

基于深度学习的城市意象认知方法创新与拓展——以重庆主城区为例

The Innovation of City Image Cognitive Method Based on Deep Learning—A Case Study of Chongqing Main District

曹越皓
杨培峰*
龙 瀛

CAO Yuehao
YANG Peifeng
LONG Ying

摘 要: 在城市发展的转型革新、大数据的广泛应用和人工智能的技术突破三大背景下,从理论基础、数据来源、技术方法三方面出发,构建城市意象理论、大数据、深度学习相结合的城市意象认知新方法,从意象结构、意象类型和意象评价3个维度深度刻画城市意象。并借助新浪微博数据,利用深度学习对重庆主城区的城市意象认知进行实证研究,总结出重庆城市意象存在自然山水失落、人文要素缺失、意象结构有待优化等问题,验证了该认知方法的适用性与科学性。

关键词: 风景园林; 城市意象; 大数据; 深度学习; 微博; 重庆

文章编号: 1000-6664(2019)12-0000-06

DOI: 10.19775/j.clc.2019.12.0000

中图分类号: TU 986

文献标志码: A

收稿日期: 2018-08-30

修回日期: 2018-12-25

基金项目: 国家重点研发计划项目“既有城市工业区功能提升与改造指标体系及模式研究”(编号2018YFC0704901)资助

Abstract: Under the background of wide application of big data, technological breakthrough of artificial intelligence and transformation and innovation of urban planning, this paper, based on the three aspects of theoretical basis, data sources, and technical methods, aims to build a new cognitive method of city image based on the combination of city image theory, big data and deep learning, which depicts the city image in depth from the three dimensions of structure, type and evaluation. This paper makes an empirical research on the city image cognition of Chongqing by using Weibo data, Microsoft computer vision and Boson NLP platform, and concludes some problems in the city image of Chongqing, such as the loss of natural landscape, the lack of human elements and the needs to be optimized of the city image structure, which prove the validity and scientificity of the method.

Keywords: landscape architecture; city image; big data; deep learning; weibo; Chongqing

当前,中国迈入了新型城镇化的转型时期,美丽中国、城市双修、加强城市设计的提出将城市特色的重要性提升至一个新的高度,而城市意象作为城市设计常用的工具之一,对提升城市空间品质与塑造城市特色风貌都有着重要意义。

大数据以其数据规模庞大、量化分析等特征,为规划研究、编制与决策带来了新的途径和方法^[1]。日益丰富的数据也逐渐形成了城市的新数据环境,为城市定量研究提供了良好的基础^[2]。同时,以深度学习为代表的人工智能发展迅速,在城市研究中有广泛的应用场景^[3]。

1 国内外相关研究进展

1.1 城市意象的研究进展

20世纪60年代,凯文·林奇提出以标识、节点、路径、边界、区域为要素的城市空间意象认知方法。顾朝林、宋国臣综述了城市意象的概念与内涵,强调了城市意象在城市设计领域应用前景^[4],并通过认知地图的方式辨析出北京城市意象空间与要素的整体结构^[5];沈益人提出空间性元素和非空间性元素的分类方法^[6];Richards等论证了城市文化对于城市意象提升的重要作用^[7];Hospers将城市意象与城市旅游相关联,

强调了城市意象对于城市特色营造、城市魅力提升、城市经济发展的必要性^[8];徐磊青对中国城市意象的研究进行了梳理与分析,对目前城市意象的研究对象、研究方法和研究意义进行了反思和讨论^[9];曹越皓等通过网络照片数据对中国24个城市进行了城市意象研究,提出了大数据背景下的城市意象研究新思路^[10]。

城市意象从提出至今,其研究内容和研究方法都有了较大发展。研究内容从单纯的城市空间意象发展到以空间要素为主,同时融合城市文化、自然景观等非空间要素;研究方法从描述性

* 通信作者(Author for correspondence) E-mail: yangpf@cqu.edu.cn

研究发展到类型学研究与量化研究相结合^[9], 新数据、新方法为城市意象的研究提供了新的契机。

1.2 利用深度学习的城市研究

目前, 大数据已经广泛应用于城市研究与规划编制中, 主要应用领域有区域城镇体系^[11]、城市空间结构^[12]、公共服务设施^[13]、城市交通出行^[14]、居民活动^[15]等。而利用深度学习的城市研究处于尝试阶段, 主要方向为计算机视觉和自然语言理解。

Naik等利用街景照片与深度学习算法建立了街道安全度的研究模型^[16], 分析了城市空间改变与社会经济变化之间的关系^[17]; Gebru等利用街景照片与深度学习算法进行美国城市的空间调查, 并将采集的空间信息与社区的人口、受教育程度等信息关联, 旨在创新美国社区调研方法^[18]。在国内, 刘浏等利用深度学习算法对地理照片的内容进行识别分类, 探讨了全球7个主要城市在城市意象上的相关性与差异性^[19]; 郝新华、龙瀛等利用中国街景照片, 分析了街道的可见绿情况, 并将结果与街道长度、地块尺度、经济水平、行政等级相关联展开分析^[20]; 吴志强等利用人工智能在城市数据捕捉、城市功能配置、城市形态设计等方面取得了突破, 并对人工智能辅助城市规划做出了积极的判断^[21]。

1.3 研究评述

从城市意象、大数据、深度学习三者的关系来看, 大数据与城市意象结合, 可以补充城市研究的数据基础; 深度学习与城市意象结合, 可以扩展城市认知的维度和广度; 大数据与深度学习结合, 可以为城市数据的深度挖掘提供技术上的可能。三者互相支撑, 能多维度、全方面地刻画城市的整体意象, 亦能从更大范围思考城市意象形成与发展的深层逻辑及其应用场景。

2 基于深度学习的城市意象认知模型

综合目前大量利用大数据进行城市研究的理论基础与应用逻辑, 本文拟提出基于深度学习的城市意象认知模型。该研究模型在理论层面, 包括基础理论、数据来源、技术方法3个基本要素; 在应用层面, 理论基础为城市意象认知方法, 数据来源为城市大数据, 技术方法为深度学习(图1)。

2.1 研究框架

该认知模型以凯文·林奇的城市意象认知方法作为理论基础, 并结合城市意象内涵新发展与新技术的支撑, 提出城市意象认知方法的创新与拓展。在城市意象认知维度上, 将传统空间结构的单一维度拓展为包含意象结构、意象类型和意象评价的3个维度。在城市意象认知过程中, 该模型包含了数据获取、模型运算和规划应用3个步骤。

在数据获取中, 本文以新浪微博数据作为主要来源, 其中包括图像数据、语言数据和时空数据; 在模型运算中, 图像数据与语言数据采用深度学习分别得到意象类型与意象评价, 时空数据采用GIS空间分析得到意象结构, 形成3个维度的城市意象认知; 在规划应用中, 城市意象认知模型增强了传统城市意象的实践性, 拓展了城市意象的应用范围, 该模型的分析结果可以应用于城市设计、城市风貌、城市色彩、城市特色等领域的规划与研究中(图2)。

2.2 数据获取

本文通过程序采集目标点周边一段时间、一定距离范围内, 同时包含照片、文本和定位3类信息的微博。然后选取微博数据中的用户ID、性别、地址、时间、经度、纬度、文本、照片ID共计8项数据作为本次研究的数据基础。

2.3 认知维度

城市意象的认知维度包括意象结构、意象类型和意象评价。意象结构是意象要素在城市空间中分布、组合和变化的规律, 本文延续了城市意象空间五要素认知方法, 根据微博数据空间位置的分布特征来判定城市意象的空间结构, 包括区域、边界、路径、节点和标志。

根据城市意象内涵的拓展, 结合图像识别的规则内容, 本文将城市意象分为自然景观、标志建筑、公共空间和文化生活4种类型(图3)。利用微软计算机视觉深度学习算法对微博图像数据进行内容识别, 将得到的标签与意象类型进行对应(表1), 即可得到照片表征的意象类型。

城市空间与环境能够影响人情感与行为的表达, 当研究样本数量较小时, 这种关联性并不强, 但以海量样本数据作为研究支撑时, 则可以建立情感与空间的高关联性。本文利用玻森自然语义深度学习算法对微博语言数据进行识别, 可

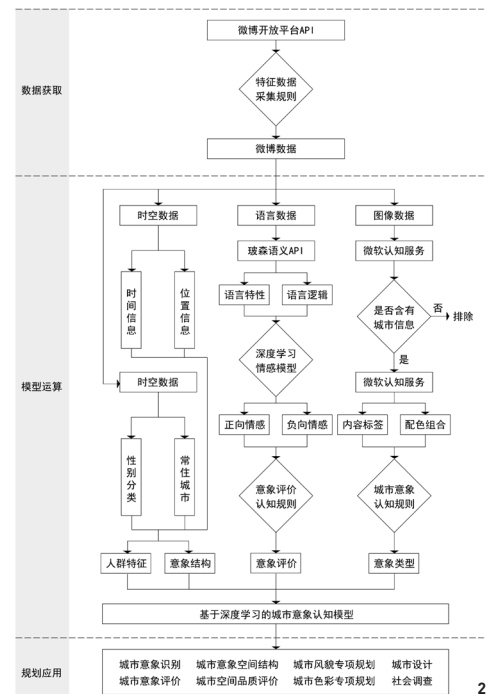
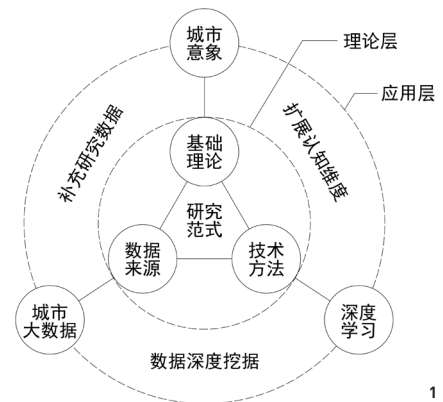


图1 城市意象认知模型的研究范式

图2 城市意象认知模型框架

以判断该语言所表达的情感, 并以此作为意象评价的依据。根据情感数值 e 的大小, 本文将城市意象的评价划分为3类, 当 $0 \leq e < 0.40$ 时表示负面意象, 数值为 $0.40 \leq e < 0.60$ 时表示中性意象, 数值为 $0.60 \leq e \leq 1.00$ 时则表示正面意象(表2)。

3 重庆主城区城市意象认知

3.1 研究范围

由于新浪微博数据获取的技术特征, 本文研究范围是以重庆主城区的几何中心点为圆心, 以

11km为半径所形成的圆形区域, 该范围覆盖了重庆主城区的核心区域, 面积约为380km²。

3.2 数据来源

本文通过新浪微博开放平台获取了研究范围内2016年8月1—30日期间同时带有照片图像、文字内容和位置信息的微博, 共计58 741条。经过数据清洗和筛选后, 获得了与城市意象研究相关的有效微博数据共计46 456条(图4), 其中包含了159 883张照片, 以此作为本文的研究数据。

3.3 城市意象认知

3.3.1 意象结构认知

按照城市意象空间结构的认知方法, 生成城市意象空间结构图(图5)。从整体上来看, 重庆城市意象结构呈现多中心组团式的分布, 组团与组团间有较为明显的隔离, 这种形态与重庆主城区的空间结构一致; 从组团的分布来看, 重庆主城区拥有清晰的意象结构, 其中包括6个区域、4条边界、7条路径、28个节点和8个标志(表3)。

1) 区域。

区域是意象点聚集程度高且连续分布的范围, 重庆主城区共形成了6处意象区域。这些区域主要聚集在各城市组团的中心区和重要的城市交通场站, 其中渝中半岛意象区规模最大, 意象要素的聚集程度也最高。

2) 边界。

从划分意象区域的边界来看, 共形成4条明显的边界, 分别是嘉陵江、长江、歌乐山和南山。从结果可以发现, 山体与河流对意象区域的分隔作用最为明显, 道路对意象区域的影响则很小。

3) 路径。

从整个研究范围来看, 形成了7条主要的意象路径, 这些路径构成了各意象区域之间相互交流的通道。从功能上看, 意象路径均为交通性道路, 其中有4条路径为跨江道路, 无沿江分布路径。

4) 节点。

节点是意象要素点聚集密度较高的点状区域, 通过判断选择, 研究范围内共形成28个意象节点, 整体分布较为平均, 其中有16个节点分布在5个意象区域之内, 23个节点分布在意向区域之外。

5) 标志。

意象标志是意象要素聚集密度最高, 并在意象空间感知中发挥着特征性指引作用的点状

表1 意象类型标签对应表

意象类型	标签
公共空间	outdoor、city、playground、railway、road等
标志建筑	building、arch、brick wall、church、corner等
自然景观	grass、mountain、stone rock、water、waterside等
文化生活	people、group、crowd、show、food等

表2 微博语言评价示意表

微博语言内容	情感数值	意象评价
来到解放碑, 这里的繁华令人惊叹, 这座城市太令人称奇! 生日看到了最美的彩虹, 完美	0.99	正面意象
这就是重庆, 一半山来一半密集商业地带, 蒸笼般的夏天	0.45	中性意象
走解放碑本是去书城买书, 天太热找个地方吃了午饭都再也没心情逛咯	0.01	负面意象

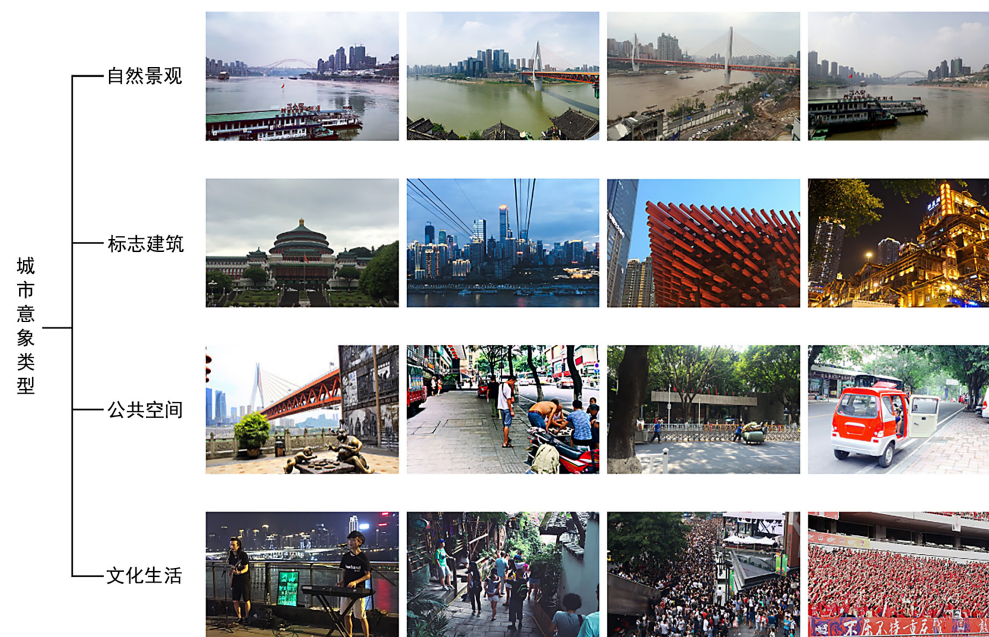


图3 城市意象类型分类

区域, 形成了大解放碑都市圈、观音桥、重庆北站、三峡广场、磁器口古镇、时代天街、杨家坪、万达广场共计8个意象标志。

3.3.2 意象类型认知

研究将意象类型划分为标志建筑、自然景观、公共空间和文化生活4种类型。从重庆主城区意象类型的整体构成来看, 在159 883张照片中, 标志建筑的有47 210张, 占29.53%; 自然景观的有447 051张, 占27.55%; 公共空间的有35 466张, 占22.18%; 文化生活的有33 157张, 占20.74%。

从结果可以发现, 重庆主城区的主导城市意

象为标志建筑, 其次是自然景观、公共空间、文化生活; 4种意象类型的构成比例较为均衡, 表明重庆在城市意象的特色较为多元。

从意象类型的空间分布来看, 标志建筑、自然景观、公共空间和文化生活4种意象要素均呈现“节点聚集, 散点分布”的特征, 但每个单项意象类型都未形成完整的结构体系。

标志建筑意象聚集程度最高, 最为聚集的区域为观音桥和解放碑2个商圈(图6)。观音桥的建筑以现代、摩登为特色; 解放碑商圈则包含了解放碑、洪崖洞、湖广会馆等重要意象节点, 以融合现代、传统、地域的多元建筑意象为特色。

自然景观的意象类型特征范围最广，整体分布较为平均，这也反映了重庆主城区拥有良好的自然景观资源。其中自然景观意象最为聚集的区域是大解放碑都市圈，以洪崖洞、朝天门、较场口等滨江区域为主；自然景观的具体内容以山水为主，特别是长江、嘉陵江、南山和歌乐山，都展现了重庆极具特色的自然景观(图7)。

在公共空间意象的分布方面，最集中的区域是大解放碑都市圈，其中包括了解放碑、较场口和洪崖洞，三者都是重要的城市广场，行为活动丰富，其他区域还包括传统街巷、交通场站等城市公共空间(图8)。

文化生活是构成比例最少的意象类型，大部分意象要素点都在核心区域聚集。具体来讲，最聚集的区域是解放碑、洪崖洞和观音桥，其中解放碑与洪崖洞是重庆最核心的旅游目的地，以旅游观光为主，观音桥则是以市民生活为主(图9)。

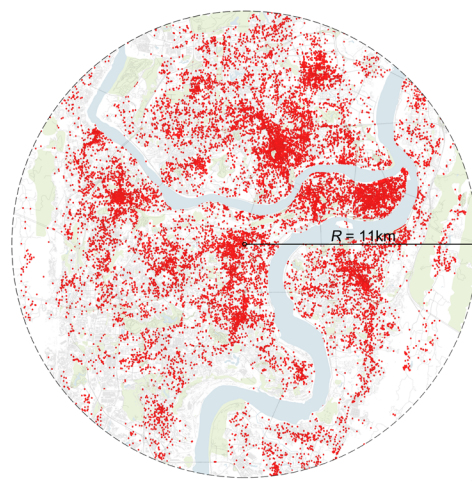
3.3.3 意象评价认知

从意象评价的整体情况看，研究区域情感数值的平均值为0.64，标准差为0.33，表明重庆主城区城市意象在整体倾向上呈现中性偏正面；从意象评价的正面和负面分布趋势来看，人们对重庆的情感认知两极分化比较明显，呈两极数量大、中间数量小的微笑曲线型分布。其中正面评价有28 085条，占60.46%；中性评价有6 348条，占13.66%；负面评价有12 023条，占25.88%。

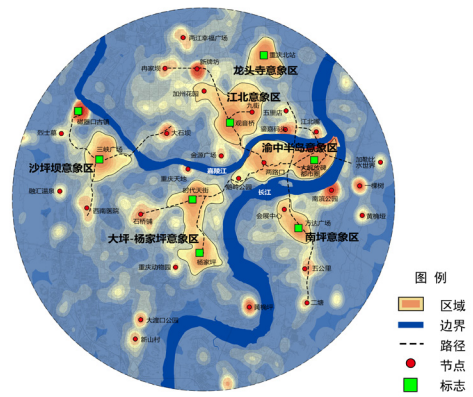
从意象类型的分类评价来看，自然景观的意象评价最高，数值为0.71，标准差为0.29；其次是公共空间意象、标志建筑和文化生活。这表明重庆大山大水的自然景观得到了广泛认可。

从意象评价的空间分布来看(图10)，在研究范围内，正面意象评价的区域占54.89%，中性意象评价占35.51%，负面意象评价占8.60%。通过进一步分析，可以发现意象评价的城市整体空间中的分布有以下几个特点。

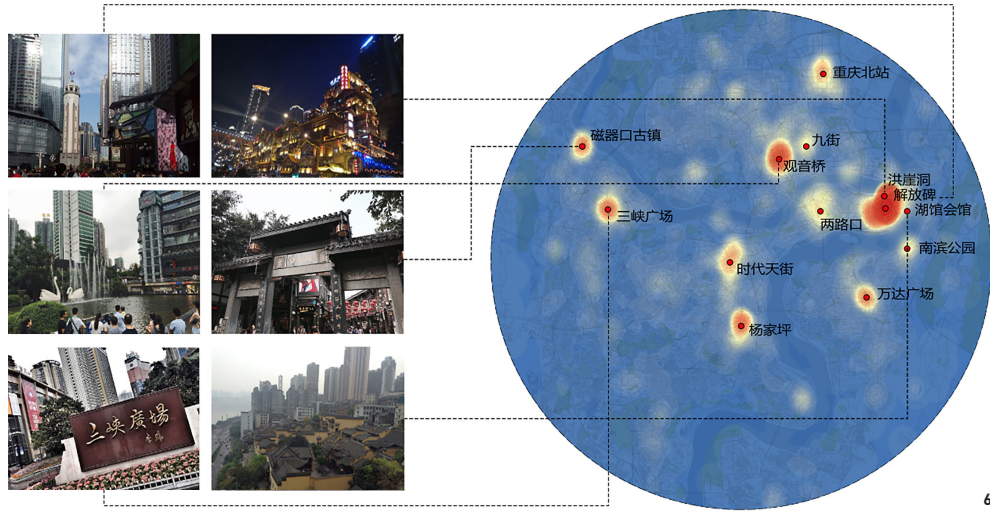
一是城市意象评价较低的区域主要位于各意象核心区外围或区域与区域之间的边界地带(图11)。由于核心区往往是资本和人流的汇集地，是城市建设的重点；而非核心区域在城市的社会经济和功能结构中所处地位较低，同时这些区域也存在大量的山体与飞地，得到的资本投入和更新维护较少。



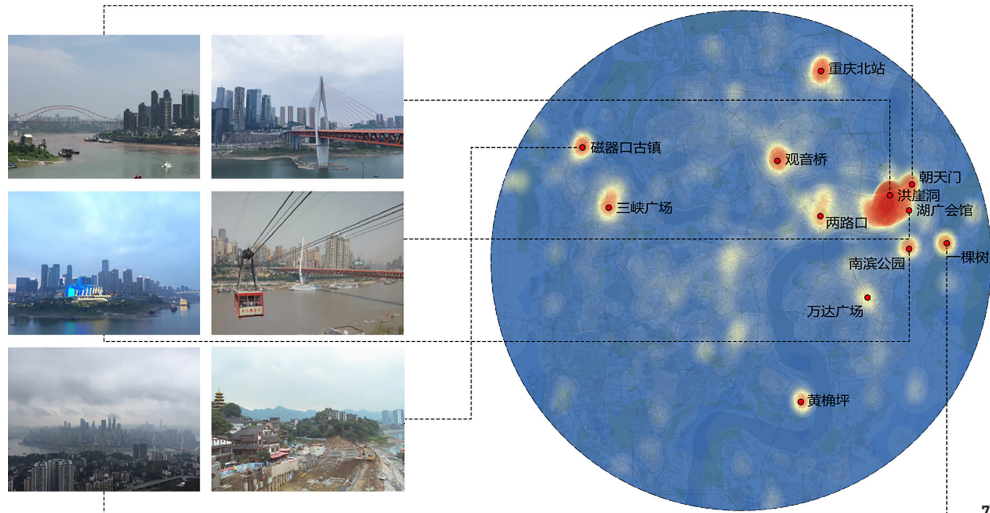
4



5



6



7

图4 微博数据点分布图
图5 城市意象结构图
图6 标志建筑意象分布图
图7 自然景观意象分布图

二是在两江四岸中，长江、嘉陵江的南侧城市意象评价明显高于北侧(图12)。就嘉陵江两岸来看，位于北侧的北滨路负面意象路段长约6km，位于南侧的沙滨路-嘉滨路负面意象路段长约1.5km；就长江两岸来看，位于北侧的长滨路负面意象路段长约8.4km，位于南侧的南滨路负面意象路段长约2.2km。这些意象评价较低区域多集中在大型楼盘、立交桥和交通节点，例如北岸风光小区、江湾城小区、石门大桥北桥头、嘉华大桥北桥头、石板坡立交、鹅公岩立交等，表明人们对于大型社区与城市交通基础设施的负面评价较高。

3.4 问题识别归纳

综合上文的分析与论述，可以总结出重庆主城区的城市意象在以下几个方面存在的问题，为城市意象优化与城市特色塑造提供指引。

3.4.1 自然山水在城市意象中的失落

大山大水的自然格局本是重庆城市特色的主要特征，两江四岸的景观资源赋予了重庆得天独厚的优势，近年来城市规模的迅速扩张、高强度的城市建设破坏了原有自然山水格局，山与水在城市意象中逐渐失落。

3.4.2 人文要素在城市意象中的缺位

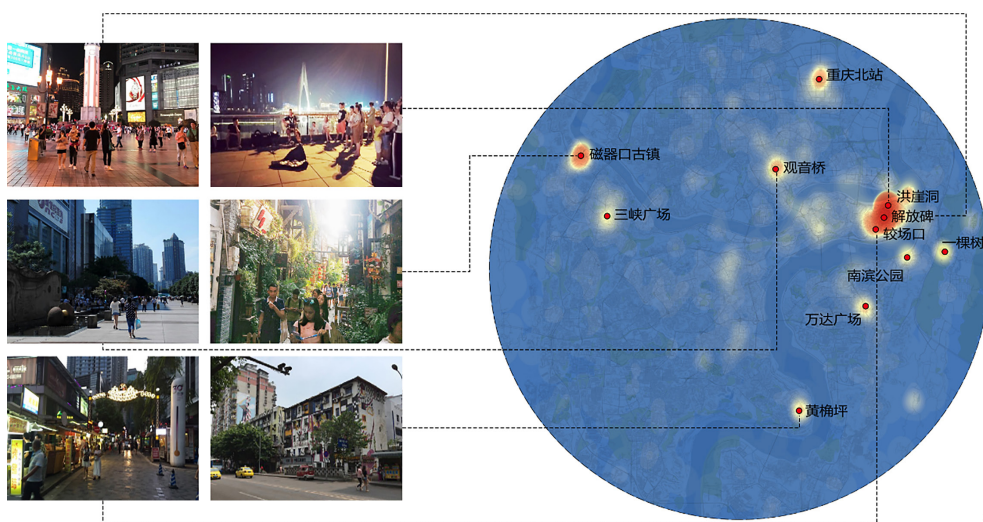
重庆拥有几千年的历史，独特的地形地貌孕育了具有山城特色的山水人文，九开八闭、江湖码头、吊脚楼等重庆的传统人文要素在当下的城市意象中并没有得到很好的体现。

3.4.3 城市意象结构有待优化

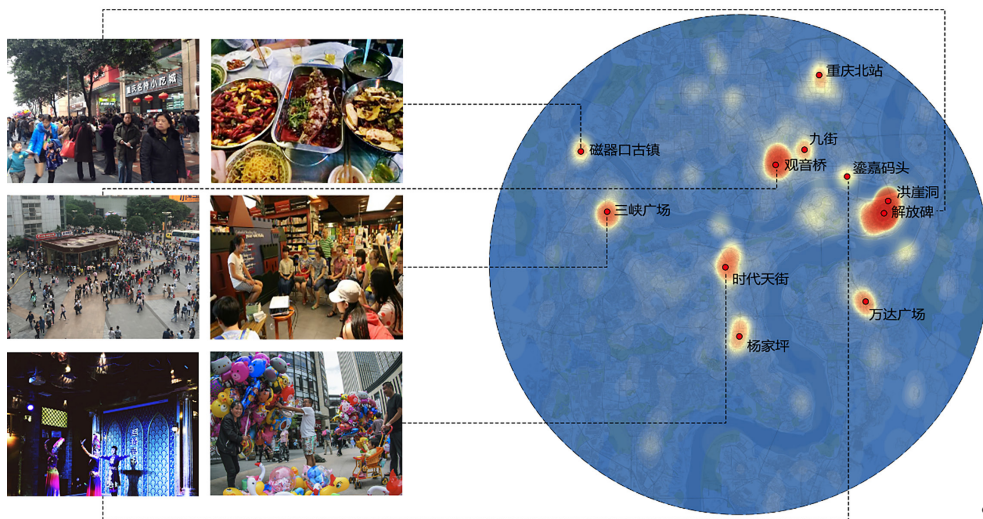
虽然重庆主城区的城市意象结构较为完善，但仍有优化和提升的空间，意象路径形成了2个独立的路径网络，这2个意象路径网络相互独立，并未连接成为一个完整的系统；主城区的各意象区域间较为独立，相互联系较弱。

4 结语

本文基于城市规划的转型革新、大数据的广泛应用和人工智能的技术突破三大背景，将城市意象、大数据、深度学习相结合，从理论基础、数据来源和技术方法3个方面形成了研究的基本范式，并构建了基于深度学习的城市意象认知模型，拓展了城市意象的理论内涵和认知维度。借助新浪微博数据，对重庆主城区的意象结构、意象类型、意象评价进行了实证研究，总结出重庆



8



9

图8 公共空间意象分布图
图9 文化生活意象分布图

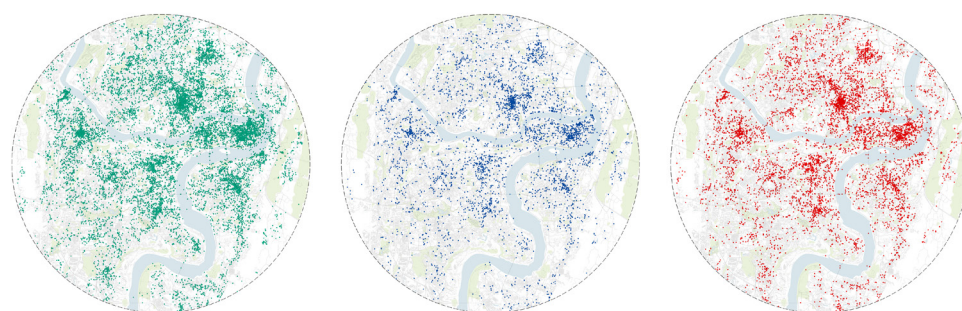
表3 重庆主城区意象结构要素分类表

意象结构分类	数量/个	意象结构要素
区域	6	渝中半岛意象区、江北意象区、龙头寺意象区、南坪意象区、沙坪坝意象区、大坪-杨家坪意象区
边界	4	长江、嘉陵江、歌乐山、南山
路径	7	解放碑-两路口-大坪-石桥铺、冉家坝-新牌坊-观音桥-两路口、五里店-重庆长江大桥-万达广场-二塘、江北嘴-千厮门大桥-东水门大桥-上新街、大石坝-石门大桥-三峡广场-磁器口古镇、三峡广场-西南医院、大坪-杨家坪
节点	28	两路口、鹅岭公园、九街、加州花园、会展中心、江北嘴、嘉嘉码头、五里店、金源广场、烈士墓、融汇温泉、西南医院、重庆天地、石桥铺、重庆动物园、大渡口公园、新山村、黄桷坪、加勒比水世界、一棵树、南滨公园、黄桷埡、五公里、二塘
标志	8	大解放碑都市圈、观音桥、重庆北站、三峡广场、磁器口古镇、时代天街、杨家坪、万达广场

城市意象存在自然山水失落、人文要素缺失、意象结构有待优化等问题,验证了该认知方法的适用性与科学性,以此增强城市意象在规划设计中的实践性与应用性。

由于数据来源与分析能力的限制,以及理论和实践经验的不足,本文仍存在诸多不足与局限。在数据方面,时间跨度太短,覆盖人群有限,对分析结果的普适性有较大影响;在技术方法方面,深度学习仍处于起步发展阶段,其准确度和精细度仍有待提升。

注:文中图片均由曹越皓绘制。



正面意象

中性意象

负面意象

10

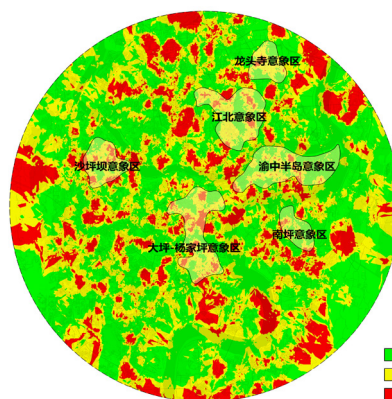
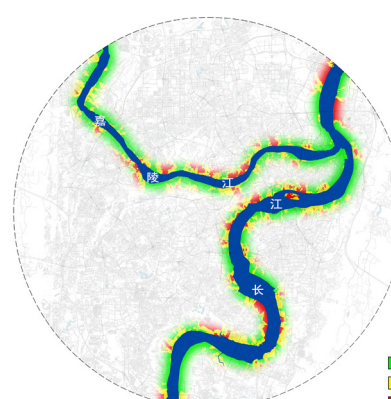
图例
正面意象
中性意象
负面意象
11图例
正面意象
中性意象
负面意象
12

图10 各类型意象评价分布图

图11 意象评价插值分布图

图12 长江与嘉陵江意象评价分布图

参考文献:

- [1] 龙瀛, 吴康, 王江浩, 等. 大模型: 城市和区域研究的新范式[J]. 城市规划学刊, 2014(6): 52-60.
- [2] 龙瀛. 街道城市主义: 新数据环境下城市研究与规划设计的新思路[J]. 时代建筑, 2016(2): 128-132.
- [3] 张庭伟. 复杂性理论及人工智能在规划中的应用[J]. 城市规划学刊, 2017(6): 9-15.
- [4] 顾朝林, 宋国臣. 城市意象研究及其在城市规划中的应用[J]. 城市规划, 2001, 25(3): 70-73.
- [5] 顾朝林, 宋国臣. 北京城市意象空间及构成要素研究[J]. 地理学报, 2001, 56(1): 64-74.
- [6] 沈益人. 城市特色与城市意象[J]. 城市问题, 2004(3): 8-11.
- [7] Richards G, Wilson J. The Impact of Cultural Events on City Image: Rotterdam, Cultural Capital of Europe 2001[J]. *Urban Studies*, 2004, 41(10): 1931-1951.
- [8] Hospers G J. Lynch, Urry and city marketing: Taking advantage of the city as a built and graphic image[J]. *Place Branding and Public Diplomacy*, 2009, 5(3): 226-233.
- [9] 徐磊青. 城市意象研究的主题、范式与反思: 中国城市意象研究评述[J]. 新建筑, 2012(1): 114-117.
- [10] 曹越皓, 龙瀛, 杨培峰. 基于网络照片数据的城市意象研究: 以中国24个主要城市为例[J]. 规划师, 2017, 33(2): 61-67.
- [11] 钮心毅, 王焱, 丁亮. 利用手机信令数据测度城镇体系的等级结构[J]. 规划师, 2017, 33(1): 50-56.
- [12] 钮心毅, 丁亮, 宋小冬. 基于手机数据识别上海中心城的城市空间结构[J]. 城市规划学刊, 2014(6): 61-67.
- [13] 李方正, 郭轩佑, 陆叶, 等. 环境公平视角下的社区绿道规划方法: 基于POI大数据的实证研究[J]. 中国园林, 2017, 33(9): 72-77.
- [14] 龙瀛, 张宇, 崔承印. 用公交刷卡数据分析北京职住关系和通勤出行[J]. 地理学报, 2012, 67(10): 1339-1352.
- [15] 陈映雪, 甄峰. 基于居民活动数据的城市空间功能组织再探究: 以南京市为例[J]. 城市规划学刊, 2014(5): 72-78.
- [16] Naik N, Philipoom J, Raskar R, et al. Streetscore-Predicting the Perceived Safety of One Million Streetscapes[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2014: 793-799.
- [17] Naik N, Kominers S D, Raskar R, et al. Computer vision uncovers predictors of physical urban change[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2017, 114(29): 7571-7576.
- [18] Gebru T, Krause J, Wang Y, et al. Using deep learning and Google Street View to estimate the demographic makeup of neighborhoods across the United States[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2017, 114(50): 13108-13113.
- [19] Zhou B, Liu L, Oliva A, et al. Recognizing City Identity via Attribute Analysis of Geo-Tagged Images[J]. *Springer International Publishing*, 2014, 8691: 519-534.
- [20] 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.
- [21] 吴志强. 人工智能辅助城市规划[J]. 时代建筑, 2018(1): 6-11.

(编辑/马琳)

作者简介:

曹越皓

1991年生/男/重庆合川人/重庆大学建筑城规学院在读博士研究生/研究方向为城市大数据、城市生态规划(重庆 400045)

杨培峰

1972年生/男/浙江湖州人/博士/重庆大学建筑城规学院教授, 博士生导师/研究方向为城市生态规划研究、区域与城乡空间发展(重庆 400045)

龙瀛

1980年生/男/吉林四平人/博士/清华大学建筑学院特别研究员, 博士生导师/研究方向为城市科学(北京 100084)