

基于大语言模型的城市街区情感空间识别与更新策略研究*——以上海市四川北路街区为例

Research on Emotional Space Identification and Regeneration Strategies for Urban Neighborhoods Based on Large Language Models: A Case Study of the North Sichuan Road Neighborhood in Shanghai

周 静 邝远霄 吴书驰 张华钰 韦家璇 ZHOU Jing, KUANG Yuanxiao, WU Shuchi, ZHANG Huayu, WEI Jiaxuan

摘 要 针对城市更新中人文情感要素量化评估难题,构建“数据采集—情感识别—更新策略”研究框架,探索人工智能技术驱动的人本主义更新路径。研究运用大语言模型和知识图谱技术,系统整合社交媒体、市民热线、新闻副刊和深度访谈等海量异构数据,以上海市四川北路街区为例,开展情感空间识别与更新策略研究。研究识别出8类细分情感空间,并对3 697个空间地点数据进行情感评分。研究发现:(1) 情感热点空间与物质载体高度耦合;(2) 怀旧、喜悦共同构成四川北路街区情感基底;(3) 负面情感空间呈现“功能失配—节点聚集”分异规律。研究表明,多源数据与AI技术的协同应用能够拓展情感空间解析的观测维度,为精细化城市更新中技术工具与人文价值融合提供一种可行性思路。

Abstract Addressing the challenge of quantifying human emotional elements in urban renewal, this study constructs a research framework of "data collection – emotion recognition – urban renewal strategy" to explore human-centric renewal pathways driven by artificial intelligence technologies. By integrating large language models (LLMs) and knowledge graph technology, the research systematically synthesizes massive heterogeneous data from social media, resident hotlines, news supplement, and in-depth interviews. Taking Shanghai's North Sichuan Road neighborhood as a case study, it identifies eight categories of emotional spaces and conducts emotional scoring for 3 697 spatial data points. Key findings include: (1) There is a strong coupling relationship between emotional hotspots and physical urban fabric; (2) Nostalgia and joy collectively form the neighborhood's emotional foundation; (3) Negative emotional spaces exhibit functional mismatch-driven nodal clustering patterns. The study demonstrates that the synergistic application of multi-source data and AI technologies expands observational dimensions for emotional space analysis, providing a feasible approach to integrate technical tools with humanistic values in precision-oriented urban renewal.

关 键 词 多源数据;大语言模型;情感空间;城市更新;规划技术

Key words multi-source data; large language models; emotional space; urban regeneration; planning technologies

文章编号 1673-8985 (2025) 02-0032-08 中图分类号 TU984 文献标志码 A

DOI 10.11982/j. supr. 20250205

作者简介

周 静

上海大学上海美术学院建筑系

副教授,博士

邝远霄

上海脉策数据科技有限公司

工程师,硕士

吴书驰 (通信作者)

天津市城市规划设计研究总院有限公司

正高级建筑师,硕士,kratos83@126.com

张华钰

上海大学上海美术学院建筑系

硕士研究生

韦家璇

上海大学上海美术学院建筑系

1 研究背景与既有研究

党的二十大报告明确提出“加快转变超大特大城市发展方式,实施城市更新行动”。新时期的城市更新不仅要解决建筑老化、功能衰退等物质层面的困境,更要回应居民情感认同、文化记忆延续与社会网络重构等更深层次

*基金项目:教育部人文社会科学研究一般项目“艺术疗愈介入下社区环境对老年人健康的影响机制研究”(编号23YJAZH222);2024年度上海市决策咨询大都市规划建设专项课题“基于人工智能技术的城市更新区域空间识别及演化特征研究”(编号2024-Z-W05-A)资助。

的命题^[1-2]。作为城市的基本构成单元,街区在城市社会经济视域下呈现出多维价值属性:其不仅是承载日常生活的物质空间载体,更是维系城市文化基因、构筑心理认同、培育情感归属纽带的核心场域。同时,以街区统筹为抓手的城市更新实践,通过搭建政府、市场、居民三方协商平台,能够有效协调各方利益,整合资源^[3]。在“项目驱动”的街区尺度城市更新背景下,情感空间研究能够帮助规划师和城市管理者更好地识别居民的情感需求和期望,为破解“重物质轻人文”的更新困境提供创新路径。

情感空间研究涉及心理学、地理学、社会学、城市科学等多个学科,属于跨学科研究领域。在心理学领域,情感空间研究的经典研究有Mehrabian和Russell^[4]在1974年提出的环境心理学的量化框架以及Russell^[5]提出的环境情感模型等。这些模型被广泛应用于情感计算、社交媒体情绪分析等领域,并在商业领域有较为广泛的应用。在地理学领域,段义孚的情感地理学研究具有重要地位,他的著作《恋地情结:对环境感知、态度与价值观的研究》深入探讨了人与环境之间的情感联系^[6]。在社会学领域,代表学者有涂尔干、齐美尔、戈夫曼等,主要围绕情感与社会秩序、社会互动和社会变迁的关系进行深入探讨^[7]。

在城市科学领域,近年来情感空间研究进展如下:Christian Nold^[8]的“情感地图”项目通过使用生物传感器和GPS设备,记录参与者在城市空间中的生理情感反应,并将其可视化情感地图。Caquard和Griffin^[9]通过分析情感地图制作和使用过程中的作用,强调了情感对于理解地图和地方关系的重要性,即情感是连接人与空间的核心纽带,能够揭示个体对地方的主观体验、记忆和归属感,从而帮助规划者更全面地评估空间的社会文化价值,为包容性规划和公众参与提供理论支持。郭义超^[10]认为情感地图能够反映市民的幸福指数,并为城市管理和智慧城市发展提供帮助。Ashkezari-Toussi^[11]利用社交网络数据,采用计算机视觉技术,结合OpenFace工

具提取面部68个关键点,利用卷积神经网络(CNN)识别分析不同地点人们的面部表情来绘制情感地图,揭示了纽约、伦敦、东京、柏林、巴黎等全球12个主要大都市情感分布的差异。Pánek^[12]在奥洛穆茨市的研究中,探讨了情感地图在市民参与规划支持系统中的应用,通过情感地图平台收集和可视化与公共空间参与式规划相关的空间数据。

He等^[13]利用街景图像中的情感和视觉感知来评估城市更新潜力,发现情感感知在评估更新潜力时比视觉感知更为关键。蒋源等^[14]通过评论主体抽取技术得到评论中有关城市建成环境的关键词,视为情绪因子,并采用GAMM模型进行城市情绪与每种情绪因子之间的相关性分析。崔璐明等^[15]利用BERT预训练模型对上海市82万条微博签到数据进行情绪结果识别,并将其细分为6类情绪(快乐、喜爱、悲伤、愤怒、厌恶和无情绪),研究显示积极情绪在市中心的集聚较为明显,并且具有连片分布的趋势,消极情绪较零散地分布在外环线附近且规律性不强。单卓然等^[16]基于武汉市主城区87.8万条微博数据,结合腾讯云NLP情感分析模块与地理加权回归模型,分析居民情绪分布的时空特征。周静等^[17]根据新闻报刊和调查访谈数据,利用清华智谱开源大语言模型进行微调,从满意度、归属感和安全感3个维度开展人一地情感关联测度。

综上,研究得出以下启示:

(1) 既有研究多聚焦于城市宏观尺度的

情感空间格局分析,而针对街区、社区单元等中微观尺度的研究仍显薄弱。这种尺度失衡导致研究成果难以有效对接当前“项目驱动型”城市更新的精细化治理需求,亟待探索小尺度、高精度的情感空间识别与更新需求研究。推动城市更新从传统物质空间改造主导向精细化、人本化和智能化方向转变,有助于创造更具情感共鸣和社区认同感的城市空间。

(2) 归纳既有情感识别3种主要研究方法(见表1),传统调查通常具有样本量有限、实施成本高且时效性不足等缺点;BERT模型擅长结构化文本的高效解析,但高度依赖标注数据且难以扩展至多模态场景;大语言模型为多模态数据提供了更加细致、更高精度的分析能力^[18-19]。微调后的大语言模型可以更加准确地处理情感任务^[20]。另外,利用知识图谱技术帮助大语言模型减少幻觉,深入认知情感空间。

本研究在构建城市街区情感空间研究框架的基础上,利用多源数据,基于清华智谱开源大语言模型GLM4,以上海四川北路街区为例,识别细分情感空间类型,为城市更新提供量化情感维度支持。

2 城市街区情感空间研究框架构建

在前人研究的基础上,本文将情感空间定义为以物质空间为载体,通过人与环境的互动,形成的具有情感属性和社会意义的动态认知场域。细分情感类型有助于理解情感空间的复杂性和异质性。通过情感识别,可以深入了

表1 情感识别的传统调查、BERT模型与大语言模型+知识图谱技术方法比较

Tab.1 Comparison of traditional surveys, BERT models, and large language models + knowledge graph technical methods for sentiment recognition

维度	传统调查	BERT模型	大语言模型+知识图谱
数据来源	问卷调查、深度访谈、田野观察	社交媒体文本、新闻评论、历史档案	多模态数据(文本、图像、视频、传感器数据)
优势	数据真实性强,含非语言行为信息;可捕捉隐性情感与文化语境;适合小范围深度文化解析	文本情感识别准确率高(F1>0.85);支持细粒度情感分类;模型可解释性强,支持特征溯源	微调模型,包括全参数微调和参数高效方法,可以显著提高模型在特定任务上的性能;知识增强推理:通过领域知识图谱消解语义歧义
劣势	样本量受限;实施人力成本高;时效性差	依赖标注数据;多模态扩展性差	知识维护成本高
适用场景	适合小范围深度研究	适合结构化文本分析	适合多模态数据、关系挖掘

资料来源:笔者根据相关参考文献整理得到。

解当地居民、游客对现有空间的情感依恋、不满或其他复杂情感。

本文以街区尺度的城市更新需求为导向,融合城市更新、情感空间等相关研究,聚焦城市更新中人文情感与空间载体的互动关系,构建“数据采集—情感识别—更新策略”研究框架(见图1),为城市街区更新提供情感维度的思考。

3 数据来源与研究方法

3.1 研究案例

选取四川北路街区作为研究案例,其作为承载“上海第三条商业街”“走走看看其他路,买卖请到四川路”记忆的街区,为探究高密度中心城区更新中的人文基因存续提供典型样本^[21]。研究区域北起鲁迅公园,南抵苏州河,东至四平路、吴淞路等,西至宝山路、东江湾路等,总面积约2.33 km²(见图2)。

自1990年代起四川北路街区历经多轮规划迭代,城市快速发展推动四川北路及部分道路拓宽与百货商场建设,使得街区历史肌理逐渐破碎化;2000年代进一步引入大型购物中心并开发中高档商品房,引发在地商业生态瓦解^[22],同时文化赋能转型尝试受制于空间权属碎片化^[23];近年来该街区进入城市更新进程提速阶段,着力打造为海派文化特色鲜明、商旅文体融合、商业商务集聚的活力地区。建立情感空间识别与更新诉求的关联分析,有助于实现城市有机更新与人文基因传承的双向赋能。

3.2 数据来源

多元数据将更加全面地反映四川北路街区的情感类型。表2列出了本文的数据来源,覆盖不同群体和不同角度的情感信息。(1) 新闻副刊数据:1990—2024年期间上海新闻副刊《夜光杯》《笔会》《朝花》^①上登载的与四川北路街区相关的生活文章,共计110余万字;(2) 社交媒体数据:抖音平台以四川北路为搜索关键词,共计下载并处理计算了3 697条视频数据,视频平均时长3 min左右,总时长11 147 min,所有视频数据总大小约为393 GB;

(3) 社交媒体数据:小红书平台以四川北路为搜索关键词,提取热门笔记221条,分析评论4 099条;(4) 12345市民热线数据:获取了2024年1—12月数据信息,包括主题类别、时间、留言内容信息,涵盖街道所有百姓诉求,共计1 158条,其中与空间诉求相关的有995条;(5) 调查访谈数据:课题组在2023年12月至2024年6月收集的针对居民、游客的访谈录音,录音转文字,共计20余万字。

3.3 技术路线

首先,采集报刊文本数据、社交媒体数据、市民热线数据和调查访谈数据等多源数据并打标签,为后续处理提供基础。其中报刊文本数据通过线下手段搜集,社交媒体数据采用



图1 研究框架
Fig.1 Research framework

资料来源:笔者自绘。

表2 本研究数据来源
Tab.2 Data sources

数据来源	数据特点	数据结构	采集时间/数据量	应用方向
新闻副刊	深层文化记忆,文学化情感表达	非结构化	1990—2024年,共计110余万字	历史情感锚点挖掘
社交媒体(抖音)	用户的实时分享和情感表达,包含视频和文本信息	结构化/非结构化	截至2025年2月,视频数据总大小约为393 GB	瞬时情绪捕捉
社交媒体(小红书)	侧重于消费体验与生活方式分享,包含图片和文本信息	结构化/非结构化	截至2025年2月	生活美学营销情感识别
12345市民热线	包含市民的投诉、建议,反映居民的实际问题和情感倾向	结构化	2024年1—12月,共计1 158条	空间治理痛点识别
调查访谈	访谈对象包含住户、租户、游客等不同年龄段、不同性别人群	非结构化	2023年12月—2024年6月,共计20余万字	包含调查者的主观体验和质性信息

资料来源:笔者自制。

线上爬虫软件的方式搜集,市民热线数据来自上海市12345市民热线,调查访谈数据由课题组开展访谈获取。之后,对采集到的数据进行预处理,以统一数据格式方便后续使用。由于上一步采集到的数据具有模态多(图像、音频、视频、文字)、数量大(超过100 GB)、来源广(涵盖传统媒体与新媒体)的特点,需要对其进行预处理,以保证后续操作的准确性。接

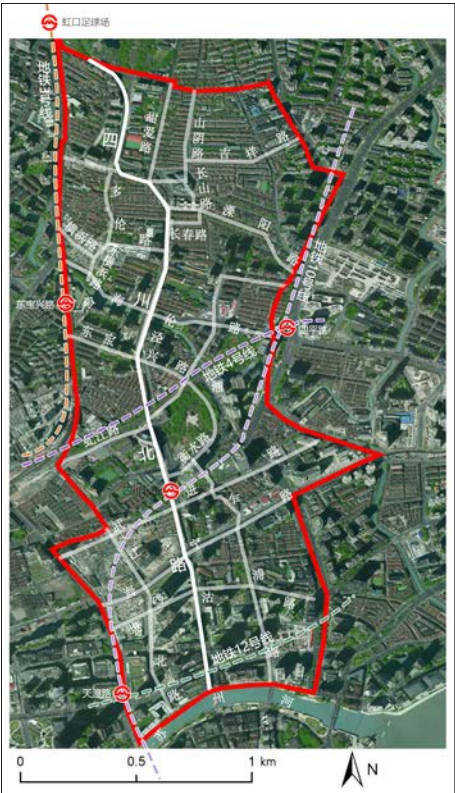


图2 研究范围
Fig.2 Research scope
资料来源:笔者根据上海市测绘院公开发布的天地图影像图(2023年版)绘制。

注释: ① 分别为《新民晚报》《文汇报》《解放日报》的副刊,这些登载在副刊上的文章反映了上海不同时期的社会风貌和思想变迁,有广泛影响力,具有重要的历史参考价值。

着,利用这些整理好的语料数据开展大模型微调工作,以提高模型对上海在地的人—地关系相关语料的理解和处理能力。通过微调后的模型,提取人—地要素实体,形成结构化人—地关系图谱。随后,基于语料库内容,开展情感标注工作,将标注好的情感与原始语料内容作为训练材料,对大语言模型进行微调,特化大语言模型的情感提取与打分判断能力。基于提取的要素实体构建人—地关系图谱,开展人—地情感的权重赋予工作,从而进一步展示人与地之间的复杂关系。最后,通过人—地情感打分和人—地关系实体权重分析,深入探究人与地之间的情感联系和关系强度,得到本文人—地情感分析结果(见图3)。

(1) 数据处理

线下系统收集上海新闻副刊数据,之后通过OCR扫描数字化后建立语料库,OCR的结果中存在部分疏漏错误,比如由于原始素材年代久远导致的OCR错误,通过并行的大语言模型校正与人工校正加以整理。对于社交媒体数据,使用爬虫爬取后,根据来源不同、数据类型不同,需要经过去重、去广告、图片OCR、音频STT(sound to text语音转文本)、视频抽帧等步骤,之后转化为统一可以使用的语料。对于市民热线数据,需要经过geocoding地理寻址,使得数据具体内容可以嵌入GIS地理信息系统中予以呈现。对于调查访谈数据,则需要经过口语整理、去除口癖、方言翻译、STT等步骤,处理为入库语料。

(2) 模型微调(特化命名实体识别能力)

基于数据处理的结果,对文本分段并进行标准化处理,以确保文本数据具备一致的格式。在文本清洗完成后,应用自然语言处理(NLP)技术对语料数据进行更深入的处理^[24]。首先,从大量文本中,划分出训练集和验证集。考虑到文本的量非常大,本次研究中安排训练集占总文本数量的5%。使用分词工具对训练集文本进行分词处理,将连续的文本切分为独立的词汇。接着,利用词性标注和命名实体识别技术,识别出训练集中的人物、地点和事件,帮助后续的情感分析和主题建模。处理完的训练集再经

过人工校准,将“1933大上海”“今朝8弄”“俞泾浦”一类具备地域特色但无法被大语言模型认知为地名的数据进行人工标注,为后续的深入分析提供便利。数据处理完成后,基于开源中文大语言模型GLM4进行模型微调,以提高模型上海在地的命名实体识别等相关任务的性能。任务采用指令微调的方法,对人名、地名,以及各种事件都做了相关指令,根据指令内容和上述准备的数据集进行微调特化,强化了模型在人—地关系领域的命名体识别能力。

这一步的微调过程中,主要从非结构化的文本中抽取地名(街道名称、建筑物名称或标志性建筑昵称等)、建筑物类型、人名等重要类型。

(3) 人—地关系知识图谱构建

在微调过后的GLM4大语言模型的辅助下,构建四川北路街区人—地情感关系知识图谱。知识图谱的结构包括节点(实体)和边

(关系),节点主要包括人(个体、群体)和地(空间要素),边表示人和地之间的情感关系。利用该模型从大量文本中精确提取出空间要素与人物要素,并构建知识图谱。该知识图谱将呈现四川北路人—地关系全貌,更为全面地反映各类人物的关系、各类地点要素实体的关系、人物实体与地点要素实体之间的关系等。

(4) 模型微调(特化情感识别能力)

大语言模型具备从文字中提取情感要素的能力,但是通用的大语言模型并不能很好地胜任精细化、地域化的情感提取。Ekman^[25]提出的6种基本情感(高兴、悲伤、愤怒、恐惧、厌恶和惊奇)以及Plutchik^[26]提出的8种基本情感(快乐、悲伤、愤怒、恐惧、期望、惊奇、憎恨和接受),均构建了普适性的人类情感分类理论框架。在此基础上,本文聚焦“人—地”情感,结合特定的四川北路街区特色、数据初步分析和专家建议,构建四川北路街区8类人—

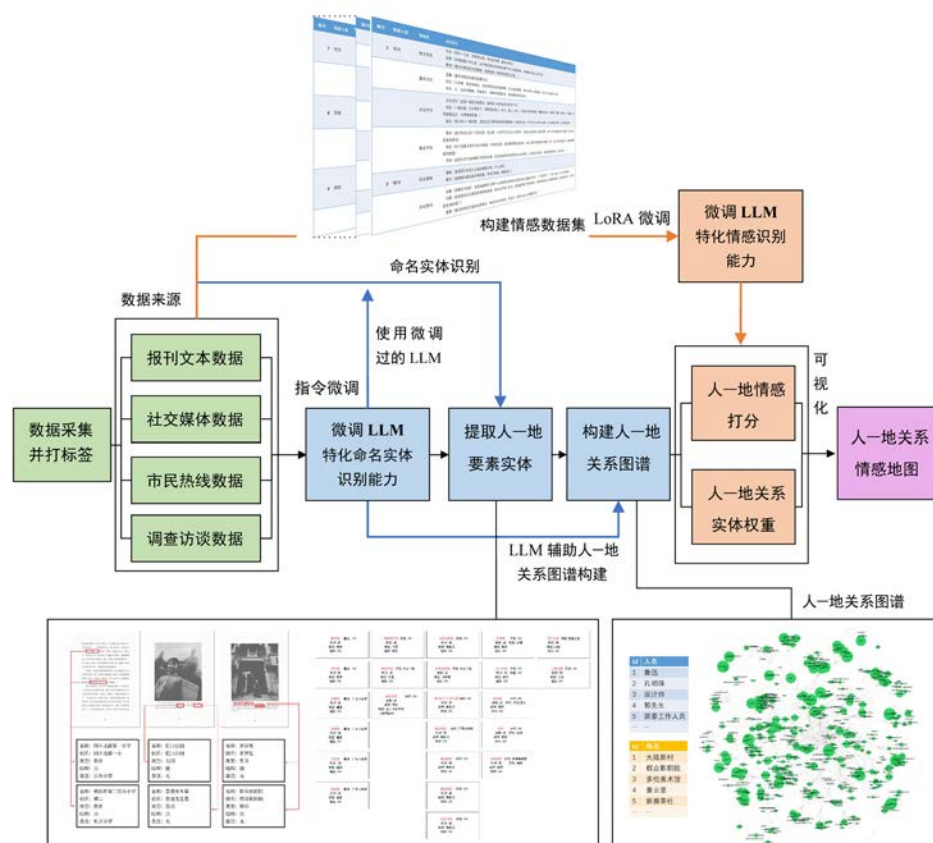


图3 技术路线
Fig.3 Technical roadmap

资料来源:笔者自绘。

表3 四川北路街区8类人—地情感词不同数据源标注实验结果统计

Tab.3 Statistical results of annotation experiments for eight types of human-place sentiment words from different data sources in North Sichuan Road neighborhood

情感类型	召回率/%				准确率/%				F1值			
	报刊文本数据	社交媒体数据	市民热线数据	调查访谈数据	报刊文本数据	社交媒体数据	市民热线数据	调查访谈数据	报刊文本数据	社交媒体数据	市民热线数据	调查访谈数据
喜悦	68	85	—	71	89	78	—	82	77	81	—	76
怀旧	92	73	—	88	94	77	—	91	93	75	—	89
敬仰	95	80	—	79	92	68	—	85	94	73	—	82
自豪	88	74	—	76	91	71	—	83	89	73	—	79
批评	32	89	93	65	78	84	89	73	46	87	91	69
失落	45	83	86	82	72	80	84	79	57	82	85	81
期待	71	83	68	85	83	74	75	88	77	78	71	86
惊奇	63	82	—	67	81	79	—	78	71	81	—	72

资料来源:笔者根据实验结果得到。

表5 四川北路街区情感极性与强度分布^③

Tab.5 Distribution of sentiment polarity and intensity in North Sichuan Road neighborhood

情感类型	情感极性分布(占总节点比例/%)		情感强度分布/个		
			高值(节点数/个)	中值(节点数/个)	低值(节点数/个)
喜悦	38.3		642	775	2 280
怀旧	51.6		1 294	614	1 789
敬仰	19.2		467	244	2 986
自豪	37.9		699	704	2 294
批评	5.6 ^④		4	19	391
失落	26.2		506	463	2 728
期待	10.0		185	184	3 328
惊奇	16.3		321	281	3 095

资料来源:笔者根据知识图谱统计得到。

地情感词(分别是喜悦、怀旧、敬仰、惊奇、期待、批评、自豪和失落)的细分情感标签的标注语料库。邀请3名专家对不同数据源文本(各50条)进行标注和校核,以确保情感词汇库和提示词体系能有效支持情感提取过程。利用不同文本的数据源测试实验结果,计算召回率、准确率和F1值(见表3)。

根据表3的实验数据,四川北路街区的人—地情感识别效度呈现明显的数据源差异特征^②:报刊文本在传统情感(如怀旧、敬仰、自豪)F1值表现突出,怀旧F1=93%,敬仰F1=94%,反映其侧重历史文化与正面叙事;社交媒体则更擅长捕捉即时情感(惊奇F1=81%)和失落(F1=82%),凸显用户表达的活跃性与批判性;市民热线在批评情感F1=91%,表明其作为民生问题反馈渠道的有效性,失落情感F1=85%,印证了居民对街区问题的关注;在访谈数据中,怀旧和期待(F1分别为89%、86%),反映了深度互动能揭示

复杂情感需求,尤其在正向期待(如发展诉求)的捕捉上更具可靠性。

上述召回率、准确率及F1值得分计算,作为后续研究确定数据融合权重的依据。通过专家打分后的数据,用于大语言模型的进一步微调。将专家打分与原始文本整理成“Q—A”数据对,输入大语言模型中,进行新一轮微调,使大语言模型适应上海地区的精细化情感识别任务。这样,大语言模型将能更好地识别“敬仰”“怀旧”等相对精细化的情感特征。

这一步的模型微调中采用了Lora/P-Tuning的方式,将GLM4模型的query_key_value层设置为LoRA微调的目标模块,冻结原模型权重,注入低秩矩阵实现以少量的参数(原参数的0.1%)影响模型性能,优化模型在情感打分上的能力。

(5) 情感量化与数据融合

在情感评分与标准化阶段,基于领域知识构建的多维度情感词典体系,结合大语言模

表4 四川北路街区8类人—地情感词不同数据源权重分配(%)

Tab.4 Weight allocation of different data sources for eight types of human-place sentiment words in North Sichuan Road neighborhood (%)

情感	报刊文本数据	社交媒体数据	市民热线数据	调查访谈数据
喜悦	30	35	—	35
怀旧	40	25	—	35
敬仰	45	20	—	35
自豪	40	20	—	40
批评	10	25	40	25
失落	15	25	35	25
期待	20	30	20	30
惊奇	25	50	—	25

资料来源:笔者自制。

型对4类异构文本进行语义解析。通过Z-score标准化处理消除各渠道数据的量纲差异,建立可比的情感基准值。随后,进行多源数据融合,确定差异化的融合权重。结合上文召回率与准确率的综合表现(以F1分数为基准,权衡数据源的可靠性),各情感在不同数据源中的权重分配如表4所示。

最终通过加权融合算法生成街区情感指数,实现从非结构化文本到可计算情感指标的转化。根据上述研究利用微调后的情感大语言模型对人—地情感图谱中各个人节点的关系的情感打分,绘制情感地图。共计3 697个数据正常且位于四川北路街区内的地点。将整理好的数据导入GIS系统中,根据经纬数据在地图上标出各个地点的位置,采用核密度的方法来统计获得点状情感要素在空间中的插值分布。

4 研究结论

本文对四川北路街区情感网络特征进行量化分析,识别出共计3 697个空间地点数据。

4.1 情感极性分布与强度分布

结果显示,各情感类型在极性分布与强度层级上呈现较为显著的差异(见表5)。情感极性分布方面,怀旧情感以51.6%的绝对优势成为主导性情感,喜悦(38.3%)次之,构成文化认同核心层。情感强度分布方面:怀旧情感高值节点达1 294个,占全部节点的35.0%,

注释: ②召回率反映模型在识别情感词的能力,准确率代表识别出的情感词的正确性。

③相关计算指标如下:(1)情感极性分布:衡量各类情感的占比。(2)情感强度分布:情感表达的强弱程度分布。情感强度通常分为3个等级(如低、中、高)或连续值(如0到1之间的分数)。a.情感强度评分:为每段文本生成情感强度分数(如0到1之间,0表示无情感,1表示情感极强)。b.划分强度等级:低强度:0≤Score<0.33,中强度:0.33≤Score<0.66,高强度:0.66≤Score≤1。c.统计各强度等级数量:低强度数量:N_{low};中强度数量:N_{medium};高强度数量:N_{high}。d.计算各强度等级占比:低强度占比:P_{low}=N_{low}/Total Texts×100%;中强度占比:P_{medium}=N_{medium}/Total Texts×100%;高强度占比:P_{high}=N_{high}/Total Texts×100%。

④在本文中,批评总节点数是依据2024年市民热线数据所捕捉到的414个与投诉物质空间环境相关的地点确定的。而其他情感节点的计算总数则来源于多源数据,总计为3 697个。情感极性分布(%)计算公式为N=情感强度分布(高值+中值)节点数/总节点数×100%。

形成强烈的情感集聚效应;惊奇情感整体占比16.3%,其高值节点(321个)构成潜在活力增长点。

4.2 情感空间识别与特征分析

通过大模型驱动的城市情感空间识别,可以发现不同情感类型在空间结构上的分布特征,挖掘相应的更新诉求。针对市民各方面真实诉求提出针对性的改善建议,为政府部门决策提供数据支撑和建议参考。表6列出了大模型驱动的四川北路街区各类情感空间识别与更新诉求。

(1) 情感热点空间与物质载体高度耦合,怀旧、喜悦共同构成四川北路街区情感基底

研究显示,各类情感均通过特定物质空间载体实现具象化表达。喜悦情感依托街道轴线空间与分散式公共休闲节点形成复合场域,其物质基础既包括四川北路街道的整体空间骨架,也涵盖沿线的餐饮、公园等活力节点。怀旧情感则深度嵌入里弄空间肌理,通过小吃店、食品店等传统业态形成记忆锚点,呈现“街—巷”二级情感传导方式。更具指向性的敬仰情感则依附于中共四大纪念馆、名人故居等文化地标,形成由51处纪念性空间构成的文化网络。新兴的网红打卡点与艺术展览空间作为新型物质载体,承载了惊奇、期待情感,反映出情感载体系统的动态演进特征。

(2) 负面情感空间呈现“功能失配—节点聚集”的分异规律

在四川北路中段,商业业态衰退导致失落情感沿街道轴线蔓延,空置商铺与低端业态的聚集不仅弱化了街道界面连续性,更割裂了居民对商业街的历史记忆认同;而在微观节点,人行道侵占、建筑违建、停车难等矛盾引发批评情感簇群式分布,其空间分布与建成环境失序程度呈现一定相关性,如四川北路、长春路、宝安路、横浜路等道路部分地段因非机动车无序停放形成冲突热点,部分里弄住宅及老旧居住区则因停车难、设施老化成为矛盾集聚区。

表6 大模型驱动的四川北路街区情感空间识别与特征分析
Tab.6 Large model-driven identification and feature analysis of emotional space in North Sichuan Road neighborhood

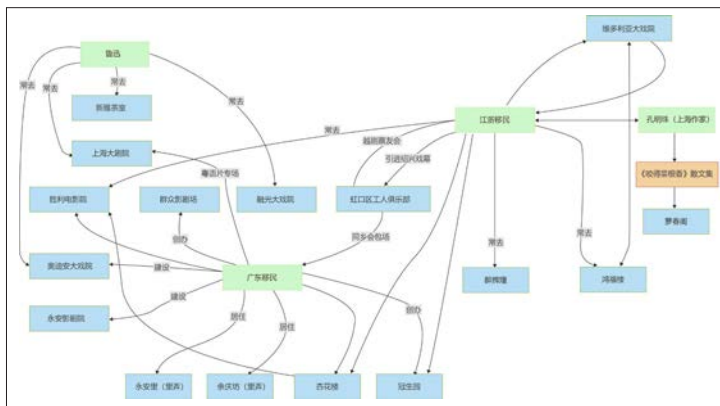
情感类型	知识图谱			重要情感空间分布
喜悦				结构特征:轴线—多点分布; 轴线:四川北路街道; 多点:主要分布在居民日常生活的里弄空间、餐饮、服装店、影剧院、公园和滨水地区等休闲场所
怀旧				结构特征:街巷二级传导—多点分布; 街巷二级传导:四川北路街道—里弄空间; 多点:里弄住宅、小吃店、食品店、电影院等
敬仰				结构特征:双核—多点分布; 双核:多伦路—山阴路历史街区、中共四大纪念馆; 多点:鲁迅等名人故居
自豪				结构特征:多点分布; 集中于学校、文化、艺术机构等,如邮政博物馆、虹口区第三中心小学、虹口高级中学、多伦现代美术馆等
批评				结构特征:簇群分布; 四川北路沿线部分地段人行道狭窄、电动车和共享单车停放问题、小区停车难、违章建筑及里弄建筑老化导致的居住体验下降
失落				结构特征:轴线—多点分布; 四川北路中段(海伦路至虬江路)商业衰退,商铺空置多
期待				结构特征:多点分布; 对四川北路整体提升的期待
惊奇				结构特征:双核结构; 南核:今潮8弄、乍浦路; 北核:甜爱路

注:表中GIS核密度图采用取中高值的分类结果,突出显示中高强度节点。
资料来源:笔者自制。

4.3 情感关联度高的节点分析

研究发现,在基于副刊回忆录文章和口述访谈数据构建的怀旧情感图谱中,呈现出多组具有显著情感关联的节点集群,如以“多伦

路—恒丰里—大陆新村—公啡咖啡馆—左联会址纪念馆—拉摩斯公寓等”为代表的历史文化节点,构成了上海虹口区左翼文化记忆的核心场域。



b 以“新雅茶室—鸿福楼—冠生园—胜利电影院—虹口区工人俱乐部—曙光电影院—维多利亚大戏院—新雅粤菜馆—醉辉煌—杏花楼等”为代表的生活化节点

资料来源:笔者自绘。

将情感空间识别与问题诊断嵌入现行更新工作流程中,有可能在更新政策框架要求前期“城市体检”以及后续“实施后评估”阶段发挥作用:在城市体检阶段,通过对情感数据的分析,为城市体检报告提供更丰富的维度和更深入的洞察;在更新实施后评估阶段,通过对更新后街区情感氛围的监测,评估更新项目的成效,确保更新后的街区在满足居民情感需求方面达到预期目标。

一是进一步研究情感空间与更新诉求的

5.1 情感响应的城市更新策略建议

在城市更新过程中,情感强度高、关联度高的节点往往承载着丰富的文化内涵和独特的社会功能。这些节点不仅是城市空间的重要组成部分,更是居民情感与记忆的凝聚点,

关联机制,建立从情感体验到实际更新行动的桥梁。尤其是针对情感强度高、关联度高的空间节点,如何深入挖掘其情感承载的集体记忆与文化认同特征,结合人的时空行为轨迹建模分析,建立“情感—需求”响应矩阵,揭示情感空间更新诉求的阈值规律。二是对人机合作工作流程开展研究,如何通过优化合作流程和技术手段,发挥人和人工智能技术各自优势,进一步提升情感分析的精准度和实用性,为城市更新等领域提供更具科学性和指导性的研究成果。三是针对城市更新具体项目应用层面,如何通过与城市体检指标体系或实施后评估体系进行深度耦合,构建面向实施导向的街区空间诊断工具,助力规划师和管理部门精准锁定更新实施靶点。

参考文献 References

- [1] 阎树鑫,万智英,李嘉男. 城市更新行动:内涵、逻辑和体系框架[J]. 城市规划学刊, 2023 (1): 62-68.
- YAN Shuxin, WAN Zhiying, LI Jia'nan. Urban renewal action: connotation, logic and systemic framework[J]. Urban Planning Forum, 2023(1): 62-68.
- [2] 周静,肖阳. 人工智能时代技术进步与城乡发展的新议题[J]. 上海城市规划, 2022 (5): 1-6.
- ZHOU Jing, XIAO Yang. The issues of technological progress and urban and rural development in the age of artificial intelligence[J]. Shanghai Urban Planning Review, 2022(5): 1-6.
- [3] 唐燕. 城市更新制度与北京探索:主体—资金—空间—运维[M]. 北京:中国城市出版社, 2023.
- TANG Yan. Urban renewal system and Beijing's exploration: subjects-funding-space-operations & maintenance[M]. Beijing: China City Press, 2023.
- [4] MEHRABIAN A, RUSSELL J A. An approach to environmental psychology[M]. Cambridge, MA: The MIT Press, 1974.
- [5] RUSSELL J. A circumplex model of affect[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1980, 39: 1161-1178.
- [6] 段义孚. 恋地情结:环境感知,态度和价值观研究[M]. 张志丞,刘苏,译. 北京:商务印书馆, 2019.
- DUAN Yifu. Topophilia: a study of environmental perception, attitudes, and values[M]. ZHANG Zhicheng, LIU Su, translate. Beijing: The Commercial Press, 2019.
- [7] 刘思达. 社会空间:从齐美尔到戈夫曼[J]. 社会学研究, 2023 (4): 142-159.
- LIU Sida. Social spaces: from Georg Simmel to Erving Goffman[J]. Sociological Studies, 2023(4): 142-159.
- [8] NOLD C. Emotional cartography: technologies of the self[M]. London: Space Studios, 2009.
- [9] CAQUARD S, CARTWRIGHT W. Narrative cartography: from mapping stories to the narrative of maps and mapping[J]. The Cartographic Journal, 2014, 51(2): 101-106.
- [10] 郭义超,樊红. 基于中文文本分析的微博情感地图的制作[J]. 计算机系统应用, 2017, 26 (2): 25-29.
- GUO Yichao, FAN Hong. Approach to make mood maps based on sentiment analysis of Chinese Micro-Blog[J]. Computer Systems & Applications, 2017, 26(2): 25-29.
- [11] ASHKEZARI-TOUSSI S, KAMEL M, SADOOGHI-YAZDI H. Emotional maps based on social networks data to analyze cities emotional structure and measure their emotional similarity[J]. Cities, 2019(86): 113-124.
- [12] PÁNEK J. Mapping citizens' emotions: participatory planning support system in Olomouc, Czech Republic[J]. Journal of Maps, 2019, 15(1): 8-12.
- [13] HE J, ZHANG J, YAO Y, et al. Extracting human perceptions from street view images for better assessing urban renewal potential[J]. Cities, 2023(134): 104189.
- [14] 蒋源,于儒海,曹瑛,等. 基于网络社交数据的城市情绪地图及空间优化探索——以成都市为例[J]. 规划师, 2023, 39 (9): 56-62.
- JIANG Yuan, YU Ruhai, CAO Shuang, et al. A study on urban emotional map and spatial improvement based on social networking data: take Chengdu City as an example[J]. Planners, 2023, 39(9): 56-62.
- [15] 崔璐明,曲凌雁,何丹. 基于深度学习的城市热点空间情绪感知评价——以上海市为例[J]. 人文地理, 2021, 36 (5): 121-130.
- CUI Luming, QU Lingyan, HE Dan. Evaluating emotional perception of spatial hotspots via deep learning: a case study of Shanghai[J]. Human Geography, 2021, 36(5): 121-130.
- [16] 单卓然,安月辉,袁满,等. 基于微博大数据的城市居民情绪时空分布特征及影响因素研究——以武汉市主城区为例[J]. 城市发展研究, 2022, 29 (8): 69-76.
- SHAN Zhuoran, AN Yuehui, YUAN Man, et al. Study on spatial and temporal distribution characteristics and influencing factors of urban residents' sentiment based on Weibo data: a case study of the main urban area of Wuhan[J]. Urban Development Studies, 2022, 29(8): 69-76.
- [17] 周静,郎远霄,刘勇,等. 基于大语言模型的城市街区“人—地”情感关联测度及启示——以上海多伦路街区为例[J]. 上海城市规划, 2024 (3): 102-108.
- ZHOU Jing, KUANG Yuanxiao, LIU Yong, et al. Measurement and implications of 'people-place' emotional association in urban blocks based on large language models: a case study of Duolun Road Block in Shanghai[J]. Shanghai Urban Planning Review, 2024(3): 102-108.
- [18] NADEEM M, SOHAIL S S, JAVED L, et al. Vision-enabled large language and deep learning models for image-based emotion recognition[J]. Cognitive Computation, 2024(16): 2566-2579.
- [19] 仲玥,刘雨轩,叶宇. 基于大语言模型和社交媒体数据的城市公园公众活动丰富度测度——以上海为例[J]. 风景园林, 2024, 31 (9): 34-41.
- ZHONG Yue, LIU Yuxuan, YE Yu. Measurement of the public activity richness of urban park based on large language models and social media data: a case study of Shanghai[J]. Landscape Architecture, 2024, 31(9): 34-41.
- [20] ZHANG Y, YANG X, XU X, et al. Affective computing in the era of large language models: a survey from the NLP perspective[J]. arXiv, 2024: 2408.04638.
- [21] 杨滔,白雪,刘扬. 城市更新中空间流的记忆重塑——以上海四川北路城市更新为例[J]. 建筑学报, 2016 (7): 17-21.
- YANG Tao, BAI Xue, LIU Yang. Rebuilding the memory of spatial flows in urban renewal: a case study of Sichuan Road North in Shanghai[J]. Architectural Journal, 2016(7): 17-21.
- [22] 彭晖. 购物中心对地方社会网络的影响——以上海四川北路为例[J]. 国际城市规划, 2012, 27 (2): 67-72.
- PENG Hui. The impact of shopping mall on local social network: a case study of North Sichuan Road of Shanghai[J]. Urban Planning International, 2012, 27(2): 67-72.
- [23] 孙施文,董轶群. 偏离与错置——上海多伦路文化休闲步行街的规划评论[J]. 城市规划, 2008 (12): 68-78.
- SUN Shiwen, DONG Yiqun. Displaced and misplaced: planning evaluation of Duolun pedestrian street in Shanghai City[J]. City Planning Review, 2008(12): 68-78.
- [24] WANG S, SUN X, LI X, et al. GPT-NER: named entity recognition via large language models[J]. arXiv, 2023: 2304.10428.
- [25] EKMAN P. Universal and cultural differences in facial expression of emotions[M]//COLE J. Nebraska Symposium on Motivation. Lincoln: University of Nebraska Press, 1972: 207-283.
- [26] PLUTCHIK R. Emotion: a psychoevolutionary synthesis[M]. New York, NY: Harper & Row, 1980.