集的采样点获取百度地图街景图。多来源的街景图像数据能形成互补,减小街景图因为拍摄时间相对较为久远的误差,以及实地调研中拍摄图片带来的视角不一的误差,能在一定程度上提高分析结果的准确性与可靠性,充分发挥调研照片的作用。



上图6采样点获取流程 下图7街景图爬取流程



4.2.2 数据筛选与清洗

对于第一类笔者自己调研拍摄所得的图像,由于本文所选择的研究对象是社区生活性街道的公共空间,而笔者自涉这类照片由于无法获得经纬度标签以直接删除不符合此类空间的照片,因此需要首先通过 FCN 对图像进行粗略语义分割,提取出道路(road)、人行道(sidewalk)等道路要素占比综合为 0%的照片编号以删除不属于此类空间的图像数据。对于第二类获取的百度街景图,由于拍摄的精度问题,会出现车辆或行人占比过大的图片,因此首先通过 FCN 对图像进行粗略语义分割,提取出车辆(vehicle)、摩托车(motorcycle)、自行车(bicycle)、和人(person)等要素占比综合超过 50%的照片编号以减少拍摄精度造成的误差。最后整体抽样人工检验,形成研究的初步街景图像数据库。

4.2.3 数据处理

通过 FCN 对筛选后的街景图像数据库进行提取组成要素的图像语义分割(如图 8),并生成所有图片各类要素占比的表格(如图 9)。基于前文相关理论研究所得出的四个主要微更新选址评价指标——空地、景观绿化、人与活动以及座椅设施,将上述表格中的近义分类标签进行提取与合并,如合并树、花草等,归类为 01 景观绿化类,合并椅子、沙发、流动摊位等,并归类为 02 休憩服务设施类。最终生成四类分析标签: 01 景观绿化、02 休憩与服务设施、03 人、04 空地,基于这些标签进行对场地的现状的分析与评价,以此形成最终的微更新选址。

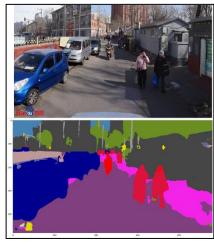


图 8 图像要素提取

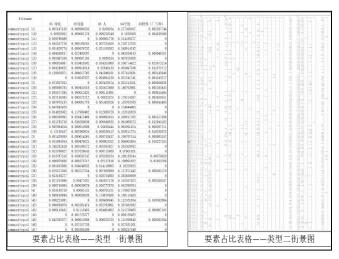


图9 要素占比表格

5. 街景图像数据分析与微更新选址分析

5.1 调研照片分析

对调研照片进行四类要素间的相关性分析(如图 10.1),并对这四类按照占比大小分别排序,筛选出前9名与图片的对应图表(图 10.2)。从相关性表格中可以看出在四类要素占比上: 01景观绿化与04空地呈正相关;而01景观绿化与02座椅设施以及03人与活动呈负相关;02座椅设施与01景观绿化呈负相关,与03人与活动以及04空地呈现轻微负相关;03人与活动与01绿化景观与04空地呈负相关,与02座椅设施呈现轻微负相关。结合图片对应图表(图 10.2)进一步分析可以发现,在实地调研过程中,研究场地呈现出采用粗放式的绿化设计来填补空地的问题,缺乏服务于居民的座椅设施的设置,缺乏绿化与人的互动,因此对人的吸引力也不强,空间利用率与空间活力较低。座椅设施的多少与人与活动呈轻微负相关,这与现存座椅摆放位置与居民实际使用需求存在一定错位相关。

详细分析图 10.2 可以看出,景观绿化与空地率高但活力较低的地方往往处于空间尺度 较大、以通过性交通为主的地方,如主干道两侧;而座椅设施较多、人较为密集的地方多集 中在楼栋口、社区公共区域以及流动摊贩多的生活性道路,但其绿化率较低,属于人群有需 求、空间有一定余裕但、实际建成环境较为低质的空间类型。由此可以看出,我们选择从生 活性街道的微更新着手的判断是符合居民的生活习惯和实际需求;同时,一味提高绿化率并 不能提高空间对人的吸引力,需要补充适当的座椅设施。

	01 景观绿化	02 座椅设施	03 人与活动	04 空地
01 景观绿化	1.000000	-0. 209085	-0. 129461	0. 242732
02 座椅设施	-0. 209085	1.000000	-0. 093959	-0. 093212
03 人与活动	-0. 129461	-0.093959	1.000000	-0. 164738
04 空地	0. 242732	-0.093212	-0. 164738	1.000000

图 10.1 类型一街景图四指标相关性表

Israme	01 地位		filerene 0093E		Eilenene	03: A		filleness	14E16	
instrest (11)	3, 30804100	Mark.	committee] (58.0.2980)F7		community scal (799)	0, 28063481		mainstreet (51)	9,41871228	
instreet (36)	9. 3255689354	171	communityees (82.0, 12363879	Pilek	communityscal (16)	0, 2652167		communityers] (3)	1. 2012(1919	
sinstreet (32)	0.212860617		communitycel (26 0.117980462		communitypeni (40)	0.17467881		mainstreet (12)	0.31089224	
mmunitybongsia)		13 DAY	ocumusity/boogsia 0.074995104		maintreet (56)	0, 17205506		communityees (13)		Est man
Dratreet (34)			onemailtyges! (9) 0.072124233	10	community and (75)		Limi	maintreet (7)	0. 34400079	
					mainstreet (42)	0.14465306		communitypes) (42		
meitrant (II)		6-	communitrate] (38 0, 539038747		emmuningani (74)	0.14113966		mainstreet (2)	0.3067997	K III
instreet (27)			DOMESTITUTE 040 0.037007728		communityacs (67)	0.13939016		communityees (%)		

图 10.2 类型一街景图四要素占比排序与图片对应表

但仅仅基于调研照片的分析存在由于笔者调研时取景框远近不宜使得照片中各种要素标签的占比受到取景距离的影响,其排名只能反馈其在这张照片中的绝对占比,以及相似取景距离照片中的相对排名。作为整体占比的筛选参照则由于未控制变量,不具有充分的科学性。因此,笔者又借助百度 API 接口获得取景距离、视野一致的街景地图进行补充分析。

5.2 百度街景图分析

对百度街景图进行四类要素间的相关性分析(如图 11.1),并对这四类按照占比大小分别排序,筛选出前9名与图片的对应图表(图 11.2)。从相关性表格中可以看出在四类要素占比上: 01景观绿化与04空地呈正相关,与02座椅设施呈现轻微正相关,与03人与活动呈负相关;02座椅设施与03人与活动以及04空地呈现轻微负相关;03人与活动与04空地呈正相关,与02座椅设施呈现轻微负相关。结合图片对应表(图 11.2)分析可知,根据百度街景图,研究场地景观绿化占比与调研拍摄街景图呈现的相关关系相反,呈现轻微正相关,有可能是因为街景图拍摄时期稍早,曾经的设施现已不存,同时也因为百度街景图片数量更多,补充了手持摄影的数据量的不足。但总的来说,景观绿化与座椅设施间的关联均较弱。同时,在存在空地的地方座椅设施不足、现有景观绿化对人群吸引力不足、现有座椅设施对人群的吸引力不足的问题上与第一类分析相符。

进一步分析图片对应表 11.2 可以发现,绿化多分布在通过性道路两侧,休憩与服务设施多分布在楼栋下或片区的出入口这类最末级的生活性道路周边,空地占比较多的地方一般

出现在老式居民楼周围的末级生活性道路边,环境较脏乱差。一是有的设施如公共座椅等,设置在居民并不会常过的地方,或经常经过但停留性较低的地方,二是此处设施的质量较差,居民并不愿意在此处休憩。反而是一些自发设施座椅、流动摊点的地方,座椅设施与人群活动占比一致,人群停留性强。

	01 景观绿化	02 座椅设施	03 人与活动	04 空地
01 景观绿化	1.000000	0. 079911	-0. 121614	0. 147344
02 座椅设施	0. 079911	1.000000	-0. 020535	-0.093212
03 人与活动	-0. 121614	-0.020535	1.000000	0. 134400
04 空地	0. 147344	-0.093212	0. 134400	1.000000

图 11.1 类型一街景图四指标相关性表

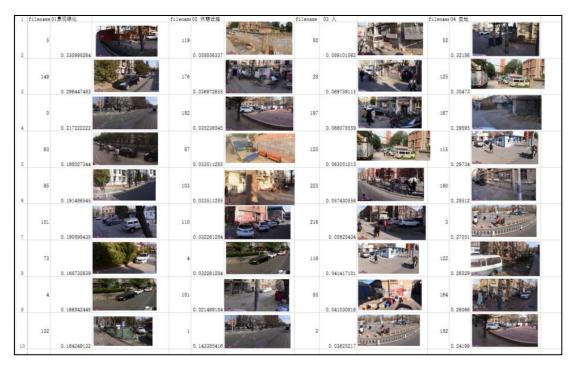


图 11.2 类型一街景图四要素占比排序与图片对应表

5.3 地图落位

将两类图片按照四种要素筛选排序后的坐标点落位到地图上如图所示(图 12,过近的视为一个)。可以发现两类图片在各要素占比排序上大体一致,同时自摄图片在一定程度上弥补了由于街景车无法驶入导致百度街景图存在局部道路缺失的不足。百度街景图则在数量分布上弥补了自摄调研照片间距无法控制以及数量不足的问题。

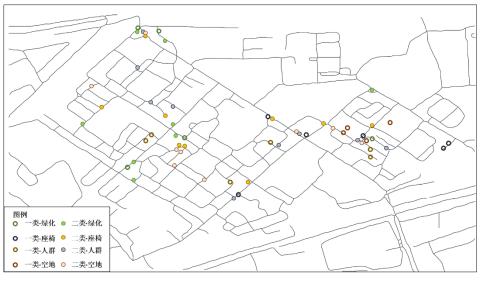


图 12

5.4 问题总结与选址建议

5.3.1 现存问题

综合街景图数据可发现目前研究场地存在以下在微更新阶段需着重解决的问题:

- 1) 生活性道路绿化景观设置不足;
- 2) 现存空地的利用率较低,多采用简单的绿化装饰,缺少座椅设施的设置,对人群缺乏吸引力;
- 3) 居民的自发性与社交性活动没有足够的空间与高质量的空间容纳;
- 4) 生活性道路末段(通往住宅楼、通往住区大门)由于处在公共空间向私人空间的过渡区域,往往公共空间建设质量较差,但居民在此有较为强烈的社交活动需求,但缺乏优质的空间与设施;

5.3.2 节点选址与更新建议

落位图上的点呈现五个中心式分布,且可以分为三种类型(图 13):

A 类景观绿化较好,有空地与座椅设施且人群活动较多,有成为区域中心活动点的潜力; 可优先改造整体风貌,除增设座椅外应该考虑引入北部 798 艺术元素以提升节点风貌。

B 类存在一定空地与座椅设施且人群活动较多,但绿化质量一般;应优先提升绿化质量与增设座椅设施;

C 类人群活动较多,但容纳人群活动的空间不足,应在结合上位规划的前提下,为人群活动尽量提供重充足的空间与足量的座椅设施。初步判断这些空间可以成为生活性道路周边微更新的参考选址,未来对周围居民的辐射效应会较强,更新改善会比较符合当地居民的日常习惯与需求。



图 13

6. 反思与总结

由于调研前期准备不足,使得自摄照片缺乏地理坐标,为后期落位带来困难。在进行实 地调研与百度街景图相结合的城市更新前期调研时应避免此类有可能带来重复劳动的问题。 若解决了这一问题则可以将排序筛选数目增加,更多的图片可供落位或许可以发现不一样的 各要素分布规律。

通过本文的研究,笔者认为计算机技术的发展并不意味着传统的调研方式可以被完全替

代,人力与算力应该互相补充,借助计算机技术进行人力难以段时间内完成的大量数据获取 与数据分析,再通过建筑师与规划师对数据呈现的结果进行总结梳理,以形成更适合时代发 展的城市更新调研方法,切实改善人居环境。

参考文献

- [1] 匡晓明, 陆勇峰. 存量背景下上海社区更新规划实践与探索[C/OL]//规划 60 年:成就与挑战——2016中国城市规划年会论文集(17 住房建设规划). 中国城市规划学会、沈阳市人民政府, 2016:308-318[2023-03-22].
- [2] 琚瑞,罗吉,卢晓涵,等.存量空间视角下的街道发展规划研究——以武汉市紫阳街道为例[C/OL]//共享与品质——2018 中国城市规划年会论文集(11 城市总体规划).中国城市规划学会、杭州市人民政府,2018:289-299[2023-03-22].
- [3] 王建国. 城市设计[M]. 第2版. 中国建筑工业出版社, 2021.
- [4] 美国大城市的死与生:东南大学至善搜索[EB/OL]. [2023-03-29].
- [5] 交往与空间: 东南大学至善搜索[EB/OL]. [2023-03-27].
- [6] 叶宇,张昭希,张啸虎,等.人本尺度的街道空间品质测度——结合街景数据和新分析技术的大规模、高精度评价框架[J]. 国际城市规划, 2019, 34(1):18-27.
- [7] 顾红男, 江洪浪. 数字技术支持下的城市色彩主色调量化控制方法——以安康城市色彩规划设计为例 [J]. 规划师, 2013, 29(10):42-46.
- [8] 杨俊宴, 马奔. 城市天空可视域的测度技术与类型解析[J]. 城市规划, 2015, 39(3):54-58.
- [9] 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.
- [10] 张帆, 刘瑜. 街景影像——基于人工智能的方法与应用[J]. 遥感学报, 2021, 25(5):1043-1054.
- [11] 唐婧娴, 龙瀛, 翟炜, 等. 街道空间品质的测度、变化评价与影响因素识别——基于大规模多时相街景图片的分析[J]. 新建筑, 2016(5):110-115.
- [12] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[J/OL]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2017, 39 (4): 640-651. DOI:10.1109/TPAMI.2016.2572683.