
中国城市住房空置的 多尺度测度研究

(申请清华大学工学博士学位论文)

培养单位：建筑学院

学 科：城乡规划学

研 究 生：赵 慧 敏

指导教师：龙 瀛 教授

二〇二五年五月

中国城市住房空置的多尺度测度研究

赵慧敏

Multi-Scale Measurement of Housing Vacancy in Chinese Cities

Dissertation submitted to

Tsinghua University

in partial fulfillment of the requirement

for the degree of

Doctor of Philosophy

in

Urban and Rural Planning

by

Zhao Huimin

Dissertation Supervisor: Professor Long Ying

May 2025

学位论文公开评阅人和答辩委员会名单

公开评阅人名单

党安荣	教授	清华大学建筑学院
-----	----	----------

答辩委员会名单

主席 委员	尹稚	教授	清华大学建筑学院
	冷红	教授	哈尔滨工业大学建筑与设计学院
	张健	教授	北京工业大学建筑与城市规划学院
	党安荣	教授	清华大学建筑学院
	邵磊	副教授	清华大学建筑学院
秘书	于涛方	副教授	清华大学建筑学院
	龙瀛	教授	清华大学建筑学院
	佟瑶	助理研究员	清华大学建筑学院

关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定，即：

清华大学拥有在著作权法规定范围内学位论文的使用权，其中包括：（1）已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文，学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文；（2）为教学和科研目的，学校可以将公开的学位论文作为资料在图书馆、资料室等场所供校内师生阅读，或在校园网上供校内师生浏览部分内容；（3）根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》及上级教育主管部门具体要求，向国家图书馆报送相应的学位论文。

本人保证遵守上述规定。

作者签名：

导师签名：

日 期：

日 期：

摘要

近年来，我国住房空置问题日益凸显，但由于缺乏官方统计数据，导致对其现状的准确评估和有效应对面临诸多挑战。为此，本文从“系统性综述—方法研发—实证验证—规律解析”四个环节出发，系统梳理现有研究，识别研究空白，构建适用于集合住宅背景下的多尺度城市住房空置测度体系，揭示住房空置的空间分布特征与影响机制，并提出具有针对性的规划与设计应对策略。

首先，研究对 537 篇英文文献与 123 篇中文文献进行了系统综述，发现当前学界在住房空置的定义、分类、测度方法与应对路径方面尚未形成统一标准，尤其在集合住宅背景下的适用性方面研究明显不足。基于此，本文聚焦以下三个关键科学问题：（1）如何快速、大规模测度我国城市住房空置状况？（2）我国当前住房空置的真实现状如何？（3）住房空置在空间上呈现出哪些分布规律？

围绕上述问题，研究开展了四项核心工作：前三项聚焦空置率测度方法的研究与实证检验，分别以住房单元、居住区和居住街区为研究单元，采用自采集数据、开源付费数据和开源免费数据相结合的方式，将研究尺度逐步从小型城市扩展至全国范围，形成多源数据融合与多尺度测度的研究框架。第四项工作则在前三项成果的基础上，深入开展空置规律解析与规划应对策略研究。

研究一以内蒙古多伦县两个居住区的 1,020 户住房单元为研究对象，利用无人机采集的夜间点云数据、智能手机拍摄的户前图像及外立面图像数据，结合机器学习模型及多模态大模型等方法，识别长时间不亮灯或出现明显空置迹象的住房单元，最终通过自采集电表数据对识别结果进行精度验证。其中，夜间点云数据识别效果最佳，F1-Score 达 0.85，共识别出 149 户空置住房单元。

研究二以北京市五环内的 5,737 个居住区为研究对象，结合三维建筑数据、房产平台二手房数据计算住房存量，利用多种数据源（百度位置服务数据、手机信令数据、吉林一号、珞珈一号及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据），分别推算家庭数量及住房空置率，并使用自采集的 Wi-Fi 探针数据进行验证。结果显示，百度位置服务数据在精度与时效性方面表现最佳，与 Wi-Fi 探针数据结果的相关系数达 0.76。最终结果表明，北京五环内整体空置率为 9.37%。

研究三以 2,859 个全国实体城市为研究对象，基于高分辨率遥感影像与深度学习模型提取建筑轮廓，结合机器学习模型预测建筑高度与功能信息，划定居住街区范围，并利用开源人口网格数据，进而完成居住街区尺度住房空置率的测度。

结果表明，全国城市整体住房空置率为 23.46%，空置住房套数为 7,714 万套，空置住房面积 10,580 km²。

研究四在上述测度结果基础上，总结我国住房空置的空间格局，归纳出六种典型类型，其中“外城空置”（占比 43%）和“多中心局部空置”（占比 20%）最为常见。进一步通过相关性分析与机器学习模型识别影响因素，发现区位便捷性与人口结构特征是影响住房空置率的关键因素。最后，结合未来人口流动趋势，提出具有尺度差异化的住房空置应对策略，助力政策精准施策。

总体而言，本文构建并实证验证了一套覆盖住房单元、居住区与居住街区的多尺度住房空置测度方法体系，首次在全国层面完成了住房空置现状评估，深入揭示了其空间分布特征与形成机制，并提出针对性政策建议，致力于推动我国住房资源优化配置与城市空间治理的科学化与精细化。

关键词：住房空置；居住区；集合住宅；实体城市；住房存量

Abstract

In recent years, the issue of housing vacancy in China has become increasingly prominent. However, the lack of official statistical data has posed significant challenges for accurately assessing the current situation and formulating effective response strategies. To address this, the present study follows a four-step framework—systematic literature review, methodological development, empirical validation, and spatial pattern analysis—to identify research gaps, develop a multi-scale urban housing vacancy rate (HVR) measurement system suitable for the context of multi-family housing, uncover spatial distribution patterns and influencing mechanisms of vacant housing, and propose targeted planning and design strategies.

First, the study conducted a systematic review of 537 English-language and 123 Chinese-language academic publications. The results reveal that there is still no unified standard regarding the definition, classification, measurement methods, or policy responses to housing vacancy. Notably, the applicability of existing research in the context of multi-family residential buildings has been insufficiently addressed. Based on this, the study focuses on three key scientific questions: (1) How can China's urban housing vacancy be measured quickly? (2) What is the actual status of housing vacancy in China? (3) What spatial patterns does housing vacancy exhibit across different regions?

To answer these questions, the research undertakes four major studies. The first three focus on the development and empirical validation of vacancy measurement methods at three spatial scales: housing unit, residential community, and residential land parcel. By integrating self-collected data, paid open-source big data, and freely accessible big data, the study gradually expands the scope from small cities to nationwide coverage, forming a multi-source, multi-scale framework for vacancy analysis. The fourth task builds upon the results of the previous three, conducting an in-depth analysis of vacancy patterns and exploring planning response strategies.

Study 1 focuses on 1,020 housing units across two residential communities in Duolun County, Inner Mongolia. Using drone-captured nighttime point cloud data, smartphone images of building facades and entrances, and applying machine learning and multimodal models, the study identifies housing units that have shown no signs of lighting or occupancy for over a week. The results were validated using self-collected electricity

meter data. Among the methods, nighttime point cloud data performed best, achieving an F1-Score of 0.85, and identifying a total of 149 vacant units.

Study 2 takes 5,737 residential communities within Beijing's Fifth Ring Road as the study area. By combining 3D building data and real estate platform data, the study calculates housing capacity. Multiple data sources—Baidu Location-Based Service (LBS) data, mobile signaling data, Jilin-01, LuoJia-01, and NPP/VIIRS nighttime light remote sensing data—are used to estimate household count and housing vacancy rates. The results are validated with Wi-Fi probe data collected on-site. The Baidu LBS data demonstrated the highest accuracy and temporal stability, with a correlation coefficient of 0.76 with Wi-Fi probe results. The final results show that the HVR within Beijing's Fifth Ring Road is 9.37%.

Study 3 expands to 2,859 cities across China. Using high-resolution remote sensing imagery and deep learning models, the study extracts building footprints and estimates building height and function through machine learning, thereby delineating residential land parcels. Combining open population datasets, the study calculates the HVR at the land parcel level. Results indicate that the national urban HVR is 23.46%, with approximately 77.14 million vacant units and a total vacant housing area of 10,580 km².

Study 4 builds upon the above measurement results to summarize the spatial structure of housing vacancy in China, identifying six typical spatial patterns, with “suburban vacancy” (43%) and “multi-center localized vacancy” (20%) being the most prevalent. Further correlation analysis and machine learning modeling identify location accessibility and population structure characteristics as the primary drivers of housing vacancy, outweighing factors such as economic level or built environment quality. Finally, based on projected population mobility trends, the study proposes scale-specific strategies to guide more precise policy interventions.

In summary, this dissertation develops and validates a multi-scale housing vacancy measurement framework covering housing units, residential communities, and residential land parcels. It is the first study to comprehensively assess housing vacancy at the national level, offering deep insights into spatial patterns and driving mechanisms. The study provides targeted policy recommendations aimed at promoting more efficient allocation of housing resources, refined urban spatial governance in China.

Keywords: Housing Vacancy; Residential Community; Multi-Family Housing; Spatial City; Housing Stock

目 录

摘 要	I
Abstract	III
目 录	V
插图清单	X
附表清单	XV
第 1 章 引言	1
1.1 研究背景	1
1.1.1 现实背景	1
1.1.2 政策背景	4
1.1.3 数据空白	5
1.2 研究目的及意义	7
1.2.1 研究目的	7
1.2.2 研究意义	8
1.3 概念界定	8
1.3.1 居住区、居住建筑及住房单元	8
1.3.2 住房空置及住房空置率	9
1.4 论文组织结构	9
第 2 章 文献综述	12
2.1 文献综述方法	12
2.2 国际国内文献整体情况分析	14
2.2.1 发表时间	14
2.2.2 研究类别	14
2.3 住房空置的定义及分类	15
2.3.1 国际研究现状	15
2.3.2 国内研究现状	17
2.4 住房空置识别/住房空置率测度	19
2.4.1 国际研究现状	19
2.4.2 国内研究现状	21
2.5 住房空置成因	24
2.5.1 国际研究现状	24

2.5.2 国内研究现状	25
2.6 住房空置外部性	27
2.6.1 国际研究现状	27
2.6.2 国内研究现状	30
2.7 住房空置应对策略研究	31
2.7.1 国际研究及案例现状	31
2.7.2 国内研究及案例现状	39
2.8 研究评述	41
2.8.1 住房空置定义	41
2.8.2 住房空置测度方法	42
2.8.3 住房空置成因/影响因素	43
2.8.4 住房空置外部性	43
2.8.5 住房空置应对策略	43
第 3 章 研究方法及实验设计	44
3.1 研究框架	44
3.1.1 研究空白	44
3.1.2 研究问题	44
3.1.3 研究思路	44
3.2 研究方法与研究数据	45
3.2.1 研究方法	45
3.2.2 研究数据	46
3.3 研究方案设计	48
3.3.1 预实验	48
3.3.2 住房空置测度方法及实证研究	50
第 4 章 空置住房单元识别方法研究	52
4.1 研究数据与研究方法	53
4.1.1 研究区域	53
4.1.2 研究数据	54
4.1.3 研究方法	60
4.2 空置住房单元多方法识别结果	64
4.2.1 居住建筑识别结果	64
4.2.2 夜间点云数据空置住房单元识别结果	64

4.2.3 户前图像数据空置住房单元识别结果	67
4.2.4 外立面图像数据空置住房单元识别结果	68
4.3 空置住房识别方法验证	70
4.3.1 不同方法空置住房单元识别结果验证	70
4.3.2 不同方法空置住房单元识别特点总结	72
4.4 本章小结	76
第 5 章 居住区住房空置率测度方法研究	78
5.1 研究数据与研究方法	79
5.1.1 研究区域	79
5.1.2 研究单元划定	79
5.1.3 研究数据	82
5.2 居住区住房空置率计算方法	89
5.2.1 居住区住房存量计算方法	90
5.2.2 居住区家庭数量计算方法	92
5.2.3 住房空置率计算方法	93
5.3 居住区住房存量及家庭数量计算结果	93
5.3.1 居住区住房存量计算结果	93
5.3.2 居住区家庭数量计算结果	95
5.4 住房空置率验证	97
5.4.1 典型居住区筛选	98
5.4.2 实地数据采集	100
5.4.3 Wi-Fi 数据处理	104
5.4.4 相关性分析	106
5.4.5 不同方法比选	108
5.5 居住区住房空置率	110
5.5.1 住房空置率现状	110
5.5.2 住房空置率多年演变	111
5.6 本章小结	114
第 6 章 全国城市住房空置率测度	116
6.1 研究区域及数据收集	117
6.1.1 研究区域	117
6.1.2 数据收集	119

6.2 住房存量计算方法.....	123
6.2.1 建筑数据生成方法	123
6.2.2 居住街区生成方法	130
6.2.3 住房存量计算过程	130
6.3 家庭数量计算方法.....	132
6.3.1 人口数据生成方法	132
6.3.2 凹包边界生成方法	134
6.3.3 居住街区及实体城市家庭数量计算方法	134
6.3.4 住房空置现状计算	135
6.4 住房空置率计算结果	136
6.4.1 住房存量计算结果	136
6.4.2 家庭数量计算结果	142
6.4.3 住房空置率计算结果	144
6.5 本章小结	150
第 7 章 城市住房空置规律解析及应对策略	152
7.1 住房空置分布规律.....	152
7.1.1 住房空置率数值分布规律	152
7.1.2 住房空置率空间分布规律	154
7.2 住房空置影响因素解析	158
7.2.1 影响因素测度	158
7.2.2 相关性分析	160
7.2.3 机器学习模型分析	165
7.3 住房空置规划应对策略	166
7.3.1 结合未来人口流动确定城市应对方向	166
7.3.2 结合居住区质量确定再利用级别	169
7.3.3 结合住房单元位置确定再利用方式	173
7.4 本章小结	174
第 8 章 结论与讨论	176
8.1 研究总结	176
8.1.1 空置住房单元识别方法总结	176
8.1.2 居住区住房空置率测度方法总结	176
8.1.3 全国城市居住街区尺度住房空置率测度总结	177

8.1.4 住房空置规律解析与应对策略总结	178
8.2 主要创新点	178
8.3 研究局限及未来展望	180
参考文献	181
附录 A 点云原始数据展示	199
附录 B 户前图像数据展示	200
附录 C 外立面图像数据展示	201
附录 D 电表图像数据展示	202
附录 E Wi-Fi 数据采集手册	203
附录 F 建筑数据裂缝修补	206
附录 G 建筑数据验证平台	207
附录 H 户型面积计算结果	209
附录 I 居住区空间质量问题指标体系构建	211
附录 J 居住区空间质量问题标注手册	213
致 谢	218
声 明	219
个人简历、在学期间完成的相关学术成果	220
指导教师评语	222
答辩委员会决议书	223

插图清单

图 1-1 空置住房示例	2
图 1-2 不同机构住房空置率调查结果	3
图 1-3 空置住房带来的负面影响示例	4
图 1-4 不同国家住房空置调查方法	6
图 1-5 国外独立住宅与中国集合住宅背景模式比较	7
图 1-6 居住区、居住建筑、住房单元概念示意	9
图 1-7 论文组织结构	10
图 2-1 系统性文献综述与传统综述的对比	12
图 2-2 文献筛选流程	13
图 2-3 国际文献发表年份	14
图 2-4 国内文献发表年份	14
图 2-5 国际国内各类别研究文献数量对比	15
图 2-6 实地调查确定住房是否空置（来源：Akiyama 等，2019）	16
图 2-7 国际文献不同影响因素出现次数统计	24
图 2-8 国内文献不同影响因素出现次数统计	26
图 2-9 8 个欧洲国家的住房空置率与实际房价发展间的关系	29
图 2-10 国内抑制空置住房产生相关国家及地方政策	40
图 3-1 研究框架	45
图 3-2 不同数据源的空间分辨率及适宜研究范围对比	48
图 3-3 住房空置测度方法及实证研究架构	50
图 4-1 空置住房单元识别方法研究技术路线	52
图 4-2 研究区域	53
图 4-3 典型居住区情况	54
图 4-4 DJI Phantom 4 RTK 型号无人机及其参数	56
图 4-5 采集正射影像数据时的无人机参数	56
图 4-6 研究区域 DOM 图像	57
图 4-7 研究区域 DSM 图像	57
图 4-8 日间倾斜摄影时的无人机参数	58
图 4-9 日间倾斜摄影获得的三维点云数据	58
图 4-10 无人机夜间倾斜摄影工作图片及参数	59

图 4-11 三维点云数据属性信息	59
图 4-12 电表图像数据示例	60
图 4-13 住房单元编码流程	61
图 4-14 研究区域三维建筑数据可视化	64
图 4-15 XGBoost 模型识别的窗户点云	65
图 4-16 夜间点云数据识别得到的空置住房单元分布	66
图 4-17 不同日期及时间段夜间点云数据中亮灯住房单元数量统计	66
图 4-18 户前图像数据识别得到的空置住房单元分布	68
图 4-19 外立面图像数据识别得到的空置住房单元分布	69
图 4-20 不同用电量对应的住房单元数量分布	71
图 4-21 用电数据识别的空置住房单元	71
图 4-22 三种数据性能统计	72
图 4-23 夜间点云数据采集次数对空置住房单元识别准确率的影响	73
图 4-24 中国部分区域禁飞区	74
图 5-1 居住区住房空置率测度方法研究技术路线	78
图 5-2 研究范围	79
图 5-3 居住区边界确定流程	80
图 5-4 调整居住区边界的流程	81
图 5-5 北京五环内居住区分布	82
图 5-6 北京居住建筑空间及层数分布	84
图 5-7 二手房挂牌数据示意	84
图 5-8 第七次人口普查数据北京街道办人口分布	85
图 5-9 第七次人口普查数据各区户规模	85
图 5-10 百度 LBS 数据居住区人口数量放样前后对比	86
图 5-11 联通手机信令数据居住区人口数量放样前后对比	86
图 5-12 吉林一号夜光遥感数据校准前后对比	88
图 5-13 珞珈一号夜光遥感数据校正前后对比	89
图 5-14 NPP/VIIRS 夜光遥感数据	89
图 5-15 建筑户型面积确定流程	91
图 5-16 建筑户型面积空间分布	94
图 5-17 居住区住房存量空间分布	94
图 5-18 不同数据估计的家庭数量直方图对比	95
图 5-19 不同数据估计的家庭数量的空间分布	96

图 5-20	5 个数据集估算的家庭数量结果的相关性分析	97
图 5-21	典型居住区面积、建成年代、区位及房价分布	99
图 5-22	典型居住区空间及层数分布	100
图 5-23	实地数据采集	102
图 5-24	Wi-Fi 探针数据说明	102
图 5-25	Wi-Fi 探针配置工具截图	103
图 5-26	两步路配置说明	104
图 5-27	Beacon 帧和 Probe Request 帧原理示意	105
图 5-28	Wi-Fi 探针数据与 GPS 轨迹数据匹配	105
图 5-29	AP 位置推算方法流程	106
图 5-30	5 个数据集与 Wi-Fi 探针数据计算的 HVR 的相关性分析	107
图 5-31	三种夜光数据分辨率对比	109
图 5-32	北京五环内居住区住房空置率空间分布	110
图 5-33	北京多年住房空置率的变化	111
图 5-34	北京多年住房空置率空间布局变化	112
图 5-35	北京居住区住房空置率变化空间分布	114
图 6-1	全国城市住房空置率测度技术路线	116
图 6-2	实体城市地域与行政城市区别	117
图 6-3	实体城市中各类数据量占全国数据总量的比例	118
图 6-4	实体城市分布	118
图 6-5	不同城市等级实体城市面积分布直方图	119
图 6-6	不同数据空间分布可视化及覆盖实体城市的比例	120
图 6-7	建筑数据生成的方法框架	125
图 6-8	建筑轮廓数据标注样本示例	126
图 6-9	不同阈值居住街区包含居住建筑数量、底面积及总面积占比	130
图 6-10	不同步骤下存在户型面积数值的街区数量	131
图 6-11	实体城市人口网格数据生成框架	133
图 6-12	居住凹包边界生成示意	134
图 6-13	实体城市边界内不同建筑数据的轮廓可视化和统计比较	137
图 6-14	建筑功能模型 F1-Score 对比	138
图 6-15	建筑识别结果可视化	138
图 6-16	建筑轮廓及高度空间分布	139
图 6-17	建筑功能空间分布	140

图 6-18 全国住房存量空间分布	141
图 6-19 北京市人口网格数据展示	142
图 6-20 全国人口数量空间分布	143
图 6-21 全国家庭数量空间分布	144
图 6-22 全国住房空置率空间分布	145
图 6-23 省、行政城市、实体城市级别空置住房套数及面积分布	146
图 6-24 第五章研究与本章研究中北京市五环内空置率对比	147
图 6-25 既往研究与本文中的伊春市住房空置率对比	147
图 6-26 甘肃玉门市老城区及新城区街区尺度空置率分布	148
图 6-27 河南济源市街区尺度空置率分布及典型小区安居客照片	148
图 6-28 辽宁阜新市居住街区住房空置率分布及典型小区现场照片	149
图 6-28 不同空置率等级居住街区及其对应的安居客视频截图示意	150
图 7-1 住房空置规律解析及规划应对技术路线	152
图 7-2 不同住房空置率区间下街区数量	153
图 7-3 省级住房空置率及不同住房空置率区间的街区比例统计	153
图 7-4 不同区间住房空置率居住区数量比例	154
图 7-5 不同住房空置率空间格局示意	157
图 7-6 经济水平维度相关性分析结果	161
图 7-7 人口结构维度相关性分析结果	162
图 7-8 区位便捷性维度相关性分析结果	163
图 7-9 空间品质维度相关性分析结果	164
图 7-10 XGBoost 模型中排行前 20 的指标及其权重大小	165
图 7-11 2035 年行政城市新增住房套数分布	167
图 7-12 居住区住房质量问题指数空间分布	171
图 7-13 不同位置空置住房单元改造方式示意	173
图 F-1 点云原始图像展示	199
图 F-2 户前图像数据展示	200
图 F-3 外立面图像数据展示	201
图 F-4 电表图像数据展示	202
图 F-5 建筑裂缝修复流程及效果	206
图 F-6 街景数据匹配建筑流程示意	207
图 F-7 在线标注平台	208
图 F-8 区县尺度各类型住房平均户型面积	209

图 F-9 实体城市尺度各类型住房平均户型面积	209
图 F-10 行政城市尺度各类型住房平均户型面积	210
图 F-11 省级尺度各类型住房平均户型面积	210

附表清单

表 1-1 国际住房空置普查	5
表 2-1 住房与空置的相关词汇	13
表 2-2 国际空置住房分类研究汇总	17
表 2-3 国内住房空置界定标准相关研究汇总	18
表 2-4 国内住房空置分类相关研究汇总	19
表 2-5 国际住房空置识别/测度研究常见数据源	21
表 2-6 国内住房空置识别/测度研究常见数据源	23
表 2-7 国际住房空置外部性研究汇总	30
表 2-8 国际完善空置住房登记审查相关案例简介	32
表 2-9 国际抑制空置住房产生相关案例简介	33
表 2-10 国际促进空置住房流通相关案例简介	34
表 2-11 国际激活空置住房利用相关案例简介	35
表 2-12 国际推进空置住房拆除相关案例简介	36
表 2-13 国际提升公众参与相关案例简介	37
表 2-14 国际定量评估政策有效性的相关研究汇总	38
表 2-15 国内促进空置住房流通的相关案例汇总	40
表 2-16 国内激活空置住房再利用的相关案例汇总	41
表 3-1 研究所用数据一览表	46
表 3-2 不同数据源对比	49
表 4-1 多种数据自采集工作	54
表 4-2 不同机器学习模型的性能和特征权重	65
表 4-3 大模型识别户前图像不同特征的准确性	67
表 4-4 大模型识别外立面图像不同特征的准确性	69
表 4-5 数据对比	76
表 5-1 数据描述	83
表 5-2 DN 值到 N 值的转换参数	87
表 5-3 不同数据估计的家庭数量对比	95
表 6-1 数据描述	119
表 6-2 AOI 数据重新分类	122

表 6-3 建筑物相关数据集	124
表 6-4 建筑高度相关特征	127
表 6-5 建筑功能分类和样本数量	129
表 6-6 建筑功能相关特征	129
表 6-7 既有人口数据源对比	132
表 6-8 建筑轮廓精度对比	136
表 6-9 建筑高度模型精度评价	137
表 7-1 影响因素测度方式	159
表 7-2 居住区空间质量问题模型性能	170
表 F-1 各国住房外观空间质量调查、政策及文献汇总	211
表 F-2 居住区空间质量问题指标体系	212

第 1 章 引言

1.1 研究背景

在我国高速城市化进程中，城市空置现象（包括城市空地、房屋空置、公共设施闲置等）日趋严峻，已成为一个亟需政策干预的社会性问题。其中，城市房屋空置可被定义为一段时间内无人居住或使用的房屋，不仅反映了城市空间结构与资源配置的失衡，也深刻影响着社会经济发展、公共政策制定以及居民福祉。

我国已经出现了不同类型的房屋空置现象，主要包括以下几类：住房空置，如居住区、住宅楼、独栋别墅等；商业空置，如商场、酒店、店铺等；工业空置，如工业园区、厂房仓库等；办公空置，如办公楼、产业园区等；公共建筑空置，如政府办公楼、学校、医院等。其中，住房空置作为衡量城市规划合理性与房地产市场运行状况的重要指标，已受到广泛关注。如何有效应对住房空置，优化城市住房资源配置，已成为亟需解决的重要课题。

1.1.1 现实背景

1.1.1.1 多种原因导致住房空置现象

在全球许多国家，随着工业转型、生育率下降和社会高度老龄化，中小城市的人口持续减少，住房空置现象逐渐在城市各地浮现并蔓延（Bowman 和 Pagano, 2004; Kim 等, 2020; Schilling 和 Logan, 2008）。这种人口流失不仅给地方经济带来了挑战，也引发了住宅市场的结构性变化。随着居民数量的减少，许多城市的住房供应开始过剩，导致大量空置住房的出现，尤其是在经济逐渐衰退或人口吸引力减弱的地区。既往研究也表明，空置现象通常与人口流动和经济波动密切相关（Bronfenbrenner, 1979; Morckel, 2015; Schilling 和 Logan, 2008）。

在 2008 年全球金融危机之后，多个西方国家经历了房地产泡沫破裂和随之而来的抵押贷款止赎危机，产生了大量未完成或空置的住房开发项目。例如，西班牙、葡萄牙、爱尔兰和美国等国的房地产市场崩溃，使住房空置成为这些国家城市的重要特征。根据 Kitchin 等（2012）和 Royo（2009）的研究，房地产市场的崩盘不仅导致了大量的空置住房，也深刻影响了城市的发展模式。在危机过后，许多城市不仅面临着住房空置率上升的问题，还需要处理由此产生的社会和经济成本，如城市衰退、房地产价值下跌以及地方政府财政收入减少。

类似的趋势也出现在中国。过去几十年间，中国的城市建设经历了快速的扩张，强烈的住房供应驱动导致部分地区出现了“鬼城”现象（Zhang 等，2025）。许多城市在经历了大规模的房地产开发后，发现其住房供给远超市场需求，部分楼盘或居住区因供过于求而长期处于空置状态（Rogoff 和 Yang，2021）。

与此同时，我国的社会经济变迁同样影响了住房市场的动态。一方面，城市人口流动性逐渐提升，这一现象既体现了中国城镇化进程的加速，也反映出人们对居住地的选择更加多样化。在人口高度集聚的热点城市，住房需求集中，市场较为活跃；而在部分边缘地区或经济发展较为滞后的城市，原本过剩的住房资源则面临长期空置的风险，进一步推动了空置率的上升（图 1-1）。另一方面，由于城镇化进程的推进和区域竞争的加剧，不少城市在吸引外来人口、特别是高技术人才和产业工人方面存在困难，部分城市甚至开始出现人口流失现象。根据第六次和第七次全国人口普查数据，我国人口流失的收缩城市比例显著增加，从2010年的15%提升至2020年的26.6%（Meng 和 Long，2022），进一步加剧了这类城市的住房空置问题。



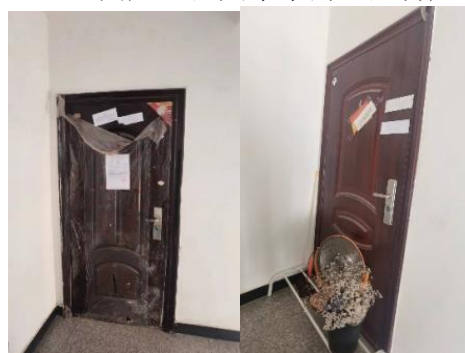
(a) 止赎危机留下的空置房产



(b) 因人口流失带来的空置房产



(c) 烂尾楼



(d) 空置住房

图1-1 空置住房示例^①

（图片来源：作者自摄和百度图片网站中用户分享的图片）

^① 如无特殊说明，本文涉及的图表均为作者自绘。

1.1.1.2 我国住房空置现象严峻

近年来，我国住房空置现象凸显。多个研究机构试图通过抽样调查等方式了解我国住房空置的现状（图 1-2）。虽然这些数据来源于抽样调查，仅能在一定程度上反映住房空置的实际状况，但仍可看出我国住房空置现象已不容忽视。

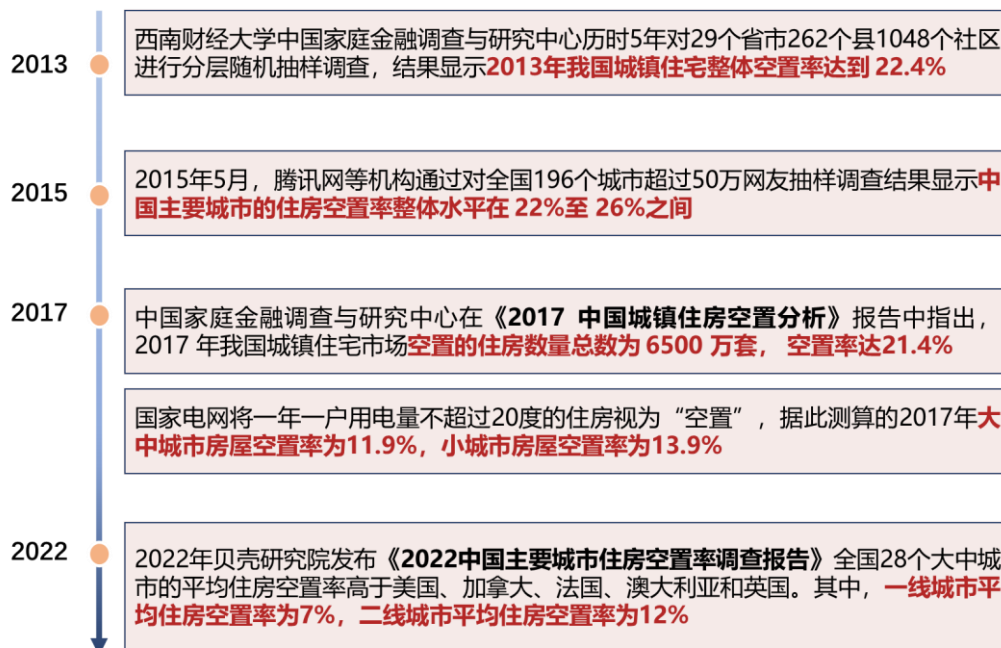


图1-2 不同机构住房空置率调查结果

1.1.1.3 住房空置将带来一系列负面影响

国际上已有多个国家将住房空置问题纳入官方统计与普查体系，相关数据的公开为住房空置外部性分析提供了坚实的数据基础。已有大量国际研究证实了住房空置所带来的负外部效应十分显著，来自经济学、公共健康、管理学等领域的学者，已通过理论与实证研究证实了住房空置对经济、社会、环境以及个体健康的诸多影响。

首先，较高的住房空置率可以对社会和个人层面产生多方面的不利影响。例如，高空置率可能会降低居民的主观幸福感，并加剧恐惧、焦虑和不信任感，这些心理因素的累积可能进一步导致健康状况的恶化（Newman 等，2022；Snedker 和 Herting，2016）。其次，住房空置会助长暴力犯罪，空置住房常被视为无人监管的高风险空间，这会导致各种异常活动（例如药物滥用）的发生率升高，从而助长其他犯罪行为，包括抢劫、袭击和谋杀等暴力犯罪（Yonas 等，2007；Arnio 等，2012）。

此外，住房空置率作为反映房地产市场供需关系和资源配置效率的核心指标，已在中西方的房地产研究与政策制定中被广泛采用。该指标不仅能够反映特定时期内房地产市场的供需状况，还能揭示市场的长期发展趋势。同时，住房空置率也是评估房地产泡沫程度的重要参照因素，是政策制定和市场调控的关键依据（Jang 等，2018）。住房资源的闲置不仅导致土地资源的低效利用，还可能对社会经济发展产生不利影响。一方面，住房空置可能加剧社区其他房屋的空置（图 1-3a），持续多年的住房空置还可能提高社区内其他房产被废弃甚至发生火灾的风险（图 1-3b）（Yin 和 Silverman，2015）。另一方面，社区住房空置率过高是导致社区及周边住房价格或租金下降的重要原因之一（Rosen 和 Smith，1983）。



（a）空置住房维护不佳



（b）空置住房发生火灾

图1-3 空置住房带来的负面影响示例

（图片来源：空置住房的百度搜索结果）

1.1.2 政策背景

在我国住房空置率持续上升的背景下，国家及地方政府已关注到当前房地产市场供求关系的深刻变化。当前，房地产市场正处于调整阶段，部分已售但仍在建设中的商品住房项目面临交付困难的局面，这不仅影响购房者的权益，也对市场的稳定运行带来了挑战。因此，政府多次重申“房住不炒”政策，强调住房的居住属性而非投资属性，防止大规模投机行为加剧空置现象。

2022 年开始，多个国家或地方的政策与会议均关注空置住房问题，并指出消化或者利用现存空置住房的重要性。例如，《国务院办公厅关于加快发展保障性租赁住房的意见》明确提出，保障性租赁住房的建设应充分利用多种可用资源，包括集体经营性建设用地、企事业单位自有闲置土地、产业园区配套用地以及存量闲置房屋。同时，政策强调要合理盘活存量资源，如依法收回的已批未建土地、因房地产企业破产处置的商品住房和土地，以及长期闲置的住房。政策还强调，政府需科学制定保障性租赁住房的建设目标和配套政策，以促进住房市场的稳定和可持续发展。

1.1.3 数据空白

1.1.3.1 国际住房空置调查现状

目前，国外已有多个国家，如美国、日本、意大利等，将住房空置调查纳入了国家普查工作。各国住房空置普查是应对空置住房问题的重要基础工作，该工作由国家级统计部门负责实施，并按照固定时间周期开展（表 1-1）。

表 1-1 国际住房空置普查

国家调查名称	时间 跨度	调查 频率	空置率	实施主体
意大利住房空置调查	自 1981 年起	每十年一次	27.2% (2021 年)	意大利国家统计局
西班牙住房空置率调查	自 2001 年起	每十年一次	14.6% (2021 年)	西班牙国家统计局
印度住房空置率调查	自 2001 年起	每十年一次	12.4% (2021 年)	印度国家统计局
日本空置房调查	自 1990 年起	每年一次	13.8% (2023 年)	日本统计局
美国人口普查局住房调查	自 1960 年起	每十年一次	9.6% (2023 年)	美国人口普查局
法国住房空置率调查	自 2000 年起	每年一次	8.2% (2021 年)	法国国家统计与经济研究所
新加坡住房空置率调查	自 1990 年代起	每年一次	6.5% (2023 年)	新加坡统计局
加拿大空置住房调查	自 1970 年起	每年一次	7.5% (2023 年)	加拿大统计局
德国住房空置调查	自 1990 年代起	每十年一次	4.3% (2022 年)	德国统计局
瑞典住房空置率调查	自 1990 年起	每年一次	3.0% (2022 年)	瑞典统计局
英国住房空置率调查	自 2004 年起	每年一次	2.6% (2022 年)	英国国家统计局
澳大利亚住房空置率调查	自 2000 年起	每年一次	1.6% (2021 年)	澳大利亚统计局

各国在开展空置住房调查时采用了不同的方法，具体见图 1-4。其中，美国、巴西、澳大利亚、印度、法国等国家主要采用问卷抽样调查方式，通过向居民发放问卷收集空置住房信息。日本、加拿大、德国、英国等则采取实地抽样调查的方式，由专业调查员实地采集空置住房相关数据。瑞典、美国等国家还通过房地产统计数据，定期更新空置住房信息，以实现动态监测。此外，西班牙采用用电量数据分析的方法，通过分析电力消耗数据以识别空置住房。

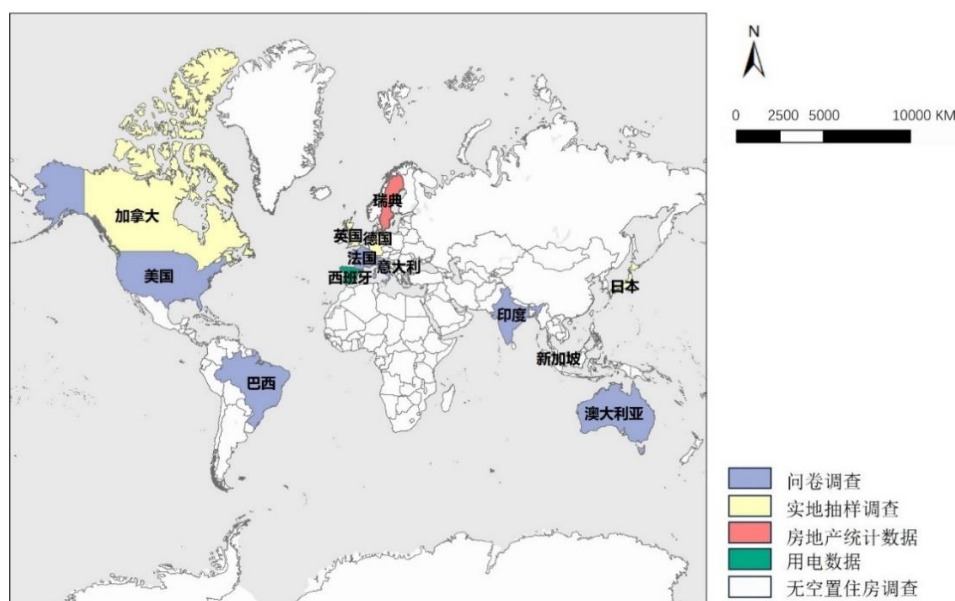


图1-4 不同国家住房空置调查方法

1.1.3.2 我国住房背景及空置调查现状

目前，我国关于住房空置率的相关数据仍较为有限，尚未有官方机构公开发布全国范围内系统、权威的住房空置调查数据。尽管 2019 年住建部^①开展了第一次全国自然灾害综合风险普查房屋建筑和市政设施调查，但该项调查重点为掌握建筑的基础信息，如年代、结构等，并未涉及住房是否被占用等信息。

如何以科学、合理和高效的方式获取住房空置率数据，已成为当前城市规划研究中的关键课题。然而，我国住房存量巨大，且城市住房多为高层高密度的集合住宅，同一居住建筑中存在多个家庭单位，相比国外独立住宅可以通过建筑物或院落状态识别空置住房的背景，我国住房空置的测度需要更详细的住房占用状态数据，因此也面临着更大的挑战（图 1-5）。

综上，研发我国住房空置测度方法，了解我国住房空置现状及规律具有重要意义。

^① 全称为中华人民共和国住房和城乡建设部。

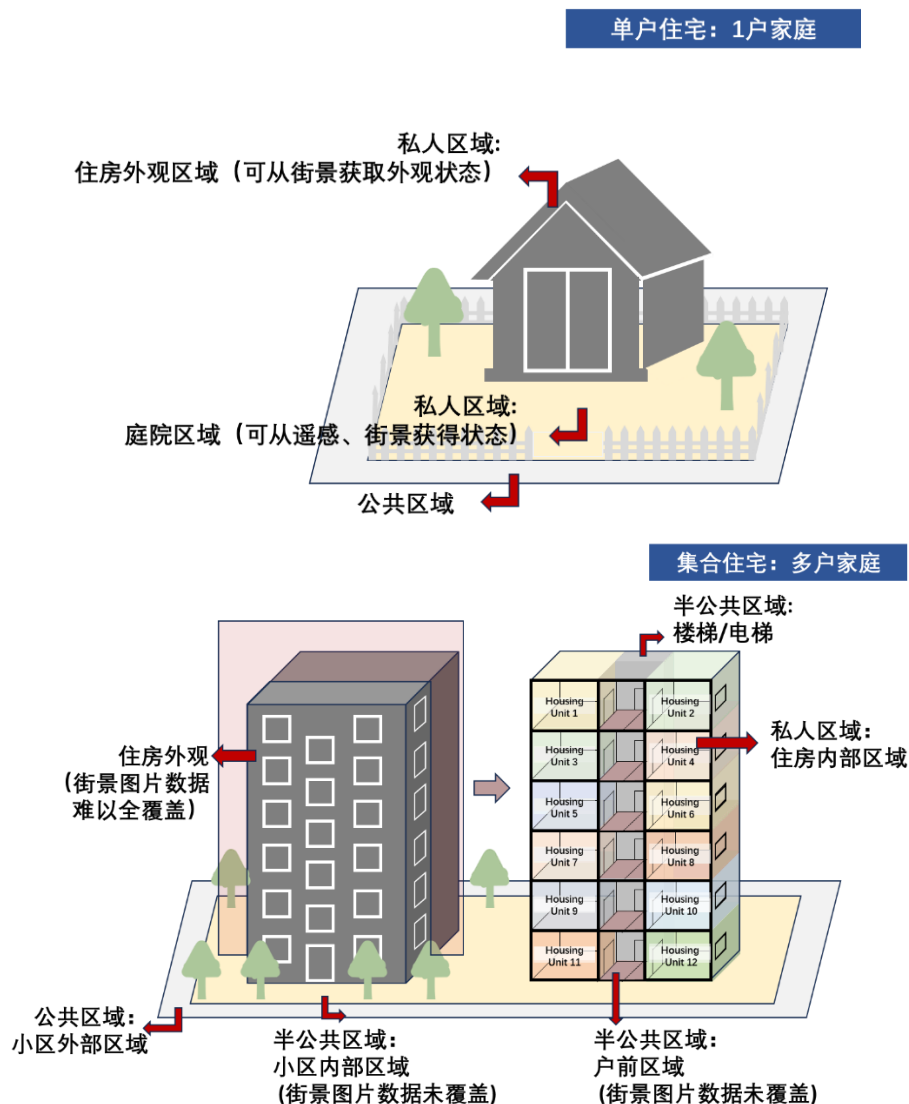


图1-5 国外独立住宅与中国集合住宅背景模式比较

1.2 研究目的及意义

1.2.1 研究目的

本文将“系统性综述-方法研发-实证验证-规律解析”的路径展开，旨在梳理住房空置的相关研究，厘清住房空置（率）识别/测度方法中存在的局限，提出适合我国高层高密度集合住宅背景的住房空置测度方法，并对我国城市住房空置现状进行测度和规律分析，提出基于现状测度及未来人口流动的规划设计应对方法，旨在为我国住房空置相关研究提供理论、方法及实践支持，为住房相关政策的提出提供科学依据。

1.2.2 研究意义

（1）理论发展

本文旨在推动住房空置研究领域相关理论的深化与拓展。首先，将通过系统性综述，梳理住房空置的定义、分类、测度方法、成因、外部性和应对策略，揭示当前研究在集合住宅背景下适用性不足的问题。进一步地，本文拟通过揭示住房空置的空间分布规律及其影响因素，丰富城市空间结构与住房市场关系的理论，从而为后续研究提供理论基础。

（2）方法创新

本文在方法层面实现了多项创新，为住房空置测度提供了高效、精准的技术支持。研究提出了住房空置测度的新视角，将“大数据”与“小数据”相结合，突破了传统测度方法的局限性，研发了适合不同研究范围及研究尺度的适合我国集合住宅背景的多种住房空置测度方法，并验证了方法的准确性，为大规模、高精度的住房空置测度提供了可推广的方法。

（3）实践支持

在实践层面，本文具有重要的应用价值，致力于为住房空置问题的解决提供科学依据与切实可行的策略。研究将基于多尺度、多区域的实证分析，揭示我国住房空置的现状及其空间分布特征，从而为政府相关部门提供数据支持。与此同时，本文还将结合国内外典型案例与未来人口流动趋势，提出可操作的政策建议，助力我国城市住房市场的健康发展，并为全球其他国家和地区提供经验借鉴。

1.3 概念界定

1.3.1 居住区、居住建筑及住房单元

居住区是不同规模居住人口的生活聚集地，是居民日常活动的主要承载空间。根据《中华人民共和国住房和城乡建设部》（2016 年）的定义，居住区特指“由城市干道或自然边界围合而成，居住人口规模在 3000 至 50000 人之间，并配备较完善的公共服务设施，以满足居民物质与文化生活需求的居住生活聚居地”。

本文所指的居住区更倾向于广义概念，即城市中具有明确空间范围的集中居住区域。这一概念涵盖了新标准中所有层级的居住区，并不特定强调具体的规模或用地功能，同时也包含城中村等非正规居住区域。

在此范围内，居住建筑是指用于居住的建筑物，包括但不限于城中村自建房、公寓大楼、集合住宅及联排别墅等。住房单元则是指居住建筑中供某一家庭使用的独立住宅单元（图 1-6）。

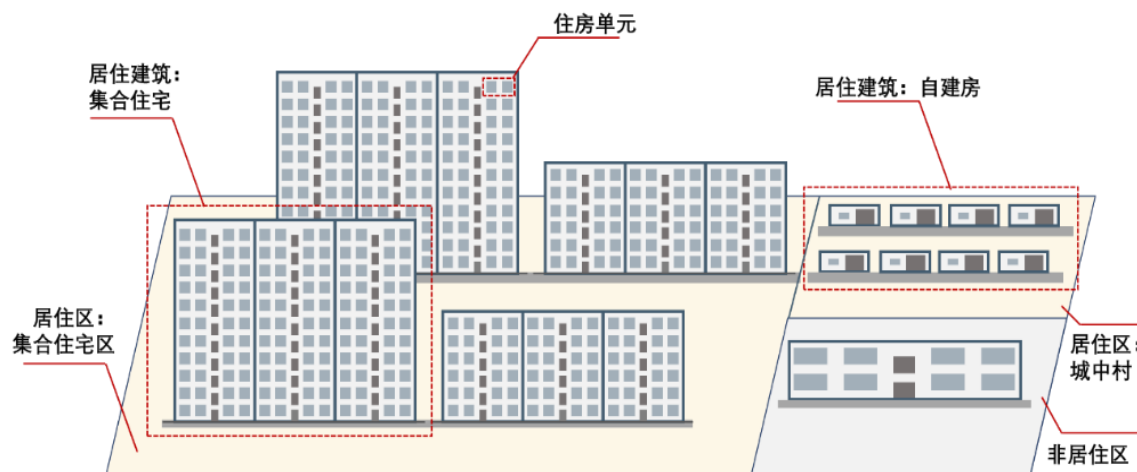


图1-6 居住区、居住建筑、住房单元概念示意

1.3.2 住房空置及住房空置率

住房空置的定义在学术界尚未形成统一标准，不同研究对其界定存在差异。我国目前尚未出台官方的住房空置定义，但可以参考“常住人口”的定义，即实际经常居住在某地区一定时间（通常为半年以上）的人口。基于此，本文将住房空置定义为：具备居住条件的住宅在过去六个月内未被任何人员持续居住，且未用于出租、借住或其他居住性用途的情形。也就是说，该住房在统计期内未被用于日常起居生活，处于持续无人居住状态，视为“空置”。

住房空置率是指某一地区或特定居住区域内空置住房数量与总住房单位数量之比，通常以百分比表示。住房空置率的高低可以反映出该地区的房地产市场供需情况、人口流动趋势、经济发展状况以及政策调控效果等因素。较高的住房空置率可能会导致资源浪费、社区凋零、房地产市场不稳定等问题。

1.4 论文组织结构

本文共八个章节，其中，第一章至第二章为引言及文献综述部分，重点梳理当前研究背景与存在的研究空白，第三章为实验设计部分，重点介绍研究方法与数据来源，第四章至第六章为方法研发及实证研究部分，第七章聚焦空置规律解析，第八章对全文进行总结与讨论。

各章节之间的组织架构见图 1-7。

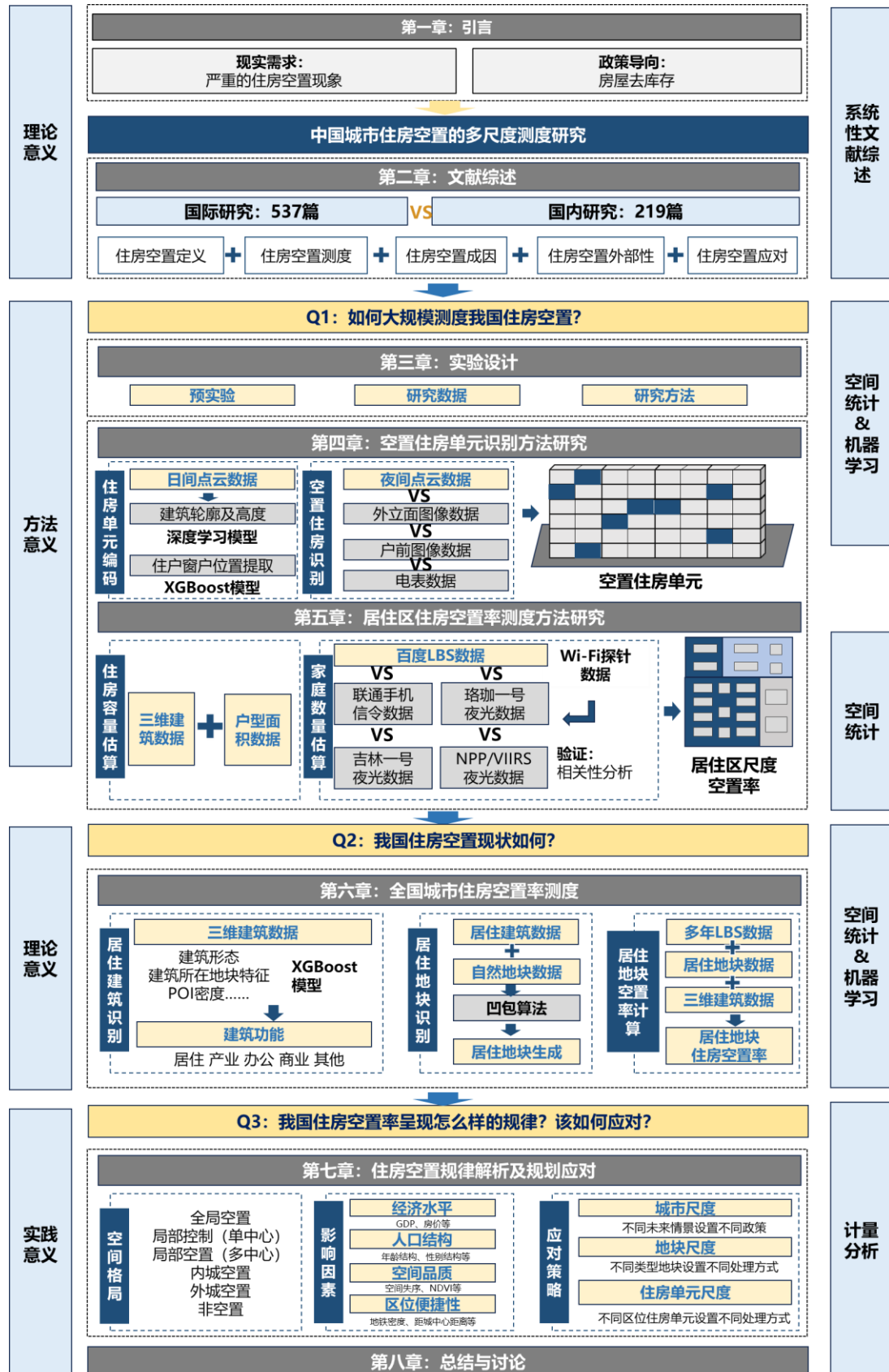


图1-7 论文组织结构

具体而言：第一章（即本章）在国家“消化存量住房、优化增量住房”方针背景下，介绍并梳理识别我国住房空置现状及其规律机制的重要意义，同时对相关关键词进行概念界定。

第二章将对住房空置研究进展、定义、测度方法、外部性分析与应对策略进行系统性文献综述，并对国内外现有研究方法存在的问题和局限进行梳理与总结，对比得到我国住房空置研究局限。

基于文献综述的结果，本文将在第三章介绍具体的研究框架，提出应对我国住房空置测度难题的研究思路，并介绍实验设计，梳理本文使用的方法及数据。

第四至六章为住房空置测度的方法研发与实证研究内容。研究通过实证研究进行多方法对比，分别利用自采集数据、开源付费大数据及开源免费大数据，提出基于住房单元、居住区和居住街区三个空间层级的住房空置识别与测度方法，并验证方法可靠性，测度全国实体城市住房空置现状。

第七章在上述研究基础上，结合文献分析，深入解析我国住房空置在街区尺度上的空间分布规律，挖掘影响因素，并以此为基础，结合未来人口流动趋势，提出我国住房空置的规划应对策略。

第八章为总结与讨论部分，对本文涉及的空置住房识别方法、居住区住房空置率测度方法、城市住房空置率现状及规律等进行了总结，并总结了本文的主要创新点及研究局限。

第2章 文献综述

本文遵循系统性文献综述（Systematic Literature Review, SLR）的方法，对“住房空置”相关中英文文献进行收集和回顾，并从住房空置的定义、测度方法、成因、外部性分析及应对策略多个维度对文献进行梳理总结。同时，在应对策略部分，本文还采用案例调查方法，补充整理了国际国内针对住房空置问题的典型策略案例。

2.1 文献综述方法

与传统叙述性文献综述（Traditional Narrative Reviews, TNR）相比（图2-1），SLR 具有更高的结构化特征。其核心优势在于采用标准化程序对文献进行识别、筛选和评估，从而最大程度地减少主观因素的影响，降低样本选择偏差。此外，系统性文献综述明确“基于标准的选择”过程，以确保综述的科学性和可重复性。该方法强调基于文献事实和文本证据开展分析，尤其适用于研究议题较为广泛但相关文献分散的情况（Rother, 2007）。SLR 最初广泛应用于医学领域，并随着研究方法的演进，逐步扩展至管理学、社会学、经济学等多个学科。在涉及“多学科联系”且知识体系较为碎片化的住房空置研究领域，采用 SLR 方法尤为合理且有效。

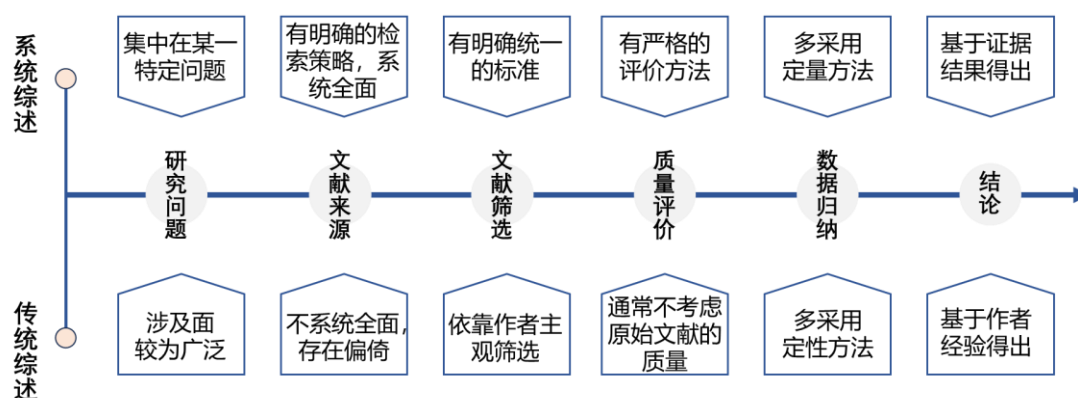


图2-1 系统性文献综述与传统综述的对比

具体而言，本文建立了一个文献库，用于系统性回顾国际国内“住房空置”相关文献。其中，国际文献通过 Web of Science[ISI] 电子书目数据库搜索，国内文献则通过中国知网 CNKI 电子书目数据库搜索。

通过初步检索，确定了与“住房”及“空置”相关的中英文关键词（表2-

1)，并以此作为搜索策略，在两个数据库中进一步系统检索相关文献。对文章进行去重后，回顾这些搜索的结果，先后通过阅读摘要及全文将其限制在以下范围：（a）文献语言为英文或中文；（b）文献类型为期刊文献、会议论文；（c）研究主题为住房空置；（d）中文文献被北大核心、CSSCI、CSCD 刊物收录；（e）文献状态为已发表并可下载全文；（f）排除办公空置、工业空置、商业空置、学校空置、农村住房空置、历史遗产空置或仅以空置住房作为背景等的研究。同时还使用这些研究中的参考文献来识别搜索中未发现的其他文献，两个数据库均于 2025 年 3 月 15 日全面更新。最终得到了 537 篇英文文献以及 123 篇中文文献（图 2-2）。在此基础上，对文献的研究区域进行了划分，并依据研究区域是否涉及中国，将其进一步分为国际研究文献与国内研究文献两类，其中国际研究文献（研究对象未涉及中国或中国个别城市）506 篇，国内研究文献（以中国的全部或个别城市作为研究对象）154 篇。

表 2-1 住房与空置的相关词汇

类别	英文词汇	中文词汇
住房	Housing, House, Residential, Property	住房, 商品房, 住宅, 房屋
空置	Vacant, Vacancy, Ghost, Empty, Unoccupied, Abandoned, Derelict, Idle, Uninhabited, Deserted, Unused	空置, 闲置, 废弃, 未利用, 未使用

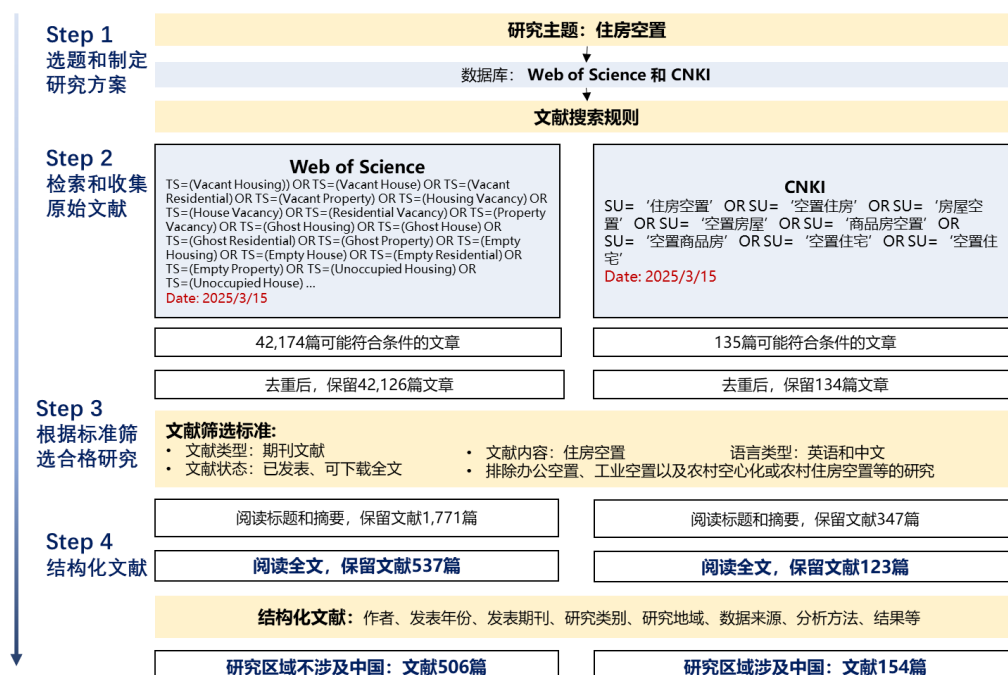


图2-2 文献筛选流程

2.2 国际国内文献整体情况分析

2.2.1 发表时间

从时间来看，近年国际国内有关住房空置的研究呈现出逐步增长的趋势。国际上对住房空置问题的研究最早可追溯至1979年。在2010年的止赎危机之后，国际上针对住房空置的研究开始激增。近十年的研究数量占全部研究数量的70.9%（图2-3）。国内关于住房空置的研究最可追溯至1995年，近十年的研究数量占全部研究数量的36.6%（图2-4）。

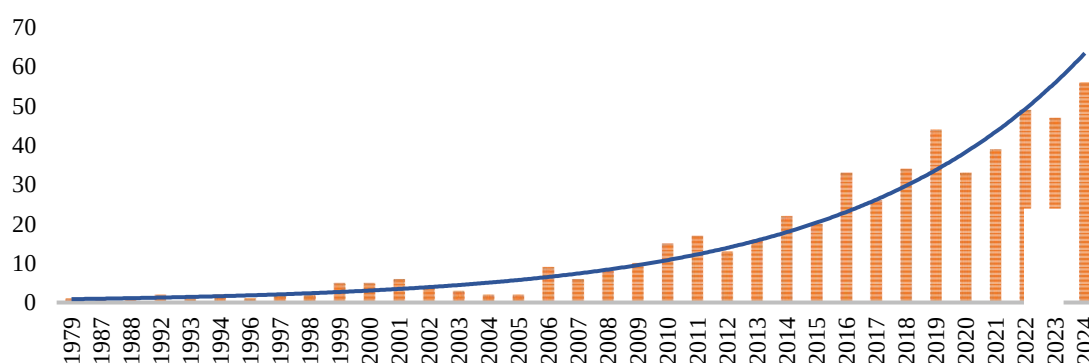


图2-3 国际文献发表年份

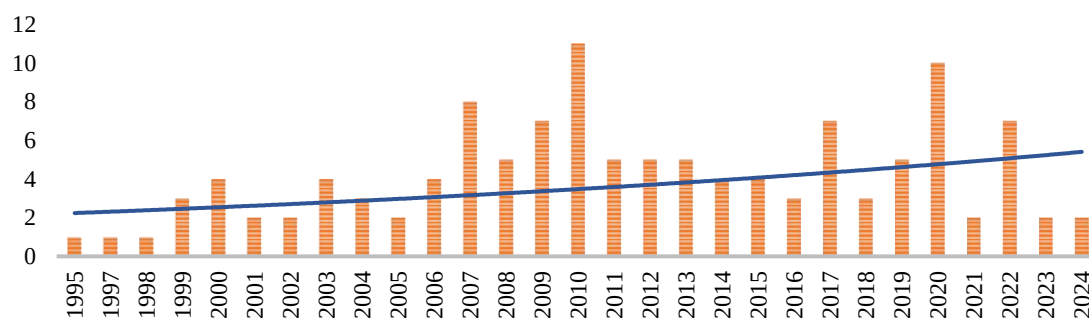


图2-4 国内文献发表年份

2.2.2 研究类别

从研究主题进行分类可以发现，国际国内对住房空置的研究可以被分为五大类：住房空置的测度、成因、外部性、应对策略及其他。因为同一研究可能同时对不同维度进行研究，因此，部分文献被重复计数。整体来看国际文献更侧重于住房空置外部性的研究，而国内文献则对如何测度和应对住房空置的探讨更多（图2-5）。

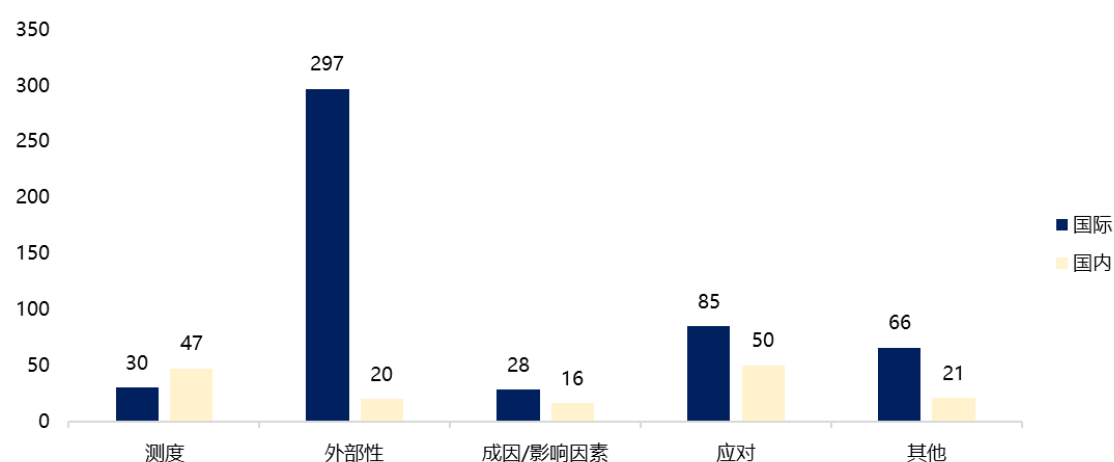


图2-5 国际国内各类别研究文献数量对比

2.3 住房空置的定义及分类

2.3.1 国际研究现状

2.3.1.1 住房空置（率）的测度指标

国际上定量评估住房空置现状时，主要采用两种指标：建筑尺度的空置住房识别和街区尺度的住房空置率测度。这两种评估方法已在全球范围内广泛应用，逐步发展为衡量住房空置问题的标准化工具。

其中，建筑尺度的空置住房识别通常需要判断每一栋居住建筑或每个住房单元是否处于空置状态。这一方法侧重于通过识别建筑物是否被占用来评估空置住房，往往依赖空间分辨率较高的数据（Wuyts 等，2020）。

住房空置率的测算方法则可从面积（建筑面积或宅地面积）与数量两个维度进行考量，即街区的住房空置率=空置住房面积/街区内住房总面积（Jiang 等，2020），或街区的住房空置率=空置住房套数/街区内所有住房数量（Lodge 等，2022）。这两种测度指标的选择主要依赖于可用数据的精度和获取的难易程度。

2.3.1.2 住房空置的界定标准

多数研究的住房空置定义及分类与研究区域所在国家的官方定义一致，然而，不同国家对住房空置的界定存在一定差异，主要体现在是否将季节性空置住房纳入统计范围。

联合国将住房空置率定义为目前空置的住房单元套数的百分比，用于季节

性使用的度假屋的空置率被单独考虑（Angel，2000）。美国人口普查局将住房空置率定义为适宜居住但未被占用的住房单元的百分比，空置住房包括全年和季节性未占用的住房（Harrison 和 Immergluck，2021）。在欧洲国家，德国、法国和荷兰采用与美国类似的住房空置率定义（Deilmann 等，2009），而在意大利、奥地利和丹麦等国家中，季节性空置住房单元并不被视为住房空置（Norris 和 Shiels，2004）。

对住房是否空置的界定则可归纳为两种情形：一是到访时未发现有人居住，二是实际居住时长未达到特定的阈值。此外，还有少量研究通过住房的外观视觉特征判断其是否为空置住房（Akiyama 等，2019；Wuyts 等，2020）（图 2-6）。



图2-6 实地调查确定住房是否空置（来源：Akiyama等，2019）

2.3.1.3 住房空置的分类

在空置住房的分类方面（表 2-2），部分研究关注住房空置的持续时间，并进一步将其分类为短期空置、中期空置及长期空置。但不同研究对短期、中期和长期的定义并不一致。部分研究将六个月或更长时间的空置定义为长期空

置（Harrison 和 Immergluck, 2021; Immergluck, 2016），也有研究将空置时长不超过 6 个月定义为短期空置，6 个月至 2 年定义为中期空置，超过 2 年则为长期空置（Huuhka, 2016）。

就空置程度而言，国际上普遍采用将住房空置率超过 10% 作为高度空置的判断标准（McClure, 2019）。该阈值被广泛用于衡量房地产市场供需关系的异常状态，已成为评估住房市场健康水平的重要参考指标。此外，也有部分学者根据具体研究区域的特征，对空置率阈值进行了调整与重新设定。例如，Harrison 和 Immergluck（2021）将空置率达到 8% 或更高的区域划分为“高度空置”状态，以此识别出市场供过于求更加严重的地区。

表 2-2 国际空置住房分类研究汇总

空置分类	研究时间	研究区域	样本量	核心数据	研究单元	参考文献
长期空置（六个月或更长时间的空置）	2012-2019	美国	54,460	美国邮政服务数据	人口普查区	Harrison 和 Immergluck, 2021
	2010-2014	美国	——	美国邮政服务数据	邻里	Immergluck, 2016
短期（不超过 6 个月）、中期（空置 6 个月至 2 年）、长期（超过 2 年）空置	2014	芬兰	275,486	政府统计数据	建筑	Huuhka, 2016
空置率分为五级，8% 或更高被认为是“高度空置”	2012-2019	美国	54,460	美国邮政服务数据	人口普查区	Harrison 和 Immergluck, 2021

2.3.2 国内研究现状

国内对住房空置的调查与统计起步较晚，相应经验较为有限，且学界在统计口径方面仍存在一定分歧。

2.3.2.1 住房空置的界定标准

在住房空置定义方面（表 2-3），目前，我国尚未对住房空置作出官方定义，但对于商品房空置率已有相应界定。具体而言，商品房空置是指在报告期末已竣工但尚未出租或出售的房产，或此前已竣工并具备出租或出售条件但仍未被出租或售出的房产（台玉红，2009；王洁和张继良，2020）。

部分研究参考此定义，依据房地产市场类型的不同，将住房空置率区分为

存量市场的住房空置率与增量市场的住房空置率（台玉红，2009）。上海市相关机构通过统计资料公开了住房空置率的计算方法，其中包括两种不同的测算方式。第一种方法侧重于存量空置，将空置率（涵盖非商品房）定义为所有住房的空置量与全部住房存量之比。第二种方法则关注增量空置，仅针对新增商品房，计算方式为：住房空置率等于报告期末商品房空置量与近三年商品房可供应量之比。其中，空置量以商品房空置面积衡量，而可供应量则以竣工房屋面积替代（贾海，2003）。

此外，还有少量研究尝试从更具象征性和社会意义的角度界定空置住房。例如，Williams 等（2019）将空置住房定义为处于“便利设施荒漠”中的住房，即周边缺乏基本生活服务设施的居住空间。Yao 等（2013）则提出以“夜间不开灯”作为识别空置住房的重要特征之一，还出现了一项使用鬼城指数来衡量住房空置现状的研究（董磊磊等，2017）。

表 2-3 国内住房空置界定标准相关研究汇总

住房空置界定标准	研究时间	研究区域	样本量	核心数据	研究单元	参考文献
房地产市场上，竣工一年内没有销售或者销售后无人居住的住房	——	中国长沙	26	实地调查	居住区	邓思敏等，2018
增量空置 （商品房未售出或租出的面积）	——	中国	——	中国房地产统计年鉴	城市	Zhao 等，2021
商品房空置面积/近三年累计竣工房屋面积×100%	2004-2010	中国	35	中国房地产统计年鉴	城市	鞠方等，2013
便利设施荒漠	2015-2016	中国成都与沈阳	——	社交媒体数据	300 m 网格	Williams 等，2019
夜间不开灯的住房	——	中国保定某社区	5	实地拍摄的夜间建筑图像	建筑	Yao 等，2013
将区域灯光辐射总强度与建设用地总面积的占比定义为城市鬼城指数	——	中国	295	NPP/VIIRS 夜光数据	城市	董磊磊等，2017

2.3.2.2 住房空置的分类

在住房空置分类方面（表 2-4），部分研究关注到空置的程度，并进一步将其分类为空置住房和闲置住房。如将连续三个月用电量在 0-10kWh 之间的住房定义为空置住房，当月用电量在 10-20kWh 之间的住房则为闲置住房（Jiang 等，2020）。

此外，部分研究划定了住房空置率的阈值，并将空置率设定为以下区间：5%至 14%为空置合理区，低于 5%为空置不足区，14%至 20%为空置危险区，而超过 20%则属于空置积压区（贾海，2003）。

表 2-4 国内住房空置分类相关研究汇总

空置分类	研究时间	研究区域	样本量	核心数据	研究单元	参考文献
空置住房：连续三个月用电量在 0-10kWh 之间的住房； 闲置住房：当月用电量在 10-20kWh 之间的住房	2019-2020	中国重庆	超过 8 万	用电数据	住房	Jiang 等，2020
零电量和低电量（月用电量低于 10kWh 以内）的房屋分别视为空置和闲置房屋	——	中国北京	2	用电数据	居住区	崔凤山等，2021
月用电量低于 5kWh 的房屋视为空置住房	2019	中国	70,769	用电数据	住房单元	焦林申等，2022
以两次居民用电量的差值是否小于某一阈值来衡量住房空置与否	2003-2006	中国北京	880	实地调查数据	住房单元	孟斌等，2009

2.4 住房空置识别/住房空置率测度

2.4.1 国际研究现状

国际文献中共有 30 篇关注住房空置的测度方式。对这些研究的核心数据来源进行梳理发现，目前常用来支持住房空置或住房空置率测度的数据源包括：政府统计数据、市政税收数据、夜光遥感数据、实地调查数据、高分遥感影像数据、商业街景数据等等（表 2-5）。

政府统计数据涵盖了由美国住房和城市发展部（Department of Housing and Urban Development, HUD）资助，并由美国统计局执行的美国邮政服务（United States Postal Service, USPS）住宅地址数据（Immergluck, 2016）、美国社区调查数据（American Community Survey, ACS）（Wegmann, 2020）、日本总务省统计局每五年一次的住房和土地调查数据（Wuyts 等, 2020）、巴西人口普查数据（Nadalin 和 Iglioni, 2017）等，这些数据都可以精细到片区尺度，如可从美国社区调查数据获取某一人口普查区范围内的空置住房数量或比例，进而计算得出该区域的住房空置率。此外，还有少量研究通过分析住房是否缴纳相关税款来判断其是否空置，从而间接获取住房使用状况（Wyatt, 2008）。

夜光遥感数据是一种遥感数据，其原理基于卫星传感器对地球夜间灯光、火光等信息的探测。遥感技术的优势在于能够实现大范围、长时间的地表观测，因此该数据被广泛用于衡量人类活动水平，并在住房空置率测度研究中发挥重要作用。目前，被用于住房空置率测度的夜光遥感数据主要包括 NPP/VIIRS 和吉林一号两种。其中，NPP/VIIRS 的夜光遥感数据来源于美国国家海洋和大气管理局（National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA）下属的国家地理数据中心（National Geophysical Data Center, NGDC），空间分辨率为 500m。吉林一号则来源于长光卫星科技有限公司，空间分辨率高于 1m。利用夜光遥感数据计算住房空置率的思路为：计算网格/街区内实际状态夜光值与满置人口状态下夜光值的比值，其中满置人口状态一般通过建筑数据进行推算（Shi 等, 2022; Tan 等, 2020）。

在住房空置识别中，实地调查仍是一类重要的数据来源。除传统的实地访谈、问卷调查等方式外，近年来也出现了一些新型手段。例如，有研究尝试通过 Wi-Fi 探针技术来判断住房是否被实际占用（Konomi et al., 2017; Konomi et al., 2019）。该方法通过检测住房内部是否存在 Wi-Fi 路由器，或是否有智能手机、笔记本电脑等设备连接 Wi-Fi 信号，从而推断住房是否处于有人居住状态。。

此外，遥感影像数据与街景图像数据也逐渐被用于住房空置的识别与评估，尤其是在难以开展实地调研的区域。相关研究表明，当住房及其周边环境呈现出某些典型特征，如杂草丛生、垃圾堆积、窗户破损等，可视为潜在的空置住房（Zou & Wang, 2020; Mooney et al., 2020）。这类方法通过结合虚拟建成环境审计、机器学习等技术，提升了住房空置识别的自动化程度和空间覆盖范围，为城市大尺度住房空置监测提供了有力支持。

表 2-5 国际住房空置识别/测度研究常见数据源

数据类型		空间精度	研究区域	样本量	研究单元	参考文献示例
政府统计数据 (19)		高/低	美国 日本	—— 2,000	人口普查区 建筑	Wegmann, 2020 Wuyts 等, 2020
市政税收数据 (1)		高	英国	113,193	建筑	Wyatt, 2008
夜光遥感数据 (2)	NPP/VIIRS (1) Jilin-01 (1)	500m 0.94m	美国 美国	15 77	大都会区 人口普查区	Chen 等, 2015 Du 等, 2018
实地调查数据 (6)	Wi-Fi 探针数据 (2)	高	美国 美国	—— ——	建筑 建筑	Konomi 等, 2017 Konomi 等, 2019
	日间实地考察 (4)	高	日本 埃及	27,236 90	住房单元 住房单元	Akiyama 等, 2019 Fahmi 和 Sutton, 2008
遥感影像数据 (1)		高	美国	——	建筑	Zou 和 Wang, 2021
商业街景数据 (2)		高	美国 美国	—— ——	建筑 建筑	Mooney 等, 2020 Zou 和 Wang, 2022

注：括号中的数字为对应的文献数量

2.4.2 国内研究现状

受限于我国目前尚无公布的官方住房调查统计数据（仅公布商品房空置面积，但忽视了存量住房的空置现象）。因此，关于我国住房空置率测度的研究较多。目前，国内文献中共有 47 篇研究关注住房空置的测度。

其中，10 项研究通过对国际住房空置率统计案例的分析，总结了其中的有益经验与局限性，进一步强调了开展住房空置调查的必要性，并对我国的住房空置率的调查或统计提出了启示性建议（高峰，2010；贾海，2003；赵奉军和王先柱，2011）。

此外，37 项研究对我国部分城市的住房空置现象进行了定量评估或测度（表 2-6）。目前被用来评估住房空置的常见数据源包括：政府统计数据、夜光遥感数据、用电数据、社交媒体数据、POI 数据、街景图像数据、人口普查数据、问卷数据、房产平台图像数据以及现场调查数据等。其中，政府统计

数据、夜光遥感数据、用电数据是最为常见的三种数据源。其中，对于政府统计数据，该数据主要源于《中国房地产统计年鉴》，通过提取其中的商品房空置面积和竣工面积，计算得到城市的商品房空置率（修丽娜等，2009；杨建仁，2007），主要体现增量空置。对于夜光遥感数据，国内用于测度住房空置率的夜光遥感数据主要包括 DMSP/OLS，NPP/VIIRS、珞珈一号及吉林一号数据，分辨率分别为 1km，500m，130m 以及 0.92m。测度住房空置率的思路与国际研究相同（董磊磊等，2017；贺蕾等，2020；张栋等，2021），即根据居住区或者研究区域的理论夜间灯光值与实际夜间灯光值的比较，进一步推算得到住房空置率。而对于用电数据，此类研究往往通过限定一定期限内的住房用电量阈值来确定空置住房（Jiang 等，2020），但也有研究表示用电数据仅能获取已售出房屋的空置状态，无法判定未售出房屋的数量（刘艳军等，2021）。

而在传统方法方面，问卷调查仍被用于收集住房的用电量、用水量等日常消耗数据（孟斌，2009；徐惠，2007），或通过实地观察住房夜间是否亮灯来识别是否为空置。

此外，近年来也有部分研究尝试从更为多样化的数据来源中识别住房空置状态。其中，1 篇研究基于社交媒体数据分析用户的地理签到与活动轨迹，从而推断其常住地位置与居住活跃度（贺蕾等，2020）。另有 1 篇研究利用兴趣点（Point of Interest，POI）数据，评估居住区周边生活服务设施的密度与便利性，以间接反映区域住房需求与使用情况（Williams 等，2019）。

与此同时，街景图像数据也被用于识别与居住痕迹相关的细节，例如是否有阳台晾晒衣物、窗户开启、绿植摆放等，这些日常生活的视觉线索可作为住房实际使用状态的辅助判断依据（Yue 等，2020）。考虑到商业街景数据在空间覆盖范围上的局限，难以全面覆盖所有居住小区，该研究在街景图像缺失的区域，补充采集了住房外立面图像，以便在小区尺度上更全面、细致地识别住房空置现象，从而提升空置识别的准确性与空间覆盖的完整性。

此外，人口普查数据仍是衡量区域人口分布与住房使用效率的重要数据源，常用于与住房数量的比值关系中推算空置率（Shi 等，2025）。

随着大数据与人工智能的发展，部分研究还尝试基于房地产平台图像数据，分析房屋内外部照片中是否存在家具、生活物品、灯光等，以判断住房是否曾经或者正在处于实际使用状态（Zheng 等，2025）。

表 2-6 国内住房空置识别/测度研究常见数据源

数据类型		空间精度	研究区域	样本量	研究单元	参考文献
政府统计数据 (5)	房地产统计年鉴 (3)	低	中国 天津	—— 1	中国 城市	杨建仁, 2007 修丽娜等, 2009
	台湾房屋普查 (1)	低	台湾	——	城市	王建民, 2005
	江苏省新建商品住宅入住情况调查 (1)	高	南京	138	居住区	唐如建和付光辉, 2017
夜光遥感数据 (14)	DMSP/OLS (3)	1km	中国 中国	50 234	城市 县域	Yao 和 Li, 2011 Li 等, 2019
	NPP/VIIRS (5)	500m	中国 中国	295 31	城市 城市	董磊磊等, 2017 Wang 等, 2019
	Luoja-01 (5)	130m	长沙 贵阳	—— 1,334	网格 居住区	张栋等, 2021 Shi 等, 2022
	Jilin-01 (1)	0.92m	吉林	——	居住区	黄浩和赵慧敏, 2023
用电数据 (8)		高	中国 中国	58 ——	居住区 住房单元	刘艳军等, 2021 Jiang 等, 2020
问卷数据 (2)		高	成都 北京	490 880	个人 个人	徐惠, 2007 孟斌等, 2009
社交媒体数据 (1)		高	中国	——	网格	贺蕾等, 2020
POI 数据 (1)		高	中国	——	网格	Williams 等, 2019
商业及自采集街景数据 (1)		高	广州	450	居住区	Yue 等, 2020
人口普查数据 (1)		低	中国	——	街道办	Shi 等, 2025
房产平台图像数据 (1)		高	中国	1,196,585	住房单元	Zheng 等, 2025
现场调查 (1)		高	兰州	11	居住区	杨鹏飞和潘竞虎, 2023

注：括号中的数字为在对应的文献数量

2.5 住房空置成因

2.5.1 国际研究现状

国际文献中共有 28 篇研究定量分析住房空置的影响因素，这些研究通过描述性统计或者回归模型等方法挖掘了城市或者邻里尺度住房空置率的影响因素，这些影响因素可归纳为住房属性、区位特征、社会结构及经济水平四个维度（图 2-7）。

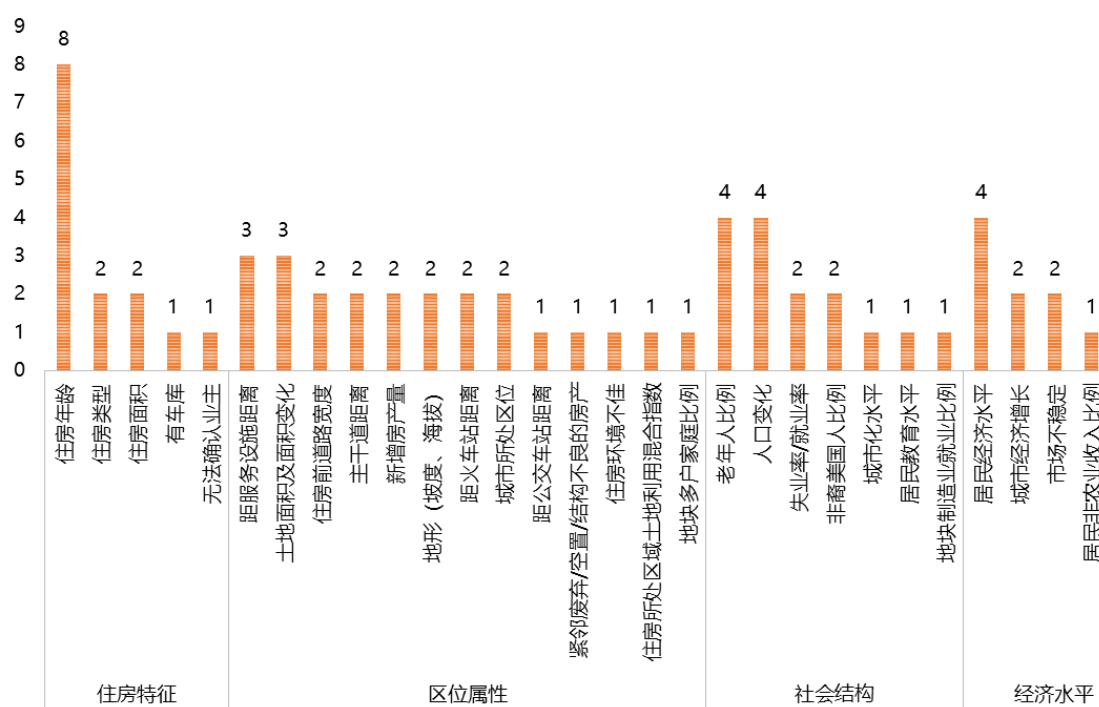


图2-7 国际文献不同影响因素出现次数统计

其中，住房属性特征（如建成年代、新旧程度和住房类型）显著影响住房空置率。从建成年代看，新建商品房由于多位于郊区，配套设施尚未完善，加之投资性购房比例较高，其空置率往往明显高于位于老城区的二手房（Kim 等，2018）。而建成年代久远的住房则因空间品质较差，难以快速出售或出租，易长期滞留并形成空置（Gao 等，2017；Gu 等，2019；Nam 等，2016）。同样的，在住房面积方面，过大或过小的住房因市场需求有限，难以快速流通，空置风险相对更高（Gao 等，2017；Gu 等，2019）。此外，住房类型也直接影响空置情况，例如木结构建筑因维护成本较高且存在更大的安全隐患，空置风险更为突出（Kanayama 和 Sadayuki，2021）。

住房所处的区位同样对空置率具有重要影响。城市中心区域因就业机会充足、生活配套完善，住房空置率普遍较低；而位于偏远地区或配套设施不足的

区域，其住房空置率相对更高（Kim 等，2018；Tamura 等，2023），但在部分研究中也发现空置住房的出现与公共设施（如公交车站、医院或学校）的可达性之间并不存在任何关联（Wuyts 等，2020）。此外，住房临街情况及临街道路宽度也是影响住房空置的重要因素，且可能对空置住房的增加具有积极的推动作用（Baba 和 Hino，2019；Kanayama 和 Sadayuki，2021；Kim 等，2018；Mizusawa 等，2021）。研究还发现，海拔高度和坡度等地理特征亦对住房空置有显著影响（Tamura 等，2023），其原因可能在于经济高速增长引发的城市扩张，使得大量住房建设延伸至高海拔、高坡度的山区或丘陵地区，但此类地区由于交通不便、配套设施匮乏且面临较高的自然灾害风险，住房更容易被长期空置。

社会结构是影响城市住房空置的重要因素。人口增长放缓或减少通常会导致住房需求不足，引发空置上升。相反，人口大量流入的城市住房需求旺盛，空置率往往较低；而人口数量减少则导致空置房增多（Kim 等，2018；Newman 等，2019）。人口老龄化也被多篇文献指出会提高空置率：例如美国经验表明随老龄化加深空置住房同步增加（Cohen，2001）。此外，少数族裔比例也是国际文献常常考虑的因素，部分研究指出住房所处地区非裔人口比例高会刺激空置率的上升（Morckel，2014），但也有研究发现非裔人口可能减少了近期城市的空置住房（Newman 等，2019）。另外，就业率代表着区域的人才吸引能力，就业率越高的区域空置率越低（Cohen，2001），失业率越高的区域空置率越高（Newman 等，2019）。

经济水平在文献中出现频繁，包括房价、居民收入、市场稳定指数等。多项研究指出房地产价格与空置率密切相关。部分文献发现高房价往往伴随更高的住房空置（例如投机购房囤积房产）（Kim 等，2018）。居民收入水平也被视为重要因素：家庭收入提高会增加购置额外住房用于投资的可能性（Cohen，2001；Newman 等，2019）。

2.5.2 国内研究现状

共有 16 篇文献关注中国住房空置的成因及其影响因素。其中，4 篇研究从定性角度探讨了我国住房空置率偏高的原因，主要通过政策分析、专家访谈或案例研究等方式进行阐释，本文对此部分不作重点讨论。其余 12 篇研究则采用定量方法，基于统计数据或问卷调查，实证分析了影响住房空置率的各类因素。总体而言，这些影响因素可归纳为四个主要维度：住房属性、区位特征、经济发展水平以及社会结构特征（图 2-8）。



图2-8 国内文献不同影响因素出现次数统计

在住房属性方面，研究主要关注住房建筑年龄和住房类型。从建筑年龄来看，建筑年代较早的居住区往往位于城市中心，生活服务设施更加完善，因此其住房空置率相对较低（刘艳军等，2021）。而从住房类型来看，区域内独栋住房比例越高，则空置率越高（孙宏日等，2024）。

在区位特征方面，研究普遍强调住房的交通可达性、周边服务设施密度、街区建筑密度、绿化水平及所处的地势条件。一般而言，交通条件好、周边服务设施密度高且绿化水平较好的区域住房空置率明显较低（Yue 等，2022；黄浩和赵慧敏，2023；刘艳军等，2021；孙宏日等，2024；杨鹏飞和潘竟虎，2023；张栋等，2022）。

在社会结构方面，人口密度与人口老龄化程度是被频繁关注的指标。其中，人口密度直接反映区域的住房需求，人口密度越高，则住房空置率越低（杨鹏飞和潘竟虎，2023；张栋等，2022）。此外，老龄化程度较高的区域往往意味着就业人口占比不足，也面临更高的住房空置风险（孙宏日等，2024；周建军等，2020）。

在经济水平方面，除房价外，一些研究还纳入了人均存款余额和产业结构等指标。研究发现，房价越低，人均 GDP 与公共预算支出越高的区域，其住房空置率越低（Yang 等，2023；孙宏日等，2024；杨鹏飞和潘竟虎，2023）。部分研究甚至指出，房价因素对住房空置的影响在所有指标中占据最大比重（黄浩和赵慧敏，2023）。

2.6 住房空置外部性

2.6.1 国际研究现状

国际上共有 297 篇研究关注住房空置的外部性。绝大多数研究关注住房空置的负外部性，这些研究可以被归纳为以下几类：

（1）个体健康

64 项研究关注到住房空置可能带来的负面健康效应。其中，23 项研究评估了社区贫困指数（Distressed Communities Index, DCI）、邻里失序指数（Neighborhood Disorder Index, NDI）、邻里社会经济地位等综合指数在个体健康中发挥的效应。其中，DCI 指数由经济创新小组（Economic Innovation Group）制定，根据社区失业率、教育水平和住房空置率等多项指标衡量（Mehaffey 等，2019；Charles 等，2019）。NDI 在不同的研究中的衡量指标不同，常见指标包括住房空置率、垃圾堆放等（FurrHolden 等，2015；Okoye 等，2021）。邻里社会经济地位指数则通过贫困线以下的家庭百分比、女性户主家庭、业主自住住房、住房空置率和户规模进行衡量（Wilson 等，2004）。考虑到这些文献未能识别住房空置的独立影响，因此本文不对其进行详细介绍。

41 项研究评价了住房空置在个体健康中发挥的独立效应。其中，15 项研究证实了住房空置对生理健康的负面影响。住房空置一方面与个体罹患生理疾病有关，包括艾滋病（Gant 等，2014；Johnson 等，2022）、哮喘（Nepomnyaschy 和 Reichman，2006）、早产（Reagan 和 Salsberry，2005）等，另一方面与个体不健康的生理表征相关，如血铅水平（Kamai 等，2022；Taggart 等，2019）、超重（Grant 等，2018）等。9 项研究关注到住房空置造成的个体不健康环境暴露，包括：蚊虫肆虐（Costa 等，2012；Ozdenerol 等，2008）、鼠害（Masi 等，2010）、铅暴露（Castro 等，2019；Sayre 和 Katzel，1979）、热暴露（Uejio 等，2011）等。其中，蚊虫是传播登革热和其他病毒的主要媒介之一，空置住房区域更容易吸引蚊虫聚集（Ozdenerol 等，2008）。此外，空置住房常形成适宜的孳生环境，显著增加了埃及伊蚊的繁殖风险（Costa 等，2012）。5 项研究证实了住房空置可对居民心理健康造成负面影响，包括自杀风险上升（Jang 等，2022）、精神疾病风险增加（Lew 和 Rigdon，2019）以及压力水平增加（Snedker 和 Herting，2016）等。2 项研究的结果表明住房空置会导致个体产生不健康行为，包括药物滥用（Li 等，2022）、体力活动下降（Liang 等，2008）。同时，也有部分研究未识别到住

房空置与健康的明显相关关系（Goh 等，1987；Goldstick 等，2015）。

（2）公共安全

28 项研究关注到住房空置与犯罪率上升之间的关联。现有研究已经证实，住房空置与暴力（Johnson，2021）、盗窃（Mburu 和 Helbich，2016）、凶杀（Suresh 和 Vito，2009）、酒驾（Caetano 等，2022）、虐待儿童（Morris 等，2019）、性侵（Greeley 等，2016）以及非法占用财产（Herbert，2018）等的关联性。住房空置率的变化会导致邻里的非正式社会控制机制，包括邻里空间失序、集体效能下降和社会关系疏离等。此外，空置住房减少了“街道眼”的存在，空置住房不仅没有监管者防止财产被入侵，还为违法者提供了潜在避难所（Chen 和 Rafail，2020）。

此外，3 项研究分别从社区、个体以及建筑三个尺度分别证明了住房空置与火灾之间的关联性。在社区层面，住房空置比例较大的社区更有可能发生火灾（Shai，2006）；在居民层面，邻里住房空置比例较高的居民也更容易在火灾中受到伤害（Perry 等，2015）；在建筑层面，距空置住房的距离以及周边空置住房数量是住房发生火灾的重要危险因素（Schachterle 等，2012）。

（3）房地产市场健康

从经济学视角出发，在房地产市场中，房价是供求关系的函数。如果对住房的需求高于住房的供应，就会出现住房短缺、房价上涨（Thalmann 2008）。在这种情况下，空置率会很低，因为购房者会很快占用空置的住房。因此，多数学者都认为住房空置可以作为评估房地产泡沫的重要指标之一（Jang 等，2018），并假设住房空置率与房价发展之间存在负相关关系，即低住房空置率意味着住房短缺，因此房价面临上行压力。相反，高住房空置率表明住房供过于求，因此房价面临下行压力。

14 项研究报告了住房空置率上升与房价（Arimura 等，2020）或者土地价值（Ma，2020）甚至居民收入（Matlack 和 Vigdor，2008）下跌的相关性，此外，这些研究还证实了空置率对租金增长具有抑制作用，进而导致租金呈现出粘性特征（Wang，2020）。但是 3 项研究也报告了相反的结论。目前来自西班牙（Hoekstra 和 Vakili-Zad，2011）、荷兰（Rouwendaal 和 Longhi，2008）和马耳他（Vakili-Zad 和 Hoekstra，2011）的数据表明，即使在最近国际市场紧缩的背景下，这些国家的房价和住房空置率几十年来都在持续增长（图 2-9）。导致这一现象的具体原因可能包括：房地产市场的运行高度依赖于投机性泡沫、租金管制政策的严格实施及对租户权利的强力保护，以及宗教信仰和政治因素的共同作用等。

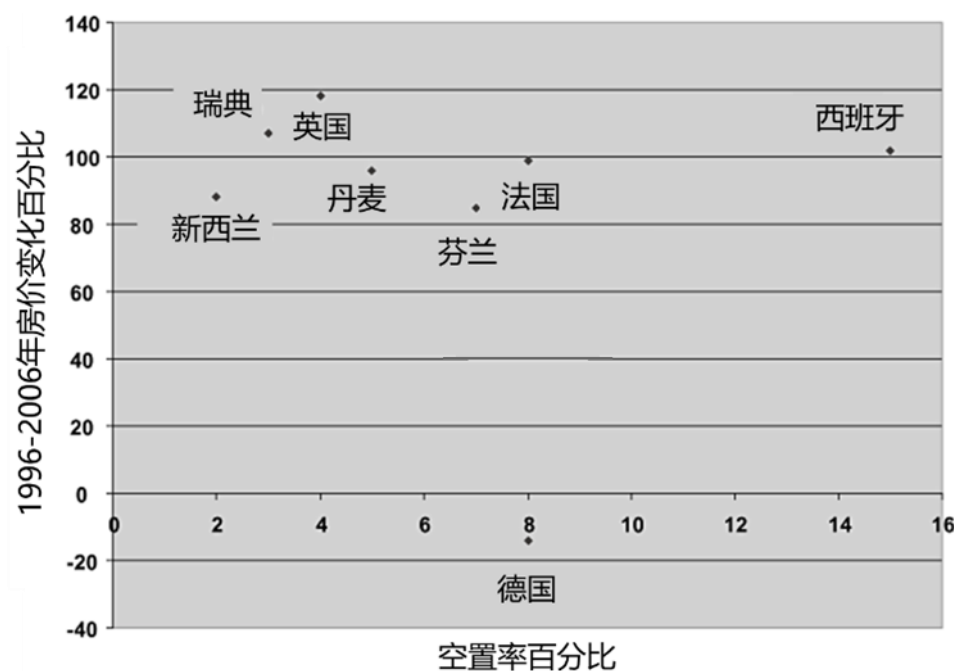


图2-9 8个欧洲国家的住房空置率与实际房价发展间的关系

(来源: Hoekstra和Vakili-Zad, 2011)

(4) 邻里质量

18项研究证明住房空置除作为邻里质量的一项表征外,还与其他邻里环境质量的表征相关。一方面,持续多年的住房空置可以增大社区内其他房产被废弃的可能性(Yin和Silverman, 2015)。另一方面,依据环境正义理论预测,居住在住房空置率较高的居住区的居民可以被视为被边缘化的群体,将用于较少的获得便利设施的机会,4项研究表明,空置住房比例较大的社区周边的医疗急救等服务设施可达性会随之下降(Joyce, 2018)。此外,7项研究表明,烟草零售网点密度与住房空置率存在正向关联(Wheeler等, 2020)。

(5) 正外部性

目前已有两项研究关注到了住房空置可能带来的正外部性(表2-7),尤其是在生态环境层面。一项研究发现,住房空置率与归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)之间存在正相关关系。这可能是由于建筑物拆除后空地增多,以及废弃住房周围的人类活动减少,从而促进了植被的自然生长(Schwarz等, 2018)。

另一项研究也从生态角度出发,探讨了住房空置对城市鸟类生态的影响。结果表明,适度的住房空置有助于改善栖息环境,从而在一定程度上促进了鸟类的繁殖与多样性提升(Rega等, 2015)。

表 2-7 国际住房空置外部性研究汇总

类别	外部性结果	
负外部性	生理健康	艾滋病（Gant 等，2014；Johnson 等，2022）、哮喘（Nepomnyaschy 和 Reichman，2006）、早产（Reagan 和 Salsberry，2005）、血铅水平（Taggert 等，2019；Kamai 等，2022）、超重（Grant 等，2018）等
	不健康环境暴露	蚊虫肆虐（Costa 等，2012；Ozdenerol 等，2008）、鼠害（Masi 等，2010）、铅暴露（Castro 等，2019；Sayre 和 Katzel，1979）、热暴露（Uejio 等，2011）
	心理健康	自杀风险上升（Jang 等，2022）、精神疾病风险增加（Lew 和 Rigdon，2019）、压力水平增加（Snedker 和 Herting，2016）
	不健康行为	药物滥用（Li 等，2022）、体力活动下降（Liang 等，2008）
	不相关	Goh 等，1987；Goldstick 等，2015
	犯罪率	暴力（Johnson，2021）、盗窃（Mburu 和 Helbich，2016）、凶杀（Suresh 和 Vito，2009）、酒驾（Caetano 等，2022）、虐待儿童（Morris 等，2019）、性侵（Greeley 等，2016）等
	灾害风险	火灾（Shai，2006；Perry 等，2015；Schachterle 等，2012）
	房地产市场健康（n=17）	房价下跌（Arimura 等，2020；Rouwendal 和 Longhi，2008 等）、土地价值（Ma，2020）、居民收入下跌（Matlack 和 Vigdor，2008）、抑制租金增长（Wang，2020）、房价上涨（Hoekstra 和 Vakili-Zad，2011）
	邻里环境质量（18）	房产废弃（Yin & Silverman，2015）、医疗等设施可达性低（Joyce，2018）、烟草零售网点密度增加（Wheeler et al.，2020）
	正生态环境（2）	NDVI 上升（Schwarz 等，2018）、鸟类繁殖增加（Rega 等，2015）

注：括号中的数字为对应的文献数量

2.6.2 国内研究现状

国内共有 20 篇研究关注住房空置的外部性，11 项研究从房地产市场的角度出发，关注市场供需、房价、租金或泡沫水平，定性的对住房空置的外部性进行了讨论。此外，有 9 项研究从定量的角度分析了住房空置的负外部性，但

结果并不一致。

其中，鞠方等（2013）对中国 35 个大中城市 2004 年至 2010 年的住房市场进行了研究，发现住房空置率越高的城市房价也越高。然而，中国人民银行舟山市中心支行课题组（2007）基于舟山市 2000 年至 2006 年的数据分析并构建了房价变动相关性指标体系，最终得出住房空置率与房价上涨呈负相关的结论。此外，王洁与张继良（2020）以 2007 年至 2016 年中国 35 个重点城市的商品房销售均价为研究对象，指出住房空置率是造成中国城市房价波动的关键因素，住房空置率上升在一定程度上会抑制房价上涨，并且不同规模城市的房价波动特征存在显著差异。

此外，还有研究证明了住房空置与房地产泡沫（王佳秋和高丽丽，2006）、土地供应价格（沈晓艳和黄贤金，2016）、房地产金融风险（鞠方等，2018）等的正相关关系。

2.7 住房空置应对策略研究

2.7.1 国际研究及案例现状

国际上共有 85 篇研究关注住房空置的应对，这些研究可以被归纳为两类：案例研究以及政策有效性评估。除文献外，本文还通过案例调查的方法补充了文献中未提及的其他国际应对策略。

2.7.1.1 应对案例研究

随着住房空置问题在全球范围内日益严峻，许多国家纷纷采取了积极的政策和措施，以应对这一现象。不同国家根据自身的经济状况、住房市场特征以及社会背景，在应对住房空置的策略上存在一定差异。总体来说，主要可以归纳为六大类：完善空置住房登记审查、抑制空置住房产生、激活空置住房再利用、促进空置住房流动、推动空置住房拆除及提升公众参与。

（1）完善空置住房登记审查

空置住房登记审查是应对住房空置问题的基础性环节和关键前提（表 2-8），具体包括国家尺度的空置住房调查、在线展示平台的搭建以及地方住房空置的调查。

其中，国家住房空置普查工作通过系统地收集和审查住房空置的基础数据，全面、准确地掌握空置住房的数量、空间分布及其结构特征，能够深入分析空置住房形成的原因、趋势及潜在风险。这种系统性的数据信息平台与动态监测

机制，不仅有助于政府部门精准识别空置住房的实际分布情况，还可为制定差异化的住房管理政策提供科学依据，并提高住房资源的整体配置效率。

另外，在线平台在应对空置住房问题中的技术支持和管理作用也日益显著，尤其是在提升住房管理的效率和透明度方面，通过数字化手段推动了信息的实时更新和可视化呈现。这些平台为政府和相关机构提供了强有力的数据支持，使得住房市场的动态变化得以清晰展现，为政策制定者提供了更加科学和依据充分的决策信息。然而，尽管在线平台在推动住房管理方面取得了明显进展，目前尚未有针对住房单元尺度的公开展示平台。这一局限性主要源于个人隐私、安全以及数据保护等方面的顾虑。

此外，一些地方政府还结合自身管理需求与地方实际，实施了更为精细化和高精度的空置住房登记审查工作。这些地方政府通过入户调查、社区摸底、物业反馈、大数据分析等多种方式，全方位提高对本地空置住房的监测精度和覆盖范围，获取更加详细的住房空置数据。

表 2-8 国际完善空置住房登记审查相关案例简介

具体措施	典型案例	案例简介
国家空置住房调查	日本总务省住房土地调查	日本总务省每隔五年发布一次住房土地调查，该调查覆盖住房空置指标，其中，二次住宅（主要为别墅等度假住宅）在住房调查时被单独考虑
	美国住房空置调查	美国人口普查局每十年更新一次住房空置率的详细数据，这些空置住房包括待出租、已出租但未入住、待售、已售出但未入住、季节性房屋等多种类型
	加拿大空置住房调查	加拿大空置住房调查每年一次，由加拿大抵押贷款和住房公司负责
	西班牙住房空置调查	西班牙住房空置调查每十年进行一次，最近一次调查采用将任何没有电力供应合同的住房，或者在前一年内的总用电量低于一定阈值的住房认定为空置住房
在线展示平台搭建	住房调查数据展示平台	在美国人口普查数据展示平台和加拿大住房调查数据展示平台中，用户可以根据需求定制数据视图和导出所需的数据格式
地方住房空置审查	航空摄影识别空置住房	日本爱知县新城市同航空公司合作，结合机上航空摄影调查数据与实地调查，识别确认空置住房
	空置房屋巡查	日本栃木县小山市构建“空置房屋巡查”云系统，并发布依靠住房外观等确定住房是否空置的巡查手册，使用者可通过传真/智能手机进行报告 日本栃木县小山市和警察署签署协议，便于警察在巡逻时可以及时反馈空置住房的相关信息

（2）抑制空置住房产生

各国为抑制空置房的产生，采取了多种综合性政策和措施，旨在优化住房资源配置，提升住房利用率，促进社会经济的可持续发展。这些措施包括征收空置税、实施罚款制度以及强制要求房地产开发项目配比一定比例的公共或小微住房等（表 2-9）。

表 2-9 国际抑制空置住房产生相关案例简介

具体措施	典型案例	案例简介
空置税	加拿大温哥华市空置税	自 2017 年起，温哥华开始征收 0.5% 的投机与空置税，对于永久居民的常住住房或每年出租超过六个月以上的非常住住房进行免税政策
	英国空置税	在英国，如住房被空置长达两年或以上，政府会对空置住房征收 100% 额外市政税
	法国空置税	在法国，住房空置逾 1 年须缴交楼价的 10% 为空置税，第 2 年增加到楼价的 12.5%，第 3 年为 15%
	澳大利亚房产空置税	海外购房者所拥有的澳大利亚本地住房，如果一年内无人居住的时间超过 6 个月，且未对外出租，将被强制缴纳房屋空置税
罚款	美国纽约市长期空置罚款	美国纽约市对长期空置的住房实行高额罚款
	德国柏林市违规空置经济处罚	德国柏林市对违规空置住房的房东进行经济处罚
	日本特定空置建筑处罚	日本规定，特定空置房屋的业主若不按政府指导方针进行管理和修缮，将面临 50 万日元的罚款
强制配比小微住房或公共住房		意大利罗马市要求新开发项目中必须包含一定比例的公共住房或小微住房，以确保市场上始终有足够的可负担住房供应 西班牙巴塞罗那市要求房地产开发商在新建项目中预留部分住房用于低收入群体，提升住房利用率

空置税作为一种重要的经济杠杆工具，其核心目的是通过提高空置房产的持有成本，促使房东减少住房空置时间，积极将其投放市场以供租售。通过这一机制，政府希望优化住房资源的配置，缓解住房供需矛盾，提高市场的流动性，同时抑制投机性囤房行为，促进房地产市场的健康发展。

与此同时，罚款制度也是抑制房产空置的重要措施之一。该制度通过对长期空置房产的房东施加额外的经济压力，迫使他们尽快对住房进行合理利用，例如将其出租、出售或改造为符合市场需求的用途。

此外，强制规定房地产开发项目中配建一定比例的公共住房或小微住房也是缓解住房空置问题的一种有效政策。此类政策要求开发商在建设商业或高端住房项目的同时，必须提供一定数量的可负担住房，以满足中低收入群体的居住需求。

（3）促进空置住房流通

促进空置住房的有效流通也是解决住房空置问题的重要举措之一。目前，国际实践和研究中，主要包括空置住房银行、租金限制和购房补贴三种策略（表 2-10）。

表 2-10 国际促进空置住房流通相关案例简介

具体措施	典型案例	案例简介
空置住房银行	日本空置住房银行（Akiya Bank）	集中展示空置房产的信息，使潜在买家或租户能够更容易地找到可用房屋，通常由地方政府或相关机构管理
	美国的土地银行（Land bank）	作为地方性政府或公共机构，主要负责收购、管理、清理和转售废弃或未开发的地产
租金限制及租房补贴	新加坡政府租金管制	通过实施租金上限，确保房东在出租空置住房时，租金水平不会过高，使租房更易负担
	美国纽约市租金管制	通过设定严格的租金上限，保障租户权益，同时激励房东参与租赁市场
	日本东京市租金管制及租房补贴	根据不同区域和房屋类型制定了灵活的租金控制政策
购房租房补贴	加拿大多伦多市购房及租房补贴	为购房者提供低息贷款和首次购房者补贴，为租房者设立租金补贴项目，帮助低收入家庭负担租金
	意大利罗马市购房及租房补贴	与私人金融机构合作，提供购房补贴和低息贷款，并为租房者提供租金补贴
	日本东京市政府设立专项补贴项目	为房东提供租金补贴、装修补贴、税收优惠及贷款支持，为租户提供租金补贴和住房补贴
	新加坡购房补贴	为首次购房者提供购房补贴和低息贷款，为租房者提供租金补贴和住房补贴

建立空置住房银行是促进空置房流通的重要举措。空置住房银行作为促进空置房流通的重要机制，旨在通过系统化管理和资源调配，提高空置住房的利用效率，满足市场需求。

租金限制政策则在促进空置房流通和提高租赁市场供应方面发挥了至关重

要的作用。通过合理设定租金上限或提供补贴，这些政策不仅能够保护租户的利益，还能激励房东积极参与租赁市场，从而有效减少空置住房和提高住房的可负担性。

购租房补贴策略则是政府以财政补贴、税收优惠等政策手段激励居民购买或租赁空置住房，从需求端推动住房流通。这三种策略可单独或联合使用，通过调节市场供需关系，显著提升空置住房的利用效率，缓解住房市场供需失衡，助力城市住房资源的可持续发展。

（4）激活空置住房利用

各国政府与社会组织正积极探索多样化的空置住房再利用策略，以期将闲置住房资源转化为灵活、多元的社会资产。这类举措不仅有助于有效降低住房空置率，缓解住房市场的供需矛盾，还能够进一步推动经济创新、文化交流以及公共福利的提升。当前国际上较为成熟的空置住房再利用策略主要包括住房质量评估、短期转型利用以及长期公共住房供应等多种形式（表 2-11）。

表 2-11 国际激活空置住房利用相关案例简介

具体措施	典型案例	案例简介
住房质量调查	日本三重县大台町空置住房质量调查	通过对房屋的状况进行检测，将空置住房分为可直接使用、修复后可使用、大幅修复后可使用以及拆除四个等级
短时利用	利用为社区公共空间	日本千叶县桥船市将一套空置住房改造为社区图书馆，并在社区中招募志愿者进行管理
	利用为商业空间等	日本静冈县静冈市将一处空置住房改造为咖啡馆 大阪西成区的一套空置住房则改造为冰激凌店
长时利用	利用为公共住房	西班牙政府将 5 万套止赎房屋转为公共住房
	利用为人才住房	日本岛根县海士町利用空置住房解决新进人才或国际人士的住房问题。
	空置住房改造计划	日本栃木县小山市推出了空置住房改造计划，由建筑系学生主导，结合生活方式的创新理念和设计构想，为二手房产增添了新的价值

住房质量调查与评估是保障空置住房再利用安全性与可行性的基础工作。在部分国家的空置住房调查过程中，除了关注房屋空置率、空间分布、产权性质等基本数据外，还同步开展系统性的住房质量评估，以全面了解空置住房的再利用潜力，并提前识别其可能存在的安全风险。

短期内灵活地将空置住房转化为共享空间、文化创意场所、商业设施或社区活动中心等多元化的共享空间与功能设施，是国际社会近年来广泛探索的创新实践。这种方式能在较短的周期内有效降低住房空置率，同时通过提升区域活力促进地方经济发展，增强城市的文化吸引力，进一步满足社区居民多样化的公共需求。

长期公共住房供应则是从更宏观、更战略的角度，着眼于满足社会特殊群体和中低收入家庭的住房需求。政府通过政策引导、财政补贴、税收优惠以及监管措施等多种手段，鼓励或引导长期空置的私有住房转为公共可负担住房。这一策略的优势在于能够在不进行大规模新增住房建设的情况下，快速增加住房供应，有效缓解住房紧缺问题，并提高住房的社会公平性和可及性。

（5）推进空置住房拆除

推进空置住房拆除工作是缓解住房空置问题的重要政策手段之一，通常包括环保拆除、拆除补贴激励以及强制拆除执行等综合措施（表 2-12）。

表 2-12 国际推进空置住房拆除相关案例简介

具体措施	典型案例	案例简介
环保拆除	德国柏林市环保拆除	要求所有拆除项目必须实施废弃物分类和资源回收，优先使用环保材料和技术
	日本东京市绿色拆除	推行“绿色拆除”计划，鼓励使用环保拆除技术和设备，与建筑公司合作，推广建筑材料的回收再利用
拆除补贴	日本东京市鼓励拆除政策	建立补贴制度，对拆除旧房的部分费用进行补贴
强制执行	日本行政代执行政策	地方政府可以指导并劝告有问题的空置房主修缮或者拆除房子，如果不遵从命令，地方政府可以“行政代执行”，对无人管理的空置住房进行强制拆除，费用则通过扣押土地并公开拍卖、向业主发送账单等方式收回

其中，实施以可持续发展为导向的住房拆除策略正逐渐成为国际趋势，即推动“空置住房拆除”与城市可持续发展相结合。具体而言，通过对条件恶化、使用价值低下的空置住房进行环保型拆除，鼓励建筑材料的再利用，最大限度减少建筑废弃物的产生，实现城市更新和生态保护的协同发展。

为了更有效地推动住房拆除，一些地方政府设立了专门的补贴政策，以激励房主主动拆除长期空置且质量状况较差的住房。例如，以东京为代表的一些城市已建立起明确的补贴制度，对拆除长期空置且居住条件较差的老旧房屋给

予经济补贴或费用减免，有效降低了住房所有者的拆除成本，激发了市场主动拆除的积极性。

此外，在面临较严重的住房空置问题时，部分政府还采取了强制拆除的手段。通过立法或制定行政措施，对长时间闲置且存在安全隐患的住房实施强制性拆除。这一策略为政府干预空置住房提供了法律保障，有效推动了空置住房拆除工作的落实。

（6）提升公众参与

在应对空置住房问题的过程中，公众参与已被广泛视为实现政策目标的关键环节之一。目前，促进公众参与空置住房治理的有效方法包括举办公民论坛和发布居民手册等举措（表 2-13）。

表 2-13 国际提升公众参与相关案例简介

具体措施	典型案例	案例简介
公民论坛	加拿大多伦多市社区会议	通过定期举办社区会议和公开听证会，邀请居民表达对空置住房问题的看法和建议
	美国旧金山市居民咨询委员会	设立了居民咨询委员会，负责收集和整理公众对空置住房政策的反馈意见，并将其纳入决策过程中
	日本东京市工作坊	通过开展系列讲座、工作坊和宣传活动，向居民普及空置住房的相关知识和政策措施
居民手册	日本空置住房手册	各个地方政府均有发布针对公众的空置住房手册，通过图文并茂的形式，向居民介绍空置住房对社区的影响以及应对的策略

通过组织公民论坛，政府部门能够直接听取居民对空置住房问题的看法和诉求，增进社会各方的对话与共识，有效提升政策制定过程的民主性与社会认可度。

此外，为进一步提高居民对空置住房问题的认知水平，日本各地方政府普遍编制并向公众发放了空置住房居民手册。此类手册通常以通俗易懂的语言和丰富的图文形式呈现，不仅详细介绍空置住房的现状、原因及潜在风险，还系统讲解了政府应对空置住房的各项政策措施和居民自身可采取的行动。

2.7.1.2 政策有效性评估研究

少数研究定量评估了住房空置应对政策的有效性。其中，2 项研究评估了税收政策对空置住房的影响（表 2-14）。Blossier（2012）通过倾向评分匹配

（Propensity Score Matching, PSM）方法评价了法国 2006 年空置税的影响，发现税收对减少空置率的影响十分有限，而 Segú（2020）的实证检验结果表明，实施空置税可以有效降低住房空置率，且这种效应在空置率高的区域尤为显著。此外，1 项基于成本效益计算的研究表明，如果在废弃建筑修复方面进行投资，纳税人、政府机构和其他机构将获得可观的财务回报（Branas 等，2016）。

此外，越来越多的文献评估了国家和地方空置减少计划对减少犯罪的有效性（Chandar 和 Dean，2016；Spader 等，2016；Stacy，2018）。然而，这些评价研究的结果并不一致。Stacy（2018）使用泊松回归模型，发现拆除空置建筑物减少了社区内的犯罪率，并且这种影响会蔓延到其附近的社区。Jay 等（2022）发现，空置建筑物的拆除使得枪支袭击显著下降。另一项关于废弃建筑修复的准实验研究发现，修复废弃建筑可以使建筑周围的总犯罪、袭击和滋扰在统计学上显著减少（Kondo 等，2015）。

然而，这些计划的影响似乎因地点而异（Spader 等，2016），有研究表明修复和拆除计划在丹佛和芝加哥等其他城市没有太大影响（Chandar 和 Dean，2016；Spader 等，2016）。

表 2-14 国际定量评估政策有效性的相关研究汇总

因变量	自变量	研究区域	研究单元	样本量	研究时间	模型	参考文献	结果
住房空置	是否采用空置税	法国	住房单元	3000 万个	1997-2001	差异估计策略	Segú, 2020	1997 年至 2001 年期间，该税使空置率下降了 13%
租期	是否采用租金控制	美国	——	——	1996	空间滞后回归模型	Heskin 等, 2000	与非控制区相比，控制有助于租户降低租金和延长租期
犯罪率	罚款后的修复	美国	建筑	917	2010-2013	泊松随机效应回归模型	Kondo 等, 2015	翻新许可证与犯罪率下降有关
鸟类丰富度	拆除总数	美国	街区	——	2013	广义线性模型	Walker 等, 2017	拆除活动不会增加布法罗的物种丰富度

2.7.2 国内研究及案例现状

国内共有 50 篇研究关注住房空置的应对策略，此外，本文还通过案例研究的方式补充其余未在文献中提及的案例。

2.7.2.1 国际应对案例探讨

共有 10 篇为针对日本（金细簪和黄嘉林，2020；徐博，2020）、德国（杜志威等，2020）、美国（杜志威等，2020）、法国（刘成璧和张晓蕴，2007）、瑞典（刘玉安和蔺小英，2022）等的案例研究。通过对国际住房空置应对策略的归纳总结，提出我国的应对策略，如：完善空置住房调查数据的采集和公开机制、科学规划房地产市场、建立富有韧性的城市空置利用机制、重视社区参与在处理空置问题中的作用等。杜志威等（2020）对不同国家应对城市空置问题的经验进行梳理和对比，指出住房规划战略深深植根于本国政治背景和规划文化，某个国家或城市所采用的规划策略很难直接移植到其他国家或城市。

2.7.2.2 主观提出我国住房空置策略

另有 36 篇文献是作者主观提出的一些建议，主要包括：建立空置住房登记平台、遏制投机性买房、推行空置税和房产税、调整房地产市场结构等。

两项研究定量评估了政策有效性。其中，一项研究将我国 2011 年在重庆实施的房产税试点视为一项自然实验，采用合成控制法评估了开征房产税对住房租赁价格的影响。研究结果显示，开征房产税促使居民因住房持有成本上升而出租一部分空置、闲置住房，从而使房租价格因租赁住房供给的增加而显著下降（刘华等，2020）。

另一项研究利用西南财经大学《中国家庭金融调查》2017 年的微观数据，证实与不对空置住房单设 3.1% 税率相比，对拥有多套房（2 套及 2 套以上）家庭空置住房单设 3.1% 税率可以增加地方政府 21.76% 税收收入，且对收入分配的调节效应更佳（王文甫和刘亚玲，2020）。

2.7.2.3 我国住房空置应对案例

本文自行收集了与住房空置相关的政策或者案例，并将其归类为抑制空置住房产生、促进空置住房流通、激活空置住房再利用三个方向。

（1）抑制空置住房产生

为有效应对部分城市空置住房的长期积累与市场供需失衡问题，国家及

地方政府纷纷出台了一系列政策措施（图 2-10），旨在通过合理调控住房用地供应及推动闲置土地的处置，抑制空置住房的产生。

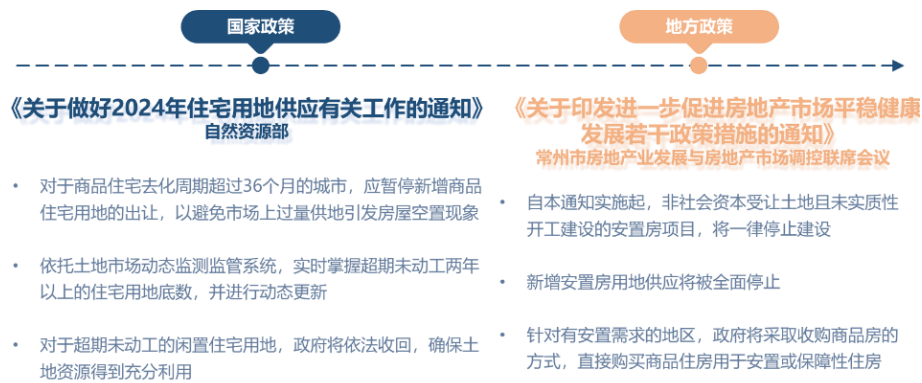


图2-10 国内抑制空置住房产生相关国家及地方政策

（2）促进空置住房流通

国内为促进空置住房流通，尤其是未售出的空置住房，近些年同样采取了一系列政策，包括：取消限购、推行住房以旧换新、购房即落户、购房及租房贷款支持计划、降低首付利率及提升公积金比例等（表 2-15）。

表 2-15 国内促进空置住房流通的相关案例汇总

政策	年份	颁布主体	实施范围	主要内容
取消限购	2022 年至今	地方政府	24 个城市	取消本市家庭最多拥有两套住房等限制规定
“以旧换新”	2023 年至今	地方政府	70 个城市	购房者可以将手中的旧房置换为新建商品住房，并享受一定的价格优惠，通常要求置换房的总价不高于新房的 80%
购房即落户	2023 年至今	地方政府	20 个城市	在本市行政区域内购买商品住房的人员，可在住房所在地申请落户
购房及租房贷款支持计划	2024 年	中国人民银行	全部购房者	允许存量首套房贷借款人申请新贷款置换存量贷款
	2024 年	中国银行	所有地方国企	设立 3000 亿元保障性住房再贷款，支持地方国企以合理价收购未出售商品房
降低首付利率及提升公积金比例	2024 年	住房和城乡建设部	各地住房公积金管理中心	个人住房公积金贷款利率下调 0.25 个百分点
	2024 年	中国人民银行	全部购房者	首套住房贷款的首付比例不低于 15%，二套住房贷款不低于 25%

(3) 激活空置住房再利用

为缓解空置房压力并促进保障性住房建设，地方政府采取了多项应对措施，具体包括：回购空置商品房补充保障性住房、利用高校租赁商住楼扩充宿舍资源以及将空置住房改造为社区活动中心等（表 2-16）。这些策略不仅有助于消化市场上闲置的房源，还可为低收入群体提供更多保障性住房，从而进一步增强社会稳定性。

表 2-16 国内激活空置住房再利用的相关案例汇总

政策	时间	颁布主体	实施范围	主要内容
地方政府回购空置商品房补充保障性住房	2024 年	自然资源部	所有地方政府	支持地方政府根据实际情况，采取收回、收购等方式处置已经出让的闲置住宅用地 地方政府可以酌情收购部分商品房，并以合理价格将其转化为保障性住房
高校租赁商住楼补充宿舍资源	2024 年	国家发展改革委等七部门	高校	《关于加强高校学生宿舍建设的指导意见》指出在“拆旧建新”和宿舍改造升级过程中，地方政府被鼓励为高校提供周转住房，并支持高校通过租赁或购买学校周边的商住楼、人才公寓等社会用房，补充学生宿舍资源
空置住房改为社区活动中心	2020 年	国务院办公厅	老旧小区	《国务院办公厅关于全面推进城镇老旧小区改造工作的指导意见》明确提出需要建立社区存量资源整合利用机制
	2024 年	深圳市规划和自然资源局等	深圳市	《深圳市关于促进和规范利用既有房屋改造为养老服务设施试点工作指引》指出可利用既有空置住房进行养老服务设施改造

2.8 研究评述

通过查阅与分析文献资料，利用系统性综述的方法对国际国内相关研究中住房空置的定义及分类、测度、成因、外部性以及应对策略等 5 个方面进行了归纳总结。整体来看，国际国内对住房空置问题的关注度不断上升，但仍存在一系列研究空白。

2.8.1 住房空置定义

不同国家、学者对空置的定义往往根据研究问题、研究对象和研究数据

精度不同而有所不同。国外对住房空置的定义多依据国家政策或统计标准制定,或根据所用数据进行灵活调整。国内多关注商品房空置。根据我国《房地产开发统计报表制度》,空置面积指报告期末已竣工的、可供销售或出租的商品房屋建筑面积中尚未销售或出租的部分。该面积包括以前年度和本期竣工的房屋,但不包括拆迁还建、统建代建、公共配套、自用及周转房等不可销售或出租的面积。可以看出,国家统计局和建设行政主管部门设立“空置面积”这一指标,是为了考察房地产开发行业的投资规模和市场销售状况,而并非用于考察城市居民的住房利用状况,因此,缺少对存量面积空置量的控制,不能全面反映房地产市场的真实状况。

2.8.2 住房空置测度方法

测度方面,国内外研究中,针对中国区域的住房空置研究数量较多,这是因为国外已有官方住房空置统计数据,可以支持住房空置的现状分析、外部性和成因挖掘等研究,而我国相关统计数据缺乏,仅公布了商品房空置面积的数据,因此,对住房空置的定量测度存在较为迫切的需求。

从支持住房空置测度的核心数据来看,常见数据在时间和空间分辨率上存在差异,导致目前不同研究的研究单元不一致。国内外研究对住房空置的测度仍较大依赖于政府统计数据 and 实地调查数据等传统数据。虽然这些数据对学者而言具有较高的可获得性,但通常需要耗费大量人力物力进行定期更新。此外,不同于国外的政府统计数据,我国的统计数据从时空分辨率上均较低,多为城市尺度的统计数据,无法支持城市内部空置住房的识别,这也导致了当前学术界在空置率研究方面的深入性不足。近年来,随着大数据与相关研究方法的兴起,新数据与新方法在空置住房识别和空置率测算方面表现出较大优势。用电数据、夜光遥感数据、街景影像等逐渐成为新兴研究数据,并衍生出新的测算方法,提高了研究的精细度和准确度。已有研究通过数据和方法迭代,一定程度上提升了空置住房的识别精度和效率,但受数据特性限制,各种方法均存在局限性。用水用电数据空间分辨率高,能精确到住房单元尺度,但是存在数据获取难度大、解译成本高的问题,难以大规模推广,且只能覆盖已售出空置住房。夜光遥感影像信息维度较为单一,以往的 DMSP/OLS、NPP/VIIRS、珞珈一号的空间分辨率较低(1km, 500m, 130m),难以支持居住区尺度的住房空置率计算,而新发布的吉林一号夜光影像数据尽管存在较高的空间分辨率(0.92m),但是数据并不开放,购买成本较高。街景数据及高分遥感数据等更适用于国外独栋住宅的居住形态,我国多封闭小区,街景数据无法覆盖居住

区内部。

2.8.3 住房空置成因/影响因素

目前,国内外关于住房空置成因的研究仍处于起步阶段。大多数研究依赖于截面数据,研究对象多集中于个案城市或采取城市尺度进行分析。然而,这类研究普遍存在样本范围有限、空间尺度较粗的问题,尚缺乏在更大空间范围和更精细尺度上系统分析住房空置影响因素的研究。此外,传统研究较为关注区位优势等经济与市场因素,但近年来,学者们的研究视角逐步转向更为复杂的社会结构性因素,如人口老龄化、种族比例、家庭结构变化以及居民收入分布等。此类因素往往从根本上影响住房需求的稳定性与持续性,在长期阶段影响住房空置率。这一趋势表明,住房空置问题的成因日益呈现出多维度、结构性和长期性的特征,亟需综合运用大规模样本、多尺度、多源数据开展系统性分析,以深化对住房空置机制的理解,为更科学的住房政策制定提供理论支撑。

2.8.4 住房空置外部性

虽然大量研究证实住房空置带来了一系列负面外部效应,如资源浪费、城市功能失调和城市财政负担上升,但在不同国家和地区的住房背景下,其外部性影响呈现出显著差异性,亟待进一步细致探讨。值得注意的是,住房空置并非全然负面,其在一定条件下也能对城市生态修复、环境改善及社会更新起到积极作用。然而,当前学术界对住房空置正外部性的关注远远不足。未来研究应进一步拓宽视角,采用多维度、多层次的分析方法,深入探究住房空置所引发的多元外部影响。

2.8.5 住房空置应对策略

住房空置问题对于城市而言既是一种挑战,也蕴含着转型发展的契机。与一些国际已经建立了较为成熟的住房空置管理和应对体系相比,我国在此方面仍显不足。目前国内大部分研究主要集中在梳理和总结国际经验,而对本土化、可操作性强的应对措施的研究相对匮乏。从政策层面来看,当前政府已开始关注并出台了一系列调控措施,但大多数措施仍停留在理论和规划阶段,缺乏具体实施细则和落地保障。为有效应对住房空置,未来需要在政策设计中充分考虑区域差异和市场实际,推动政策从顶层设计向基层试点转化。同时,还需借鉴国际成熟经验,结合国内实际,构建信息监测与评估体系,以实现对住房空置现象的动态管理和及时干预。

第3章 研究方法及实验设计

3.1 研究框架

3.1.1 研究空白

基于文献综述，当前针对我国城市住房空置的研究仍存在以下空白：

研究空白一：现有学术研究测度住城市房空置/空置率的数据来源多样，各有局限，并非所有方法均适用于我国集合住宅的背景；

研究空白二：我国尚未建立统一的城市住房空置官方定义，亦缺乏系统性、公开化的城市住房空置率统计数据城市，住房空置的现状仍不明确；

研究空白三：关于我国城市住房空置的空间分布格局及其影响因素的研究仍较为有限。

3.1.2 研究问题

基于上述研究空白，研究围绕城市住房空置测度及规律分析，旨在回答以下三个科学问题：

科学问题一：在我国集合住宅为主的城市居住背景下，如何实现城市住房空置现象的快速、高效、大规模测度？

科学问题二：我国城市住房空置现状如何？

科学问题三：我国城市住房空置呈现出何种空间分布规律？是否具有显著的特征？

3.1.3 研究思路

本文聚焦于三个核心科学问题，旨在系统深入地探讨城市住房空置现象。以住房为研究对象，主要关注三个方面内容：住房空置的测度方法、现状分布情况及其分布规律。

为实现上述研究目标，本文构建了“方法探索—实证研究—规律分析”的研究路径，依此推进分析过程，力求在理论与实践层面对城市住房空置问题进行全面解析。

具体的研究框架如图 3-1 所示。



图3-1 研究框架

3.2 研究方法与研究数据

3.2.1 研究方法

（1）**文献综述与案例调查研究：**通过对国内外学者或机构在城市住房空置相关研究中已发表的文献和案例进行深度研读，梳理已有理论、方法和实践基础，提炼关键科学问题并构建研究框架。

（2）**空间分析：**本文在城市住房空置（率）识别/测度、住房空置率空间布局特征分析、其他要素测度等研究内容中使用空间分析方法。其中住房空置测度单元分为住房单元、居住区及居住街区三个等级。

（3）**机器学习：**本文主要在三个部分使用 XGBoost 机器学习模型。一是在方法研发部分，通过机器学习模型从点云数据中预测窗户所在的点云；二是在居住建筑识别部分，训练机器学习模型，衡量建筑功能与建筑特征等要素之间的关系。

（4）**深度学习模型：**本文主要在两个部分使用深度学习模型，使用 OCRnet 模型从遥感影像中提取建筑轮廓，此外，还利用深度学习模型处理部

分房产平台居住区图像数据。通过训练 YOLOv8 深度学习模型，识别居住区空间质量问题。

(5) 多模态大模型：本文主要调用多模态大模型“通义千问”从自采集户前图像及外立面图像中提取住房被占用或被空置的视觉要素。

具体方法和模型详见各章节的方法描述部分。

3.2.2 研究数据

本文所用数据及其介绍如下表 3-1，具体介绍详见各章节的方法描述部分。

表 3-1 研究所用数据一览表

数据类型	数据来源	内容	应用
数字正射影像 (Digital Orthophoto Map, DOM)	自采集	范围内的正射影像	第 4 章
数字表面模型 (Digital Surface Model, DSM)	自采集	包括每个栅格的高程信息	第 4 章
日间三维点云数据	自采集	包括每个点的经纬度、高程及 RGB 信息	第 4 章
夜间三维点云数据	自采集	包括每个点的经纬度、高程及 RGB 信息	第 4 章
户前图像数据	自采集	住房单元前方 1.5 m 范围的图像	第 4 章
外立面图像数据	自采集	住房单元外立面的图像	第 4 章
三维建筑数据	百度	包括建筑轮廓及高度属性	第 4-6 章
兴趣点 (Point of Interest, POI) 数据	百度	包括 POI 位置及类别属性	第 5-7 章
兴趣面 (Area of Interest, AOI) 数据	百度	包括 AOI 位置及类别属性	第 5-6 章
高分遥感影像数据	谷歌	覆盖各城市的高分遥感影像	第 5-6 章
位置服务 (Location based services, LBS) 数据	百度	包括每个居住街区的居住人口数量	第 5 章
手机信令数据	联通	包括每个联通用户的居住地址数据	第 5 章
NPP/VIIRS 夜光遥感数据	NGDC 网站	包括每个栅格 (500 m) 的夜光值信息	第 5-6 章
珞珈一号夜光遥感数据	珞珈一号卫星	包括每个栅格 (130 m) 的夜光值信息	第 5 章

续表 3-1 研究所用数据一览表

数据类型	数据来源	内容	应用
吉林一号夜光遥感数据	长光卫星	包括每个栅格 (0.92 m) 的夜光值信息	第 5 章
第七次人口普查数据	政府官网	包括城市内各街道办的常住人口数据	第 5-6 章
安居客二手房源数据	安居客	包括每个二手房的经纬度及房价、户型和面积	第 5-7 章
实体城市边界数据	Ma 等, 2020	包括每个实体城市的边界	第 6 章
百度地图实体城市人口数据	百度地图	包括每个实体城市的人口数量数据	第 6 章
Popse 人口网格数据	Chen 等, 2024	包括每个栅格的人口数量数据	第 6 章
城中村边界数据	Lin 等, 2024	包括每个城市的城中村边界信息	第 6 章
居住区图像数据	安居客	包括居住区视频、实景影像等数据	第 6-7 章
统计年鉴数据	政府统计网站	包括城市的人口结构、人均可支配收入、失业率等信息	第 7 章
行政边界数据	百度	包括国界线、省级、市级、街道办边界	第 7 章
GUB 数据	Gong 等, 2020	包括城市年度的不透水面数据	第 7 章
GDP 数据	中科院	包括每个网格 (1km) 的 GDP 值	第 7 章
NDVI 数据	MODIS	包括每个网格 (250m) 的 NDVI 值	第 7 章
DEM 数据	COP-DEM	包括每个网格 (30m) 的 DEM 值	第 7 章
空间失序指数数据	Ma 等, 2025	包括每个街景点的空间失序结果	第 7 章
未来人口分布数据	Wang 等, 2023	包括 2035 年 SSP2 情景下的 1km 人口网格数据	第 7 章

3.3 研究方案设计

3.3.1 预实验

对文献综述中提到的数据进行归纳总结（图 3-2，表 3-2），并在西宁市进行数据收集预实验。研究发现，通过街景数据评估建筑状态来推算其是否被占用的方法，无法适用于我国，因中国居住区多门禁小区，街景数据很难覆盖到居住区内部；同样地，通过高分遥感影像评估建筑院落状态的方法，也不适用于我国高层、高密度的集合住宅；此外，我国缺少对应的税收数据，因此，也无法借助税收数据对我国住房空置进行测度。

本文试图在西宁市获取用电用水数据及物业数据，然而，因涉及过多个人隐私，且部分居住区尚未普及智能电表和水表数据，仅获取到两个居住区物业公司提供的水电费数据，且这些数据清洗难度大，因此其延展性极小。相较而言，实地调查数据由于具备住房级别的数据颗粒度，可以作为小范围空置住房识别的数据源；夜光遥感数据、手机信令数据及 LBS 数据则因其数据分辨率高、数据可获得性高、数据覆盖面广，可以被视为我国住房背景下大规模推广的住房空置率测度数据源。此外，人口普查数据也可以用于行政单元尺度的住房空置率分析。值得注意的是，不同数据源的准确性仍有待验证。因此，需要通过方法比选实验筛选最合适的数据源。

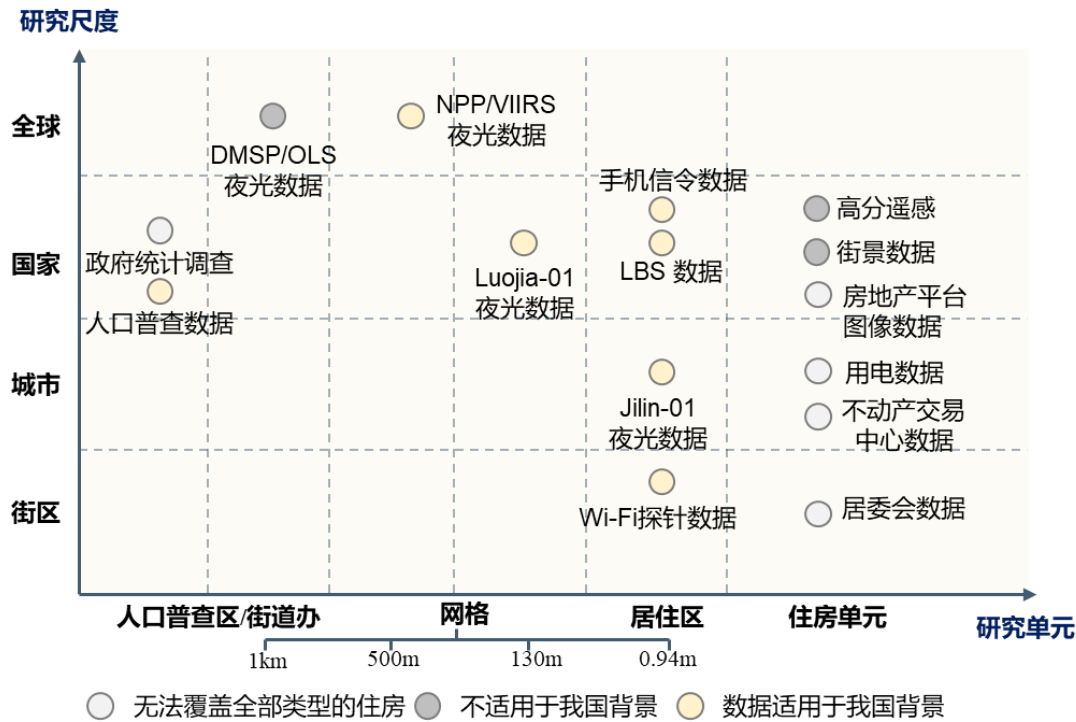


图3-2 不同数据源的空间分辨率及适宜研究范围对比

表 3-2 不同数据源对比

数据		空间精度	时间精度	可扩展性	获取成本	研究单元	是否适用于我国背景	是否可覆盖全部住房
夜光遥感数据	DMSP/OLS	1 km	年	高	2013 年后停止更新	网格	否	是
	NPP/VIIRS	500 m	月	高	免费	网格	是	是
	珞珈一号	130 m	日	高	免费	网格	是	是
	吉林一号	0.92 m	日	高	需订购	网格	是	是
用电数据		高	日	低	高	住房单元	是	否（仅覆盖已售出住房）
商业街景数据		高	月	高	低	建筑	否	否
高分遥感影像数据		高	年	高	低	建筑	否	否
人口普查数据		低	十年	高	低	街道办	是	是
房地产平台图像数据		高	高	低	低	住房单元	是	否（仅覆盖部分已售出住房）
居委会/物业数据		高	高	低	低	住房单元	是	否
不动产交易中心数据		高	高	低	低	住房单元	是	否（仅覆盖未售出住房）
政府统计数据	国外	高	年	低	低	住房单元	否	否
	国内	低	年	低	低	城市	否	否（仅覆盖新增商品房）
实地调查数据	Wi-Fi 探针数据	高	日	低	高	住房单元	是	是
	日间实地考察	高	日	低	高	住房单元	是	是
	夜间拍摄影像	高	日	低	高	住房单元	是	是

3.3.2 住房空置测度方法及实证研究

测度及实证方法分为三个核心研究，分别以住房单元、居住区及居住街区为研究单元，采用的数据从自采集数据到开源付费大数据再到开源免费大数据，研究范围从小规模城市和区域，扩展到大规模城市，最终覆盖全国城市（图 3-3）。

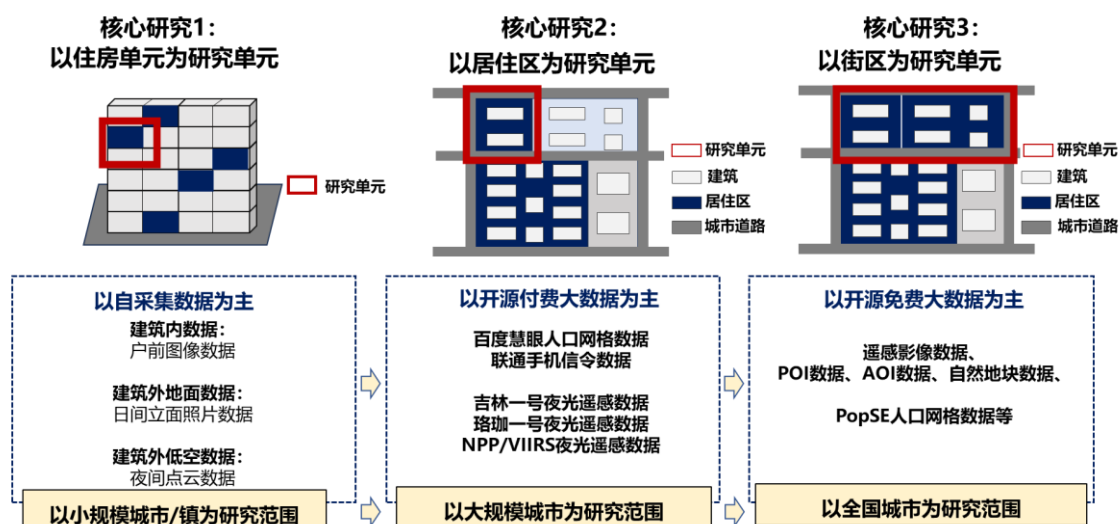


图3-3 住房空置测度方法及实证研究架构

（1）城市空置住房单元识别方法研究思路。

首先进行居住建筑识别，即通过正射影像数据结合 DSM 数据提取居住建筑轮廓，并赋予建筑高程及高度信息。其次进行住房编码，利用日间点云数据及实地调查识别住房单元。随后，进行各居住区多日多时段的数据自采集。具体包括：建筑内数据，如户前照片、电表数据；建筑外地面数据，如日间外立面照片；建筑外低空数据，如夜间点云数据。最后，分别利用上述自采集数据，通过用电量变化值、是否存在生活痕迹及夜间是否开灯等标准识别空置住房单元，并进行方法交叉检验，最终对比得到可推广的、具有高识别精度的城市空置住房单元识别方法。

（2）居住区住房空置率测度方法研究思路。

首先进行居住区识别，通过 AOI 数据、POI 数据及用地数据提取研究范围内的居住区边界数据，并通过房源网站居住区位置数据结合人工遥感影像进行补充，结合三维建筑数据及 POI 数据剔除非住宅区域。其次，结合三维建筑数据、房源网站居住区类型、二手房户型面积，确定不同类型居住建筑的住房单元数量，并汇总到居住区尺度，得到各居住区住房存量。分别通过百度慧眼 LBS、联通手机信令、吉林一号夜光遥感、珞珈一号夜光遥感及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据，进行实际状态下居住区家庭数量的估算，并进一步计算各居住区住房空置率。最后，

依据不同数据得到的空置率结果，筛选典型居住区进行实地调查，利用 Wi-Fi 探针设备采集居住区内路由器数量，以此为依据对不同方法下居住区住房空置率测度结果的精度进行检验，最终得到精准有效测度居住区住房空置率的方法。

（3）全国实体城市居住街区住房空置率测度研究思路。

首先通过结合公开数据集及自行标注数据集，训练 OCRnet 深度学习模型，结合高分遥感影像提取建筑轮廓，并利用百度三维建筑数据及 AOI 数据分别构建建筑高度及功能数据集，训练 XGBoost 模型，预测建筑高度与建筑功能。其次，提取居住建筑，识别居住街区，结合建筑类型及户型面积推算居住街区住房容量；充分利用 PopSE 开源人口网格数据、百度慧眼实体城市人口等数据，统计各街区的人口数量，并结合统计数据各区域户规模，确定街区家庭数量，最终计算得到各居住街区的住房空置率。

第4章 空置住房单元识别方法研究

既往研究对于集合住宅空置住房单元识别相对匮乏，本章按照“数据自采集——居住建筑识别及住房单元编码——空置住房单元多方法识别——方法比选与验证”的研究流程，通过自采集夜间点云数据、户前图像数据及外立面图像数据等多种数据，结合机器学习、多模态大模型等方法，依据夜间长时间无照明或存在明显空置迹象等标准识别空置住房单元，并利用电表数据进行对比验证，确定可用于我国集合住宅背景下空置住房单元的大规模识别方法，以填补现有研究空白，为后续研究奠定方法基础。本章具体技术路线见图4-1。

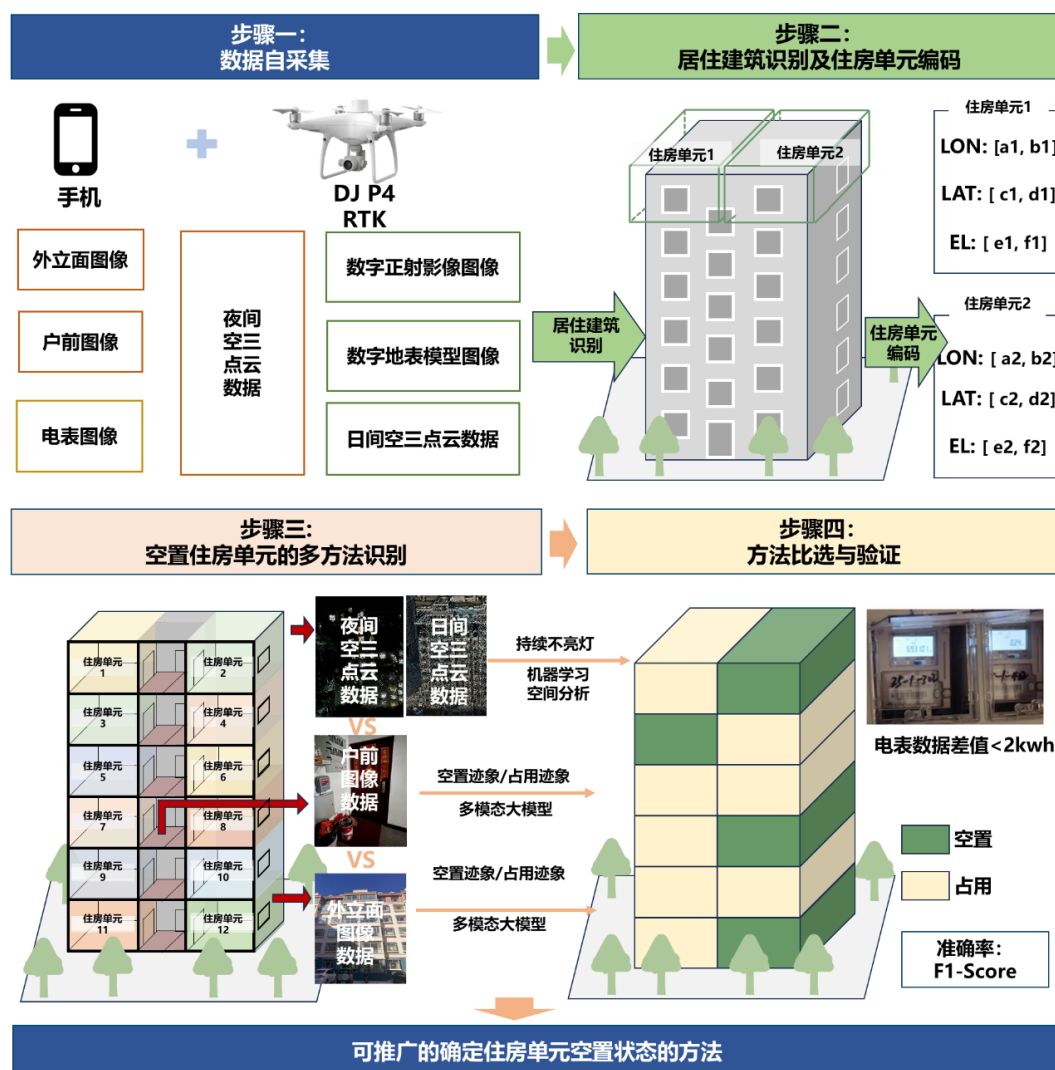


图4-1 空置住房单元识别方法研究技术路线

4.1 研究数据与研究方法

4.1.1 研究区域

本文选取内蒙古自治区锡林郭勒盟多伦县尚和佳苑、嘉盈名都两个居住区（图 4-2）作为方法探索的对象。研究区域的总面积达到 49,051m²，包括了多栋 6 层住宅楼和 11 层住宅楼（图 4-3）。鉴于该区域开放的大数据资源极为有限，且符合中国高层高密度集合住宅的典型背景，该区域作为方法试验区域具有较高的代表性和研究价值。

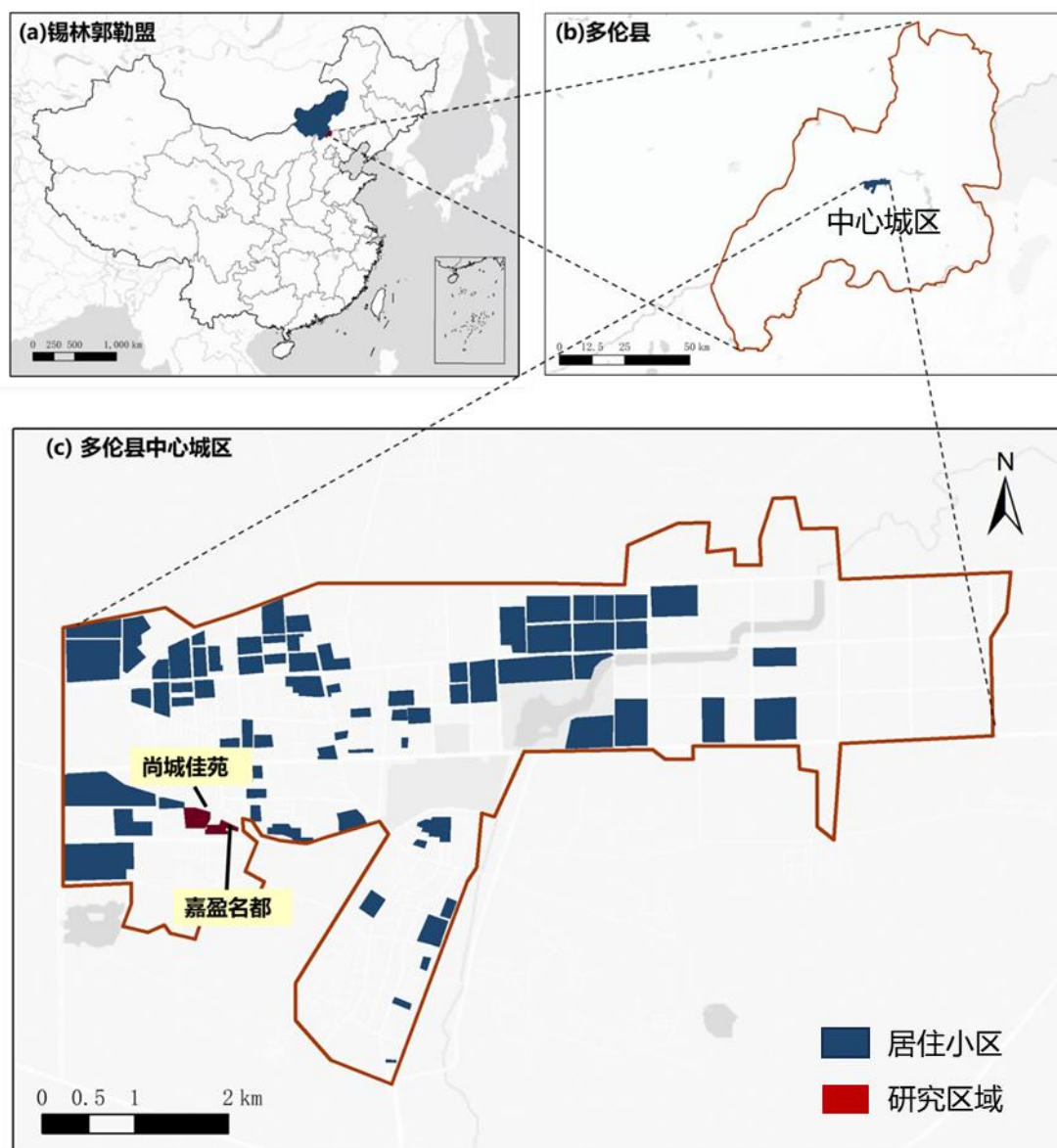


图4-2 研究区域



图4-3 典型居住区情况

4.1.2 研究数据

4.1.2.1 数据介绍

研究范围内开源大数据极为有限，难以支持后续空置住房的识别。因此本文在 2023 年 10 月 18 日至 10 月 25 日期间，完成了对多伦县尚城佳苑及嘉盈名都两个居住区多种数据，包括数字正射影像（Digital Orthophoto Map，DOM）、数字表面模型（Digital Surface Model，DSM）、日间及夜间三维点云数据、户前图像、外立面图像、电表数据的自采集工作（表 4-1）。

表 4-1 多种数据自采集工作

数据用途	数据	采集设备	采集时间	数据量
识别居住建筑	DOM 图像	DJI P4 RTK	2023 年 10 月 19 日	356M
	DSM 图像	DJI P4 RTK	2023 年 10 月 19 日	81M
住房单元编码	日间三维点云	DJI P4 RTK	2023 年 10 月 19 日	209M
空置住房单元识别	夜间三维点云	DJI P4 RTK	2023 年 10 月 20 日至 24 日 20:00-22:30，每隔半小时一次	4.8G
	外立面图像	手机	2023 年 10 月 20 日-21 日	2.9G
	户前图像	手机	2023 年 10 月 21 日-24 日	1.60G
方法验证	电表图像	手机	2023 年 10 月 18 日及 25 日	906.4M

4.1.2.2 数据采集方式

(1) DOM 及 DSM 图像数据

研究采用自采集 DOM 及 DSM 图像数据，旨在从中提取建筑轮廓及建筑高程。DOM 数据是一种基于数字高程模型（Digital Elevation Model, DEM）处理航空影像或遥感影像的影像数据产品。其生成过程包括对原始影像进行扫描、逐像元几何校正，以及影像镶嵌与裁剪等处理操作。该数据类型兼具地图的几何精度与影像的真实特征，同时具备高精度、信息丰富、直观性强等优势。这些特性使得 DOM 数据在地理信息领域得到广泛应用。获取高质量的 DOM 数据需要遵循一系列步骤，包括选择合适的数据源、确保影像分辨率和精度、进行影像预处理、进行几何校正和配准、选择合适的投影方式以及进行数据质量检查。通过这些步骤，可以获取到高质量的 DOM 数据，为各种应用领域提供了可靠的数据基础和重要的决策支持。

DSM 数据是一种包含地表建筑物、桥梁、树木等地物高度信息的地面高程模型。不同于 DEM 仅表示地形的高程但不包含地表附加物的信息，DSM 则在 DEM 的基础上进一步整合了地面以上的所有地表要素的高程数据。因此，DSM 在涉及建筑物高度测量等领域具有重要的应用价值。

研究使用无人机采集研究区域内的 DOM 及 DSM 数据。由于无人机具备机动性强、成本低廉、操作维护便捷等技术优势，因此被广泛视为理想的飞行平台，在军事和民用领域得到广泛应用。体积小、重量轻、探测精度高的新型传感器不断涌现，进一步推动了无人机系统的功能拓展和应用范围的扩大。特别是进入 21 世纪以来，众多国家将无人机系统的研发、应用列为优先发展方向。

近年来，消费级无人机的应用日益广泛，使得其在测绘领域的使用门槛显著降低。本文采用 DJI Phantom 4 RTK 无人机（图 4-4），该型号属于小型多旋翼高精度航测无人机，配备 D-RTK 模块，能够实现厘米级精度的定位，从而弥补了传统 GPS、气压计及指南针在定位精度方面的局限性。在进行无人航测前，先对所有设备、装置进行检查，确保无人机及遥控器电量充足、SD 卡存储空间充足、螺旋桨叶安装牢固、网络稳定、RTK（Real-Time Kinematic）正常启用等。在试飞过程中，选取开阔空旷区域作为飞行场地。无人机垂直起飞后，调整云台至水平状态，并环绕查看周围环境，以识别潜在障碍物。同时，通过智飞地图的图传视角观察十字准心指示的位置，确保其未受到障碍物遮挡，从而判断当前飞行高度是否符合安全要求。

	重量 (含桨和电池)	1391 g
	轴距	350 mm
	最大起飞海拔高度	6000 m
	最大上升速度	6 m/s (自动飞行) 5 m/s (手动操控)
	最大下降速度	3 m/s
	最大水平飞行速度	50 km/h (定位模式) 58 km/h (姿态模式)
	最大可倾斜角度	25° (定位模式) 35° (姿态模式)
	最大旋转角速度	150°/s (姿态模式)
	飞行时间	约 30 分钟
	工作环境温度	0°C 至 40°C
	工作频率	2.400 GHz 至 2.483 GHz (欧洲, 日本, 韩国) 5.725 GHz 至 5.850 GHz (中国, 美国)
	等效全向辐射功率 (EIRP)	2.4 GHz CE (欧洲) / MIC (日本) / KCC (韩国) : < 20 dBm 5.8 GHz SRRC (中国) / NCC (中国台湾) / FCC (美国) : < 26 dBm
	悬停精度	启用 RTK 且 RTK 正常工作时: 垂直: ±0.1 m; 水平: ±0.1 m 未启用 RTK: 垂直: ±0.1 m (视觉定位正常工作时); ±0.5 m (GNSS 定位正常工作时); 水平: ±0.3 m (视觉定位正常工作时); ±1.5 m (GNSS 定位正常工作时)
	图像位置补偿	相机中心相对于机载 D-RTK 天线相位中心的位置, 坐标系下: (36, 0, 192) mm, 照片 EXIF 坐标已补偿, 坐标系为 XYZ 轴正方向分别指向飞行前、右、下方

图4-4 DJI Phantom 4 RTK型号无人机及其参数

在遥控器界面中, 通过多边形范围规划手动设定飞行区域, 并调整相关参数以进行正射航线规划 (图 4-5)。在规划过程中, 为确保安全飞行及影像分辨率, 无人机飞行高度需设定为 106m。航向重叠 (Front Overlap) 设定为 70%, 旁向重叠 (Side Overlap) 设定为 60%, 照片比例调整为 4:3, 拍摄模式设为晴天。相机镜头角度设定为-90 度, 即垂直向下拍摄, 以获取高质量的正射影像数据。设置完成后, 保存任务并执行作业。在完成任务后, 无人机会返航至起飞点, 耗时约 15 分钟。



图4-5 采集正射影像数据时的无人机参数

将收集到的 196 张航片导入大疆智图软件进行处理, 得到研究区域的 DOM (图 4-6) 及 DSM 图像数据 (图 4-7), 格式均为 TIF, 分辨率为 0.99m, 图像大小分别为 356MB 及 83MB。

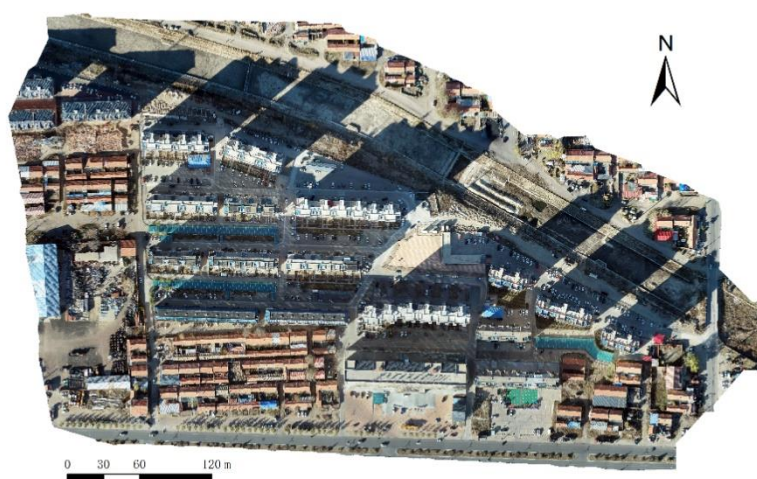


图4-6 研究区域DOM图像

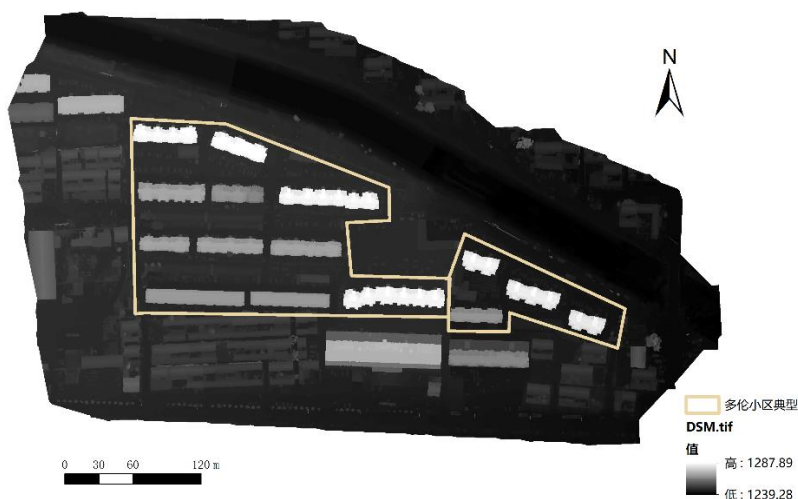


图4-7 研究区域DSM图像

通过 DJI P4 RTK 无人机对研究区域进行倾斜摄影, 以获得日间三维点云数据。无人机倾斜摄影技术通过同时从一个垂直视角和四个不同倾斜角度的视角采集影像, 从而获得建筑物顶部及侧面高分辨率的纹理信息。该技术不仅能够真实反映地物特征, 还可高精度提取纹理数据, 从而实现全自动、高效率、高精度的地表全要素三维建模或实景三维模型构建。该技术能够生成采集区域内的三维点云数据, 为精确的地理信息建模提供重要支持。

在本文中, 无人机飞行高度设定为 106m, 航向重叠设定为 70%, 旁向重叠设定为 60%, 照片比例调整为 3:2, 拍摄模式选择晴天, 相机镜头角度设置为-45 度 (图 4-8)。完成参数设定后, 保存任务并执行飞行作业。整个影像采集过程耗时约 20 分钟, 共获取 332 张航拍影像。随后, 将采集到的影像数

据导入大疆智图软件进行处理，最终生成研究区域的日间三维点云数据（图4-9）。



图4-8 日间倾斜摄影时的无人机参数



图4-9 日间倾斜摄影获得的三维点云数据

（3）夜间点云数据

在 2023 年 10 月 20 日至 24 日，每天 20:00 至 22:30 期间，每隔半小时进行一次倾斜摄影，以获取夜间三维点云数据。考虑到夜间光照条件不佳，本文通过三轮预实验试验不同相机参数以保证最终数据的可靠性。最终的相机参数同日间点云数据有所不同，具体而言，航线垂直于建筑，云台角度为-45 度，模式调为阴天，ISO 调至最大，即 12800，光圈调至最小，即 2.8，快门调至 1/80 秒（图 4-10）。每轮数据采集需要耗时约 25 分钟。

无人机倾斜摄影数据不同于激光雷达数据，对于环境中完全无灯光或者灯光环境较差的区域，返回的点云极为有限。但本文最终目标为提取区域内夜间亮灯的住房单元，因此并不影响研究结果。

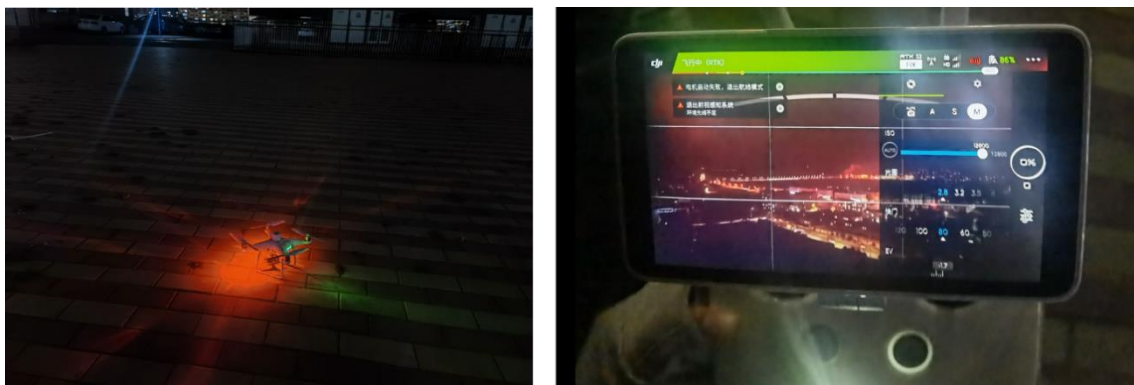


图4-10 无人机夜间倾斜摄影工作图片及参数

此外，夜间环境光线不足，无人机感知系统失效，飞行条件更为严苛，极易受天气影响。研究最终在稳定的天气条件下采集数据，得到了 22 轮夜间航片数据，共 8,319 张航片图像（详见附录 A）。将这些图像导入大疆智图软件后，需要配置图像的坐标系、地理位置信息及方向参数，并指定相机型号等关键设置，处理模版选择 3D 模型，进行初始化处理和点云及纹理生成，数据格式选择 LAS 格式。研究最终生成 22 轮夜间点云数据，覆盖工作日及休息日的不同时间段，数据量共 4.8G。最终的三维点云数据中，每个点均包含坐标、高程及 RGB 信息（图 4-11）。



图4-11 三维点云数据属性信息

（4）户前图像数据

数据采集者进入单元楼拍摄每户住房的户前图像数据，要求该图像中可观察到该住房单元前 2m 空间内的所有物品。耗时 17 个小时，共采集 1,020 张户前图像数据（详见附录 B）。

（5）外立面图像数据

数据采集者进入居住区内部，并使用手机为每个单元采集外立面图像数据，要求该图像中可观察到该单元中的所有住房单元。最终耗时六个小时，采集334张外立面图像数据（详见附录C）。

（6）电表数据

两个居住区中526户住房单元已覆盖智能电表，研究通过在10月18日和10月24日各拍摄一次这些住房单元的电表图像数据（图4-12），并将其用电量数据记录在Excel文件中（详见附录D）。



图4-12 电表图像数据示例

4.1.3 研究方法

4.1.3.1 居住建筑识别方法及住房编码方式

在 ArcMap 软件中，对 DSM 图像进行二值化处理并转换为矢量数据，以提取建筑物轮廓。同时，结合 DSM 中的高程信息，确定建筑物的高度及楼层数量。这一过程通过将点云数据转换为清晰的建筑物边界，并对其高度进行量化，以精确识别建筑物的结构特征。接着，整合 DOM 数据，通过人工验证对提取的建筑物轮廓和高度数据进行核对，确保所生成的三维建筑数据的准确性与可靠性。这种方式能够有效地消除数据处理中的潜在误差，提供更高精度的空间信息。

实地调查结果显示，研究范围内所有居住建筑均采用标准的“两梯一户”布局。基于这一布局信息，本文进一步利用日间三维点云数据确定了每栋建筑的单元入口位置，并以此为依据将建筑物划分为多个单独的住房单元。为确保后续处理和分析的顺利进行，每个住房单元均被分配一个唯一的标识符。同时，研究假设每个单元的层高为标准3米，并以此为依据计算每个住房单元的三维空间边界。通过这一过程，点云数据中的每个点都与每个住房单元的ID得以

有效关联（图 4-13）。

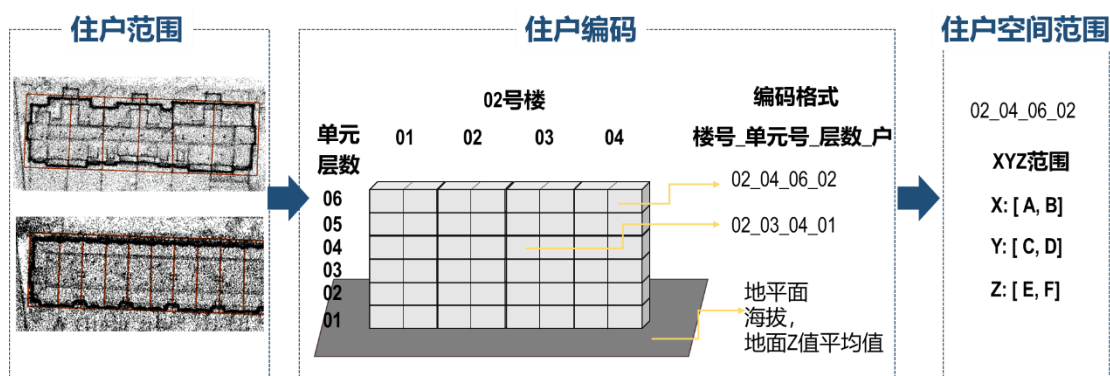


图4-13 住房单元编码流程

4.1.3.2 利用夜间点云数据识别空置住房单元的方法

本文参照既往研究（Yao 等，2023），通过观察住房单元是否持续不开灯来判断住房单元是否空置。这部分研究具体可分为两个步骤：第一步，提取窗户点云，第二步，确定夜间是否亮灯。

（1）窗户点云提取

本文首先从日间三维点云数据中提取了每个住房单元的窗户范围，旨在避免因路灯照明带来的墙壁亮度增加而造成的结果偏差。首先，为提高后续处理效率，研究采用体素网格降采样（Voxel Grid Down Sampling）方法对日间获取的三维点云数据进行预处理。该方法的基本原理是将原始点云划分为规则的三维体素网格，并在每个体素单元中以一个代表点替代原有所有点。该代表点的属性值通常为该体素内所有点属性的均值，从而在尽可能保留几何特征的前提下，有效降低点云数据量，提高计算效率。

此外，本文还对点云进行降噪处理。点云中的噪声主要是由传感器误差、环境干扰等因素造成的，去噪的目标是去除这些不符合真实物理形态的点，保留有用的结构信息。本文采用统计离群点移除（Statistical Outlier Removal, SOR）去噪方法，该方法基于点与其邻域内其他点之间的距离计算每个点的局部密度，并将距离显著偏离平均值的点识别为离群点并加以删除，以提高数据的质量和可靠性。

选取四栋不同高度和位置的居民楼进行标注，其中窗口点云标记为 1，非窗口点云标记为 0。该过程生成了包含 79,654 个点的数据集，其中 70,687 个点被确定为窗口点云。以点的 R、G、B 信息为自变量，以窗口点云的分类为因变量，训练并对比不同机器学习模型，包括：XGBoost、梯度增强

(Gradient Boosting, GB)、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、K 近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN)、随机森林 (Random Forest)、神经网络 (Neural Network) 以及决策树 (Decision Tree), 并将精度最高的模型应用于整个点云数据集, 以识别建筑物的所有窗口点云。

本文采用 F1-Score 值作为模型的性能评估指标, 其计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4-1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4-2)$$

$$F - score = \left(1 + b^2\right) \times \frac{Precision \times Recall}{b^2 \times Precision + Recall} \quad (4-3)$$

在本文中, 对于公式 (4-1) 和 (4-2), TP 为预测为窗户且实际为窗户的点云数量。 FP 为预测为窗户但实际并非窗户的点云数量。 FN 为预测为非窗户但实际为窗户的点云数量。对于公式 (4-3), 当 $\beta = 1$ 时, 称为 $F1-Score$, 这个分数的取值范围从 0 到 1, 其中 1 表示精确率和召回率均达到最优, 即模型在分类任务中表现完美。

(2) 夜间亮灯识别

对于夜间点云数据, 根据点的 R 、 G 、 B 值计算每个点的亮度值 (Baccaglini, 2021) (公式 4-4)。人工对夜间开灯的窗口点云进行随机采样, 去除异常值后, 将夜间是否亮灯的亮度阈值确定为 118, 即亮度值超过 118 的点云被归类为亮灯点云。

对于每一轮夜间点云数据, 研究提取每个识别窗口周围 0.5 米缓冲区内点的亮度值, 并计算亮度值超过 118 的点云数量。超过 300 个照明点云 (单个窗口的最低点云数) 的住房单元被归类为亮灯, 代表该住房单元在采集时段内有居民在使用, 而低于这个阈值的住房单元被视为未亮灯, 代表该住房单元在采集时段内未有居民使用。对于每一个住房单元, 在 22 轮数据采集过程中均未出现亮灯情况则被视为空置住房单元。

$$Luminance = 0.2126 \times R + 0.7152 \times G + 0.0722 \times B \quad (4-4)$$

其中, $Luminance$ 表示点云的亮度值, R 、 G 、 B 表示点云数据的 RGB 值。

4.1.3.3 利用户前图像数据识别空置住房单元

对户前图像数据的分析可以有效地评估住房单元的空置状态。需要强调的

是，目前尚无针对中国住房的户前特征的图像数据集，因此本文调用阿里多模态大模型“通义千问”来结构化户前图像，以确定每张图像中是否出现空置或者占用状态相关的特征。其中代表空置的特征包括入口门塑料包装膜未拆、杂物堆积遮挡入户门、物业张贴的逾期付款通知书等；代表住房单元被占用的特征包括门前粘贴对联，或摆放鞋架、鞋、垃圾、门前鞋垫等生活用品。

首先，向“通义千问”大模型输入十张示例图像，并依次为模型解释每张图像中的空置和占用特征。这一过程帮助模型学习如何识别这些关键特征，并理解每个特征在判断住房单元状态中的作用。进一步向大模型输入“在本张图像中，是否出现以下特征：对联、门前鞋垫、鞋、鞋架、生活垃圾、其他生活痕迹、入口塑料薄膜、阻挡门道的障碍物、物业管理部门贴出的逾期缴款通知书，依次输出是或者否即可”来结构化每张图像。

此外，为了确定模型的准确性，本文随机选择了 100 张户前图像。一位城市规划背景的审计员对这些图像进行人工审计，手动标注出每张图像中是否存在上述特征。通过将模型识别结果与人工审计结果进行对比，评估模型在每个特征识别方面的精度。模型效能同样采用 F1-Score 值进行衡量与分析。

4.1.3.4 利用外立面图像数据识别空置住房单元

通过分析外立面图像数据可以观察到每个住房单元的阳台使用情况，从而判断住房单元是否空置。仍然使用阿里多模态大语言模型“通义千问”从图像中提取相关特征，其中代表空置的特征包括完全紧闭的窗帘和没有任何家具或生活痕迹的阳台。相反，代表住房单元被占用的特征包括衣物晾晒、摆放盆栽和开窗。

首先，向大模型输入十张示例图像，并依次解释每张图像中的空置和占用特征。进一步向大模型输入“在本张图像中，是否出现以下特征：晾挂衣物、摆放盆栽、开窗、紧闭窗帘、完全无居住痕迹，依次输出是或者否即可”来结构化每张图像。

为验证模型识别结果的准确性，本文随机选取了 10 张包含共计 140 个住房单元的建筑外立面图像，交由一位具备城市规划背景的审计员进行人工审核。审计员对每张图像中的目标特征进行手动标注，用以构建人工“真值”数据集。随后，将模型的识别结果与人工审计结果进行逐一比对，以评估模型在各类特征识别任务中的表现。模型效能采用 F1-Score 值进行衡量与分析。

4.2 空置住房单元多方法识别结果

4.2.1 居住建筑识别结果

最终获得 16 栋居住建筑的数据，其中包括 8 栋 6 层或以下的建筑，包含 448 个住房单元，主要分布在西南侧，以及 7 栋 11 层的建筑，包含 572 个住房单元，主要分布在北侧。这些居住建筑占地面积 $14,641\text{m}^2$ ，建筑总面积 $121,138\text{m}^2$ （图 4-14）。

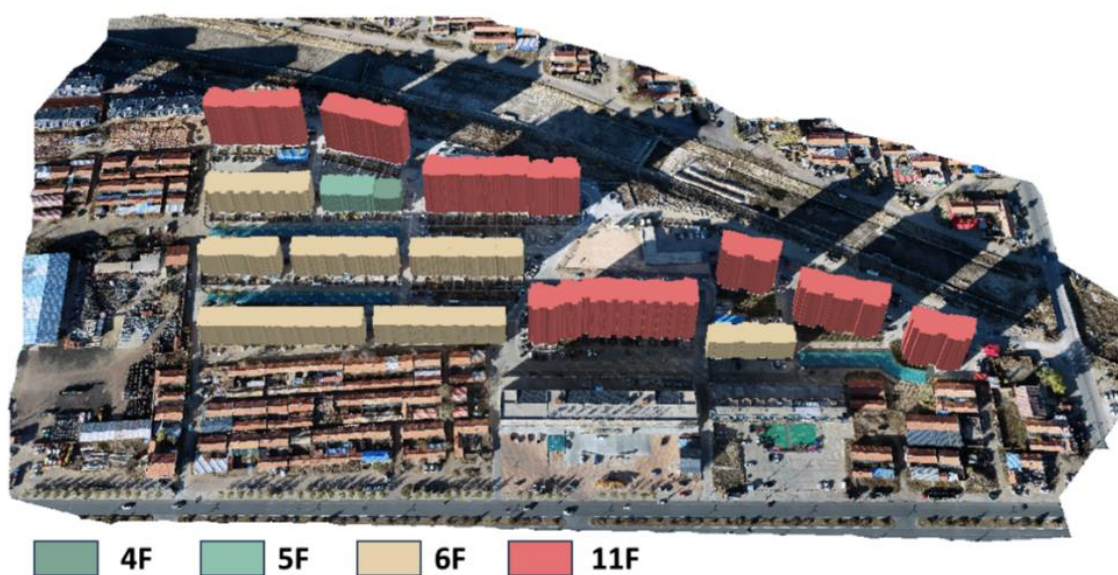


图4-14 研究区域三维建筑数据可视化

4.2.2 夜间点云数据空置住房单元识别结果

4.2.2.1 窗户点云识别结果

各模型在特征识别任务中的性能差异较小，整体表现良好，F1-Score 均高于 0.85。其中，XGBoost 模型表现最为优异，F1-Score 达到 0.93，显著优于其他模型。梯度增强、支持向量机、K 近邻等的模型表现也较为良好，F1-Score 达到 0.92。相比之下，决策树模型的表现相对较弱，其 F1-Score 为 0.88（表 4-2）。

基于上述评估结果，本文最终选用 XGBoost 模型对完整点云数据集进行处理，成功识别出约 28 万个窗户点云数据点（图 4-15）。

表 4-2 不同机器学习模型的性能和特征权重

Model	F1-Score
XGBoost	0.93
梯度增强(Gradient Boosting, GB)	0.92
支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)	0.92
K 近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN)	0.92
随机森林 (Random Forest)	0.91
神经网络 (Neural Network)	0.91
决策树 (Decision Tree)	0.88

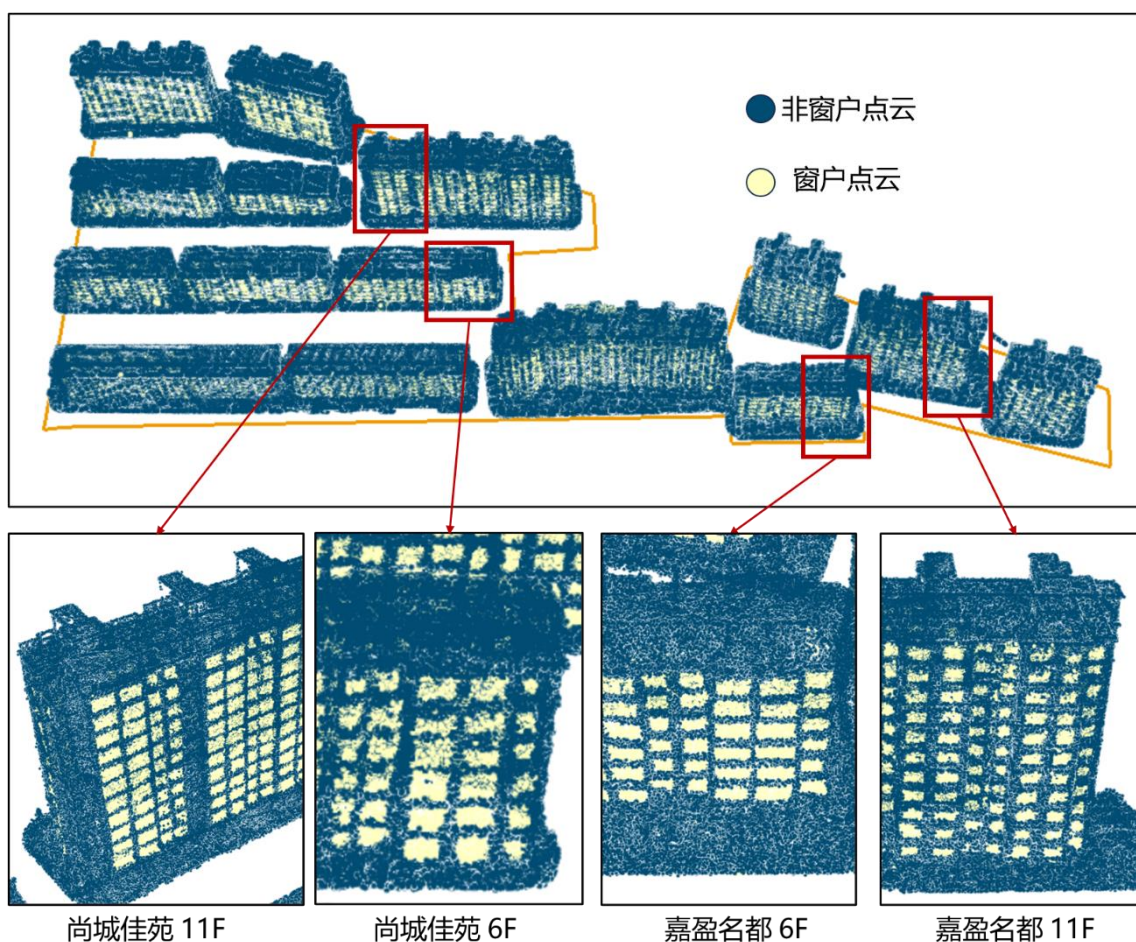


图4-15 XGBoost模型识别的窗户点云

4.2.2.2 夜间点云数据识别结果

22 轮夜间点云数据详细记录了各住房单元在不同时间段的亮灯频率，从而为分析住房单元的空置状态提供了重要依据。通过对这些数据的处理与分析，

结果显示, 149 个住房单元在所有 22 轮数据记录中均未出现亮灯现象, 因此被判定为空置住房单元 (图 4-16)。值得注意的是, 研究出现了整个单元空置的状态, 这是因为该单元近期刚交付使用, 尚未大规模入住, 因而成为整个小区中的空置“热点”。

与此相对, 剩余的 871 个住房单元至少出现过一次亮灯, 表明这些单元在夜间有一定程度的使用, 因此被归类为占用住房单元。在这些占用单元中, 平均每个单元的亮灯次数为 11.2 次, 这一数据揭示了夜间活动的普遍性以及这些住房单元的使用频率。

在每轮数据采集过程中, 平均约有 565 个亮灯的住房单元被记录。为了更好地理解这些亮灯现象的时间分布, 图 4-17 展示了不同日期和时间的亮灯住房单元数量情况。从中可以明显看出, 周末的亮灯住房单元数量显著高于工作日。此外, 亮灯住房单元的数量随着夜间时间的推移逐渐减少, 特别是在深夜时段, 这与传统的家庭生活模式高度一致。大多数家庭在夜间的活动会逐步减少, 尤其是在深夜时段, 人们通常进入睡眠状态, 导致亮灯单元数量显著下降。

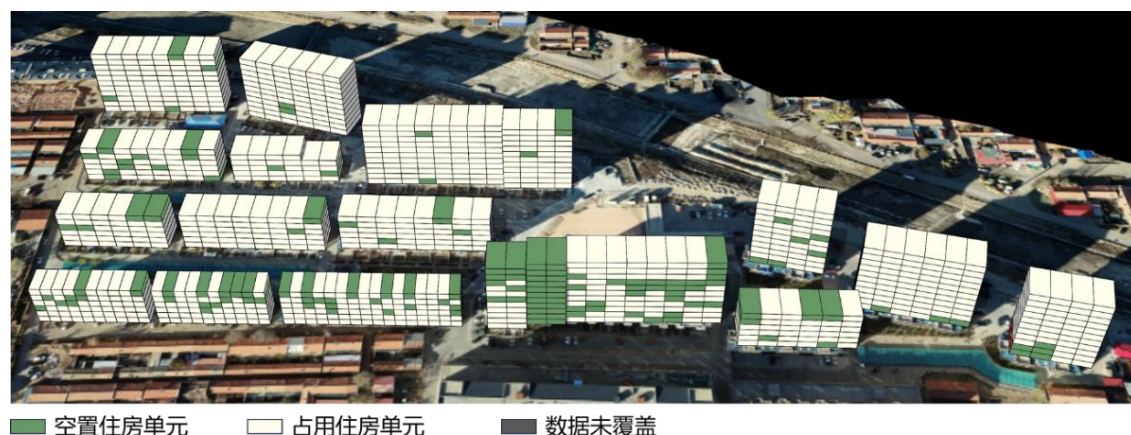


图4-16 夜间点云数据识别得到的空置住房单元分布

	20:00	20:30	21:00	21:30	22:00	22:30	平均亮灯户数
10月20日 (星期五)	525			621	443		532
10月21日 (星期六)	648	569	725	520			520
10月22日 (星期日)	726	602	565	507	405	288	400
10月23日 (星期一)	537	596	609	548	451	350	450
10月24日 (星期二)	615	592	532	448			448
平均亮灯户数	610	590	608	529	433	319	

图4-17 不同日期及时间段夜间点云数据中亮灯住房单元数量统计

(注: 部分时间段天气状况不佳, 因此未采集点云数据, 在图中标注为灰色)

4.2.3 户前图像数据空置住房单元识别结果

4.2.3.1 多模态大模型性能评估

结果表明,“通义千问”多模态大模型在识别各种特征方面表现良好,平均 F1-Score 为 0.86。其中,该模型在识别“对联”特征方面表现尤为突出,F1-Score 达到 0.98,对“门前鞋垫”及“鞋”的识别效果也较好,F1-Score 均超过 0.95。“鞋架”、“生活垃圾”、“杂物堆积遮挡入户门”的 F1-Score 值也都超过了 0.80。相较而言,大模型在“其他生活痕迹”以及“物业张贴的逾期付款通知书”识别方面较差,F1-Score 为 0.70(表 4-3)。

整体而言,多模态大模型在特征评估方面表现较为良好,因此,研究使用多模态大模型处理全部户前图像,从图像中提取相应特征的结构化信息。

表 4-3 大模型识别户前图像不同特征的准确性

特征		Recall	Precision	F1-Score
代表住房单元被占用的特征	对联	0.97	1.00	0.98
	门前鞋垫	0.92	0.98	0.95
	鞋	0.93	0.96	0.95
	鞋架	0.79	0.82	0.81
	生活垃圾	1.00	0.67	0.80
	其他生活痕迹	0.81	0.62	0.70
代表住房单元空置的特征	入口门塑料包装膜未拆	0.91	0.95	0.93
	杂物堆积遮挡入户门	1.00	0.80	0.89
	物业张贴的逾期付款通知书	0.81	0.62	0.70

4.2.3.2 户前图像数据识别结果

本文所使用的户前图像数据覆盖了研究区域内全部住房单元。借助多模态大模型的识别能力,共识别出 93 个住房单元存在明显的空置迹象,初步判定为空置住房单元。在其余未表现出空置特征的 927 个住房单元中,有 90 个同样未显示明显的占用迹象,亦被视为空置住房单元。

综合上述结果,最终共识别出 183 个空置住房单元,837 个被判定为已占用住房单元(图 4-18)。

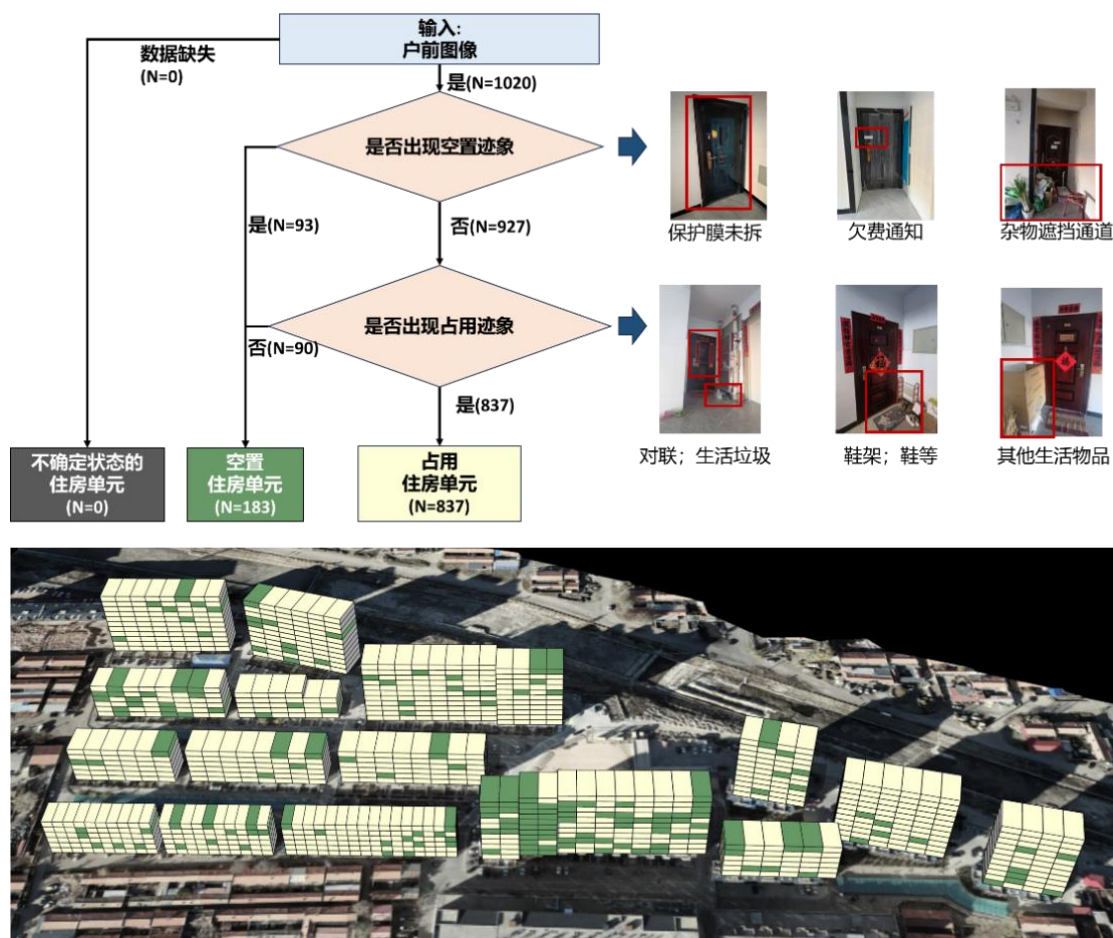


图4-18 户前图像数据识别得到的空置住房单元分布

4.2.4 外立面图像数据空置住房单元识别结果

4.2.4.1 多模态大模型性能评估

表 4-4 列出了大模型在识别不同特征时的具体准确性指标。从表格中可以看出, 模型在识别“晾晒衣物”特征时的精确度最高, 召回率和精确率均在 0.80 以上, F1-Score 达到了 0.88。同样, “摆放盆栽”特征也显示出较好的识别性能, F1-Score 为 0.83。“开窗”特征的识别效果也较为良好, F1-Score 为 0.76。模型在“紧闭窗帘”和“完全无居住痕迹”这两个特征上的表现相对较弱, F1-Score 均为 0.69。

总体而言, 尽管大模型在一些特征的识别上存在局限性, 但其在大多数被占用特征的识别上表现优异, 尤其是在衣物晾晒和盆栽等明显的生活痕迹上, 表现出了较强的准确性。因此, 研究使用多模态大模型处理全部外立面图像, 从图像中提取相应特征的结构化信息。

表 4-4 大模型识别外立面图像不同特征的准确性

特征		Recall	Precision	F1-Score
代表住房单元 被占用特征	晾晒衣物	0.85	0.90	0.88
	摆放盆栽	0.83	0.83	0.83
	开窗	0.75	0.77	0.76
代表住房单元 空置的特征	紧闭窗帘	0.77	0.62	0.69
	完全无居住痕迹	0.76	0.63	0.69

4.2.4.2 外立面图像数据识别结果

由于反光或楼梯过高等原因，部分高层住房单元的外立面特征难以从图像中有效提取，因此在空置率计算过程中，仅考虑了能够识别有效信息的住房单元。这些受限因素导致了部分住房单元无法被准确识别或分类，影响了空置率的全面计算。最终，外立面图像数据共覆盖 994 户住房单元。在多模态大模型的辅助下，经过处理和分析，识别出 368 个空置住房单元和 626 个已占用住房单元（图 4-19）。

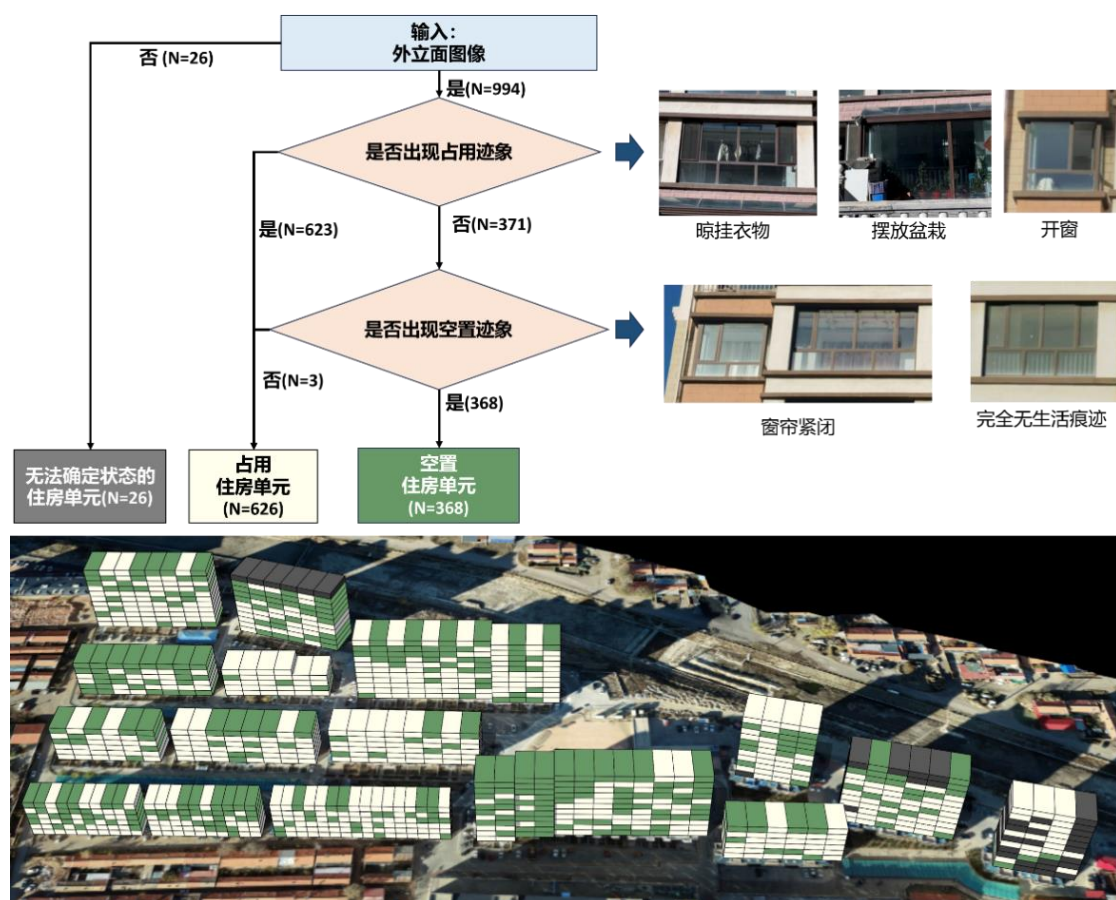


图4-19 外立面图像数据识别得到的空置住房单元分布

4.3 空置住房识别方法验证

可以看出，夜间点云数据、户前图像数据、外立面图像中提取的空置住房单元并不一致，因此，有必要对不同方法所得的结果进行验证，以评估各方法的准确性，并确保其在实际应用中的可靠性和有效性。考虑到入户调查难以获得物业和居委会的审批，且难以保证居民在家时间，因此研究通过两轮自采集电表图像数据得到住房单元的用电量数据。需要注意的是，本文仅将标有住房单元编号的电表图像数据纳入分析，未标注住房单元编号的电表则不予考虑。将根据用电量识别得到的空置住房单元作为真值，对比夜间点云数据、户前图像数据、外立面图像中提取的空置住房单元信息，完成空置住房单元识别的多方法对比，确定最适合大规模推广的精准识别空置住房单元的方式。

4.3.1 不同方法空置住房单元识别结果验证

（1）电表数据识别空置住房单元

考虑到部分空置住房内部可能仍保持某些电器设备的运行，例如冰箱在断电情况下可能会出现故障，因此即便这些住房未被居住，业主可能会选择保持冰箱的电源连接，以确保设备不受损坏。基于这一现实情况，本文进一步计算了冰箱在一周内的最低电能消耗，以估计在空置状态下住房的最低电能消耗水平。

首先，需要确定冰箱的功率（W），即冰箱在正常运行时消耗的电量。冰箱的功率通常可以在设备的说明书或者能效标签上找到。为简化计算，本文假设冰箱的功率为 150W，这意味着冰箱每小时会消耗 150W 的电力。其次，为了估算冰箱的日常电能消耗，需要考虑冰箱运行的实际时间。由于冰箱并非全天 24 小时持续运行，而是根据内部温度和外部环境条件的变化自动开启或关闭，以维持设定的温度。一般情况下，冰箱的压缩机每小时运行大约 15 至 30 分钟。为了进行保守估计，本文假设冰箱的压缩机每小时工作 20 分钟。根据这一假设，冰箱每天的运行时间为 8 小时。因此，每天的耗电量（kWh）可以通过将功率（以千瓦为单位）乘以运行时间（小时数）来计算。最终得到，空置住房单元的最高电能消耗约为每周 2.5 kWh。这一用电量阈值与既往研究中对空置住房单元的评估标准相一致。例如，某些研究将月用电量低于 10 kWh 的单元定义为空置单元（Jiang 等，2020）。

结合电表数据对 526 户住房单元的用电情况进行了分析。研究发现，研究范围内的住房单元在一周内的用电量分布范围较为广泛，最低用电量为 0 kWh，最高用电量为 73.66 kWh（图 4-20）。这一范围表明，部分住房单元

的用电量较低，甚至完全没有用电，而另一些单元的用电量则相对较高。平均而言，这些住房单元的每周用电量为 21.14 kWh，说明大多数住房单元的用电量处于中等水平。

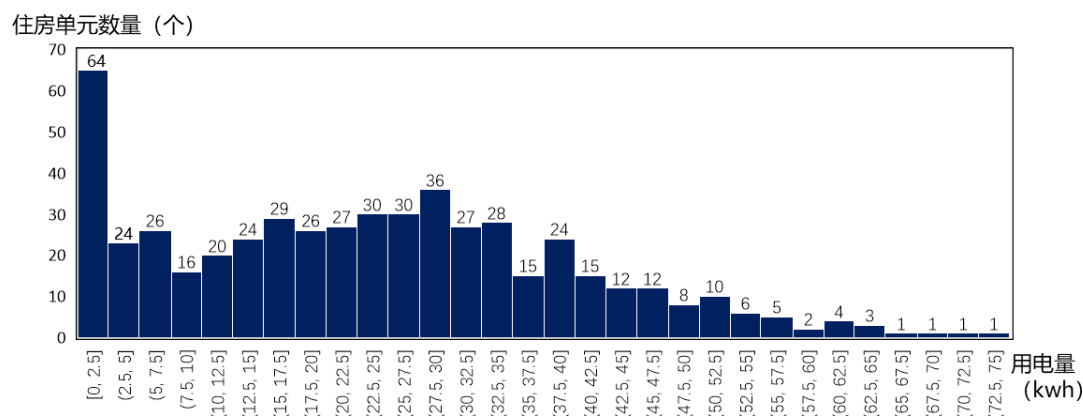


图4-20 不同用电量对应的住房单元数量分布

64 户住房单元的用电量在一周内低于 2.5kWh，因此被视为空置住房单元（图 4-21），462 户住房单元用电量超过 2.5kWh，被视为占用住房单元。此外，研究中还发现有 494 个住房单元的电表数据无法对应到具体的住房单元。这些数据主要集中在 11 层居住建筑中，由于电表缺少编号等方面的技术问题，导致无法精确地将这些电表数据与特定住房单元进行匹配。

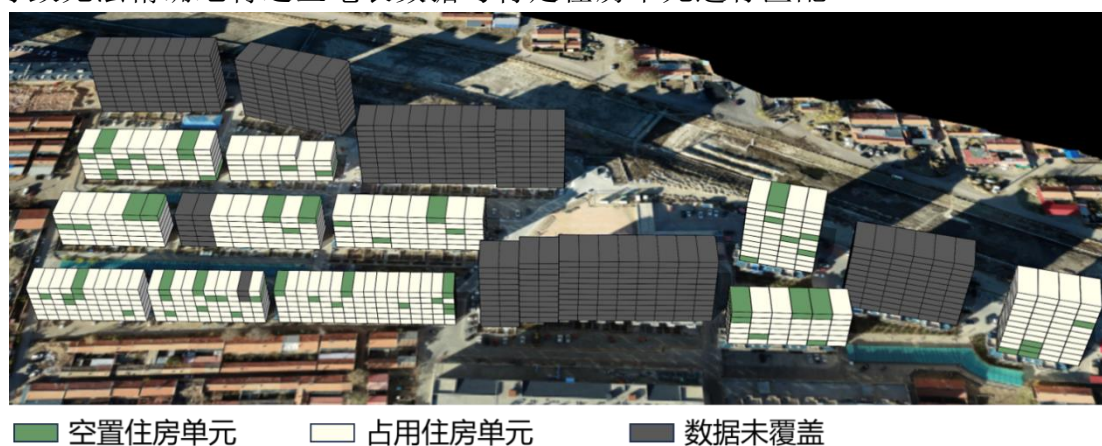


图4-21 用电数据识别的空置住房单元

（2）混淆矩阵及准确率指标评估

研究以住房单元为研究单元，以电表数据得到的空置住房单元为真实值，逐个对比夜间点云数据、外立面图像、户前图像数据中提取的空置住房单元信息。考虑到不同数据对住房单元的覆盖程度不同，研究仅对比电表数据与其他自采集数据中均覆盖的住房单元。

从混淆矩阵图（图 4-22）可以看出，夜间三维点云数据稍有误差，存在少量的空置住房被错误标记为占用，以及一些占用住房被错误标记为空置的情况。户前图像数据和外立面数据的误差相对较大，特别是在将空置住房错误识别为占用住房方面。整体而言，夜间三维点云数据在识别空置住房方面表现最佳，具有最高的召回率和 F1-Score。而外立面数据的精确率则较低。

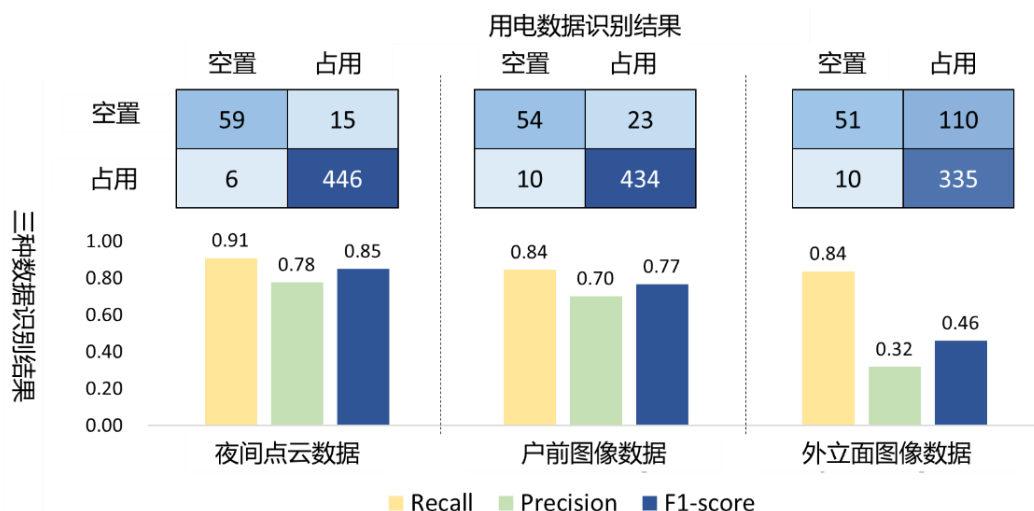


图4-22 三种数据性能统计

4.3.2 不同方法空置住房单元识别特点总结

此外，研究还从多个维度对不同数据采集方式进行了比较，包括电表数据、夜间三维点云数据、外立面图像数据和户前图像数据。具体对比的维度包括数据采集的人力成本、时间成本、数据处理人力成本、数据覆盖度以及受天气干扰程度等。通过综合分析这些因素，研究旨在全面评估不同数据源的优缺点，以便为今后的数据采集策略提供参考。

(1) 电表数据

用电数据虽然准确度较高，但由于隐私问题，研究者很难获得大规模的用电数据，扩展性较差。尽管现场采集的时间成本较低，但数据采集人员必须进入每栋建筑才能访问电表，这些电表通常隐藏在不可见的区域，使采集变得复杂。此外，数据通过人工结构化处理，处理成本也较高。此外，此种方法采集的电表数据很难对应到具体的住房单元，因此覆盖范围并不普遍，研究中只有 51% 的住房单元可匹配到相应的智能电表，进一步表明了该数据源的可扩展性较差。

(2) 夜间点云数据

相比之下，点云数据的收集和处理相较于其他方法具有较低的人工成本。点云数据采集过程不需要进入居住区或单元内部，使得点云数据采集能够在不直接

干扰居民生活的情况下完成，极大地节省了现场工作的人力资源。此外，点云数据的准确率较高，F1-Score 可达到 0.85。更重要的是，点云数据覆盖了研究范围内的所有住房单元，能够全面反映区域内的住房状况，且数据处理过程完全依赖计算机自动化，因此具有较强的扩展实施潜力，适合大规模应用于类似的研究或实际操作中。

然而，在使用夜间点云数据进行住房单元空置检测时，仍然存在一些不确定性和局限性。首先，由于较低楼层的路灯照明反射，一些原本空置的住房单元可能会被误识别为有人居住。其次，少数占用的住房单元由于在数据采集期间没有亮灯，导致其未能被正确识别为占用单元。这一问题反映了夜间点云数据的某些局限性，由于底层楼层会受到树木遮挡，可能会有误差，尤其是在照明模式不规律或家庭生活习惯特殊的情况下，容易出现误判。

尽管存在上述问题，研究结果表明，点云数据的采集效率和准确性可以通过多轮次的采集来优化（图 4-23）。在实际操作中，虽然 22 轮点云数据采集整体耗时为 12.5 小时，但经过 7 轮采集后，F1-Score 已经接近 0.70，显示出一定的准确性。随着采集轮次的增加，到第 13 轮，F1-Score 提升至 0.75 以上，到第 15 轮时，准确性进一步提升，F1-Score 突破 0.80。这一结果表明，通过逐步增加采集轮次，系统可以不断提高空置检测的准确性。当采集轮次减少时，系统仍能够在保持较高准确性的同时，提高数据采集的效率，达到了准确性与效率之间的较好平衡。

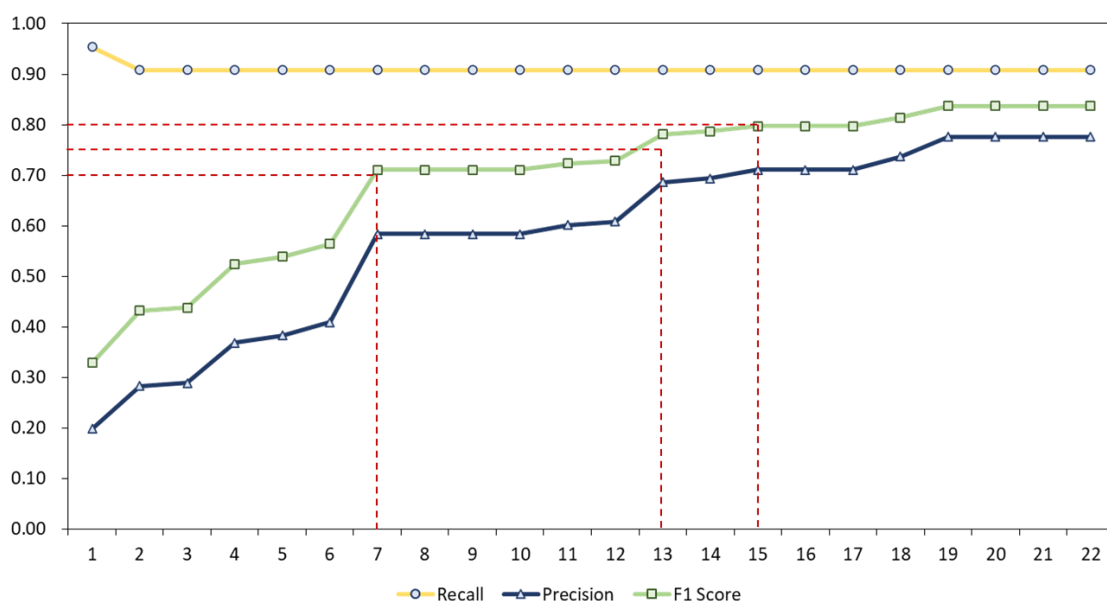


图4-23 夜间点云数据采集次数对空置住房单元识别准确率的影响

需要注意的是，尽管点云数据在许多区域表现出了较高的准确性和高效性，但并不是所有区域都可以通过这种方式进行数据采集。禁飞区、限高区的

存在限制了无人机的飞行范围和操作灵活性（图 4-24），因此在这些地区，其他数据采集方法可能需要作为补充手段来使用。此外，无人机飞行过程中也可能面临天气等环境因素的干扰，例如风力过大或恶劣天气条件下的飞行风险，这也可能影响点云数据的质量和准确性。

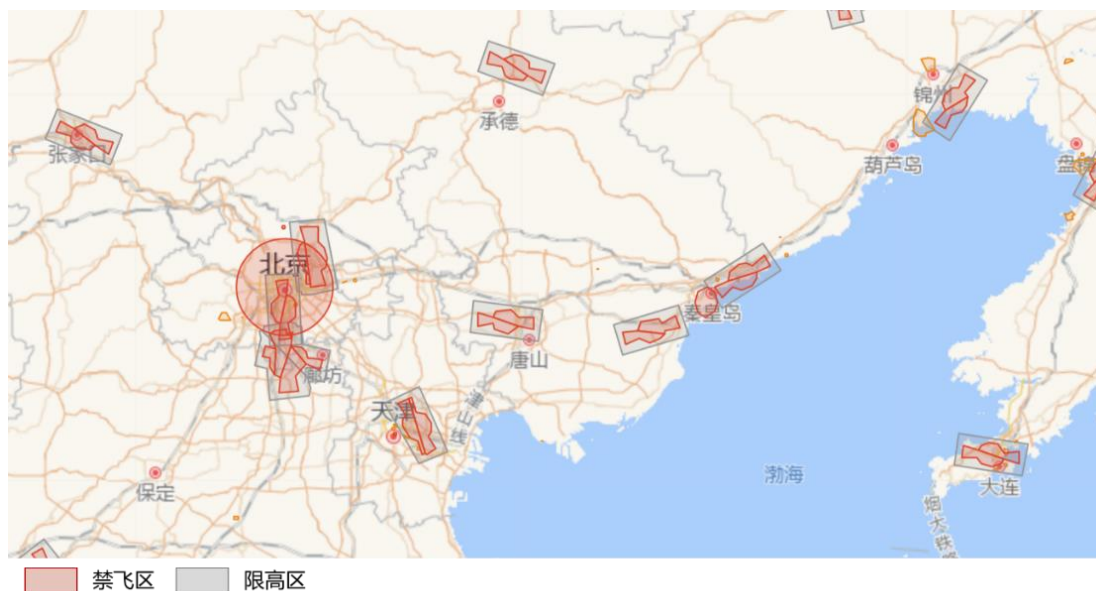


图4-24 中国部分区域禁飞区

综合来看，尽管点云数据采集存在一定的局限性，尤其是在复杂环境或受限区域的应用中，但其高效性和较高的准确率使其在大多数场景下成为一种理想的选择。通过优化数据采集方案，结合多轮次采集和适当的后期数据处理，点云数据有望成为住房空置率监测和城市管理中的有力工具。

（3）户前图像数据

户前图像数据的收集成本相对较低，依赖手机即可完成，不需要购买昂贵的专用采集设备，这使得其在成本和资源投入方面具有明显的优势。此外，这种方法能够在研究区域内提供对所有住房单元的完整覆盖，确保数据的全面性和代表性。虽然相比于点云数据，户前图像数据在准确性上稍逊一筹，但其 F1-Score 仍达到了 0.70 以上，表明该方法在空置检测中的有效性。

然而，尽管户前图像数据在收集成本上具有优势，但其采集过程仍然是劳动密集型的，需要数据收集者逐个走访建筑物，亲自捕捉每个住房单元的户前图像。这一过程对收集者的工作强度要求较高，尤其是在居住区范围较广的情况下，可能导致数据采集效率下降。因此，虽然此方法的初期成本较低，但在大规模数据采集时可能面临人员和时间的巨大压力。

在分析住房单元是否为空置时，户前图像数据通常依赖一些典型的居住

迹象作为占用指标，例如门口的鞋架、垃圾或其他生活化物品。然而，这些指标的出现依赖于居民的非正规行为，因此，往往受到居民行为和居住区物业管理水平的影响，存在一定的可变性。这种不规则性导致了某些占用单元未被正确识别，增加了数据分析中的不确定性。此外，某些文化特色（如门口的中国对联、节日装饰等）可能是居民居住的隐性标志，表明空置或占用对应的视觉要素应根据所研究区域的特定文化背景量身定制。对于不同地区或文化环境，基于户前图像的空置检测标准需要灵活调整，以提高识别的准确性。

本文采用了多模态大模型来自动化特征识别户前图像中的视觉特征，这一技术突破大大提高了方法的可扩展性。传统的图像数据分析通常需要手动进行数据集注释或模型训练，这不仅耗时且工作量较大，还可能受到人为因素的影响，从而降低结果的客观性和一致性。通过多模态大模型，特征提取和分类过程可以自动化完成。该方法的自动化特性不仅提高了数据处理效率，还增强了其在大规模数据集中的应用潜力。

总体而言，尽管户前图像数据在准确性和数据采集的劳动密集性方面存在一定挑战，但其低成本、广覆盖的特点使其在实际应用中仍具有显著优势。通过优化采集方式、结合本地文化特点以及借助多模态大模型进行特征识别，可以提高该方法的精确度和可扩展性，为大规模住房空置监测提供有力支持。

（4）外立面图像数据

外立面图像数据的收集在所有方法中是最为省力且时间成本最低的一种。其采集过程仅需要进入居住区，无需进入单个建筑内部。这种方法特别适用于大规模的城市研究，因为它既减少了对居民日常生活的干扰，也降低了现场操作的复杂性。

在以往的研究中，街景图像数据常被用来估计集合住宅的空置率，然而，研究发现，同街景图像类似的外立面图像的覆盖率和准确性均相对较低，F1-Score 仅为 0.46。这种限制主要源于依赖阳台特征来推断住房单元占用情况的固有问题。具体而言，街景图像只能捕捉到临街建筑的外立面，而居住区内部的复杂建筑布局可能被绿化、围墙或其他结构遮挡，导致数据覆盖不足。此外，与以往研究中普遍采用的开放式阳台不同（Yue 等，2020），本研究中许多住房单元的阳台为玻璃封闭结构。这种设计增加了阳台表面的反射性，反射光线往往会模糊内部细节，使得外立面图像中的居住痕迹（如家具摆放、晾晒物品等）变得不易观察，从而引发错误判断。

尽管存在上述问题，本文通过创新性地引入多模态大模型，显著提高了外立面图像数据的特征识别能力。这一技术减少了对人工标注的依赖，显著缩

短了数据处理的时间成本，提高了方法的可扩展性和适用性。

综上，不同数据的对比见表 4-5，在多种数据中，点云数据的高效性和较高的准确率使其在大多数场景下成为一种理想的选择。

表 4-5 数据对比

数据类型	采集设备	采集人力成本	采集时间成本	数据处理方式	覆盖面	准确度	受天气干扰程度
电表数据	手机	高	8 小时	人工结构化	526 户	高	低
夜间三维点云数据	测绘无人机 DJI P4RTK	中等	12.5 小时	计算机自动化	1020 户	高	高
户前图像数据	手机	高	17 小时	大模型	1020 户	中等	低
外立面图像数据	手机	中等	6 小时	大模型	819 户	低	中等

4.4 本章小结

此部分研究内容主要为：采用多种方法，包括夜间点云数据、户前图像数据及外立面图像数据识别空置住房单元，并通过用电数据进行验证，最终构建了兼顾效率与精度的空置住房单元识别方法，识别了研究范围内的 146 户空置住房单元并刻画了它们的空间分布。研究发现，夜间点云数据在采集成本、结果分析及准确度等方面具有显著优势，F1-Score 达 0.85，但同时也受天气干扰的影响。

本部分研究的创新意义在于将住房空置识别与测度从传统的街区级分析细化至住房单元级别，进而提供了更加深入的洞察。这种高分辨率、细粒度的单元级分析方法突破了以往宏观尺度的研究局限，为城市空间资源的管理与优化提供了新的视角。

此外，本部分研究所使用的所有数据均来自自采集。以往研究往往依赖第三方数据的研究，由于数据收集时间有限，难以覆盖所有地区，且难以满足多样化的研究需求。本方法有效避免了对第三方数据的依赖，从而大幅降低了数据获取的难度。

另外，本部分研究所采用的方法具有高度自动化的特点，显著提升了数据处理的效率。借助机器学习和空间分析技术，夜间点云数据得以自动处理，

从而能够快速、精准地评估住房的占用情况。此外，基于多模态大模型技术的户前图像和外立面图像分析克服了公开数据集的局限，极大地减少了数据标注和模型训练的时间和成本，为未来更大规模和更广泛的应用奠定了基础。

本文仍存在以下局限性。首先，住房单元的识别过程仍依赖于人工操作。在更大规模的研究中，广泛利用房产平台的户型数据，结合深度学习模型实现住房单元分割的自动化将是一个有效的解决方案（Hu 等，2020）。其次，虽然本研究广泛采用了自采集数据，确保了较高的准确性，但在更大规模的研究中，数据采集的成本将显著增加。因此，在下一章中，本文将继续探讨如何在大规模城市中实现居住区级别的住房空置率测度，以应对该挑战。

第5章 居住区住房空置率测度方法研究

本章按照“居住区边界确定——住房存量计算——家庭数量计算——空置率验证”的步骤，通过 AOI、POI 等数据识别居住区边界，结合三维建筑数据与户型面积数据推算居住区住房存量，利用百度位置服务数据、联通手机信令数据、吉林一号、珞珈一号及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据分别推算居住区家庭数量，并结合实地采集的 Wi-Fi 探针数据对不同数据得到的住房空置率结果进行验证，确定适用于我国集合住宅背景、可用于大规模测度的居住区尺度住房空置率方法，以填补现有研究空白，为后续研究奠定方法基础。本章具体技术路线如图 5-1 所示。

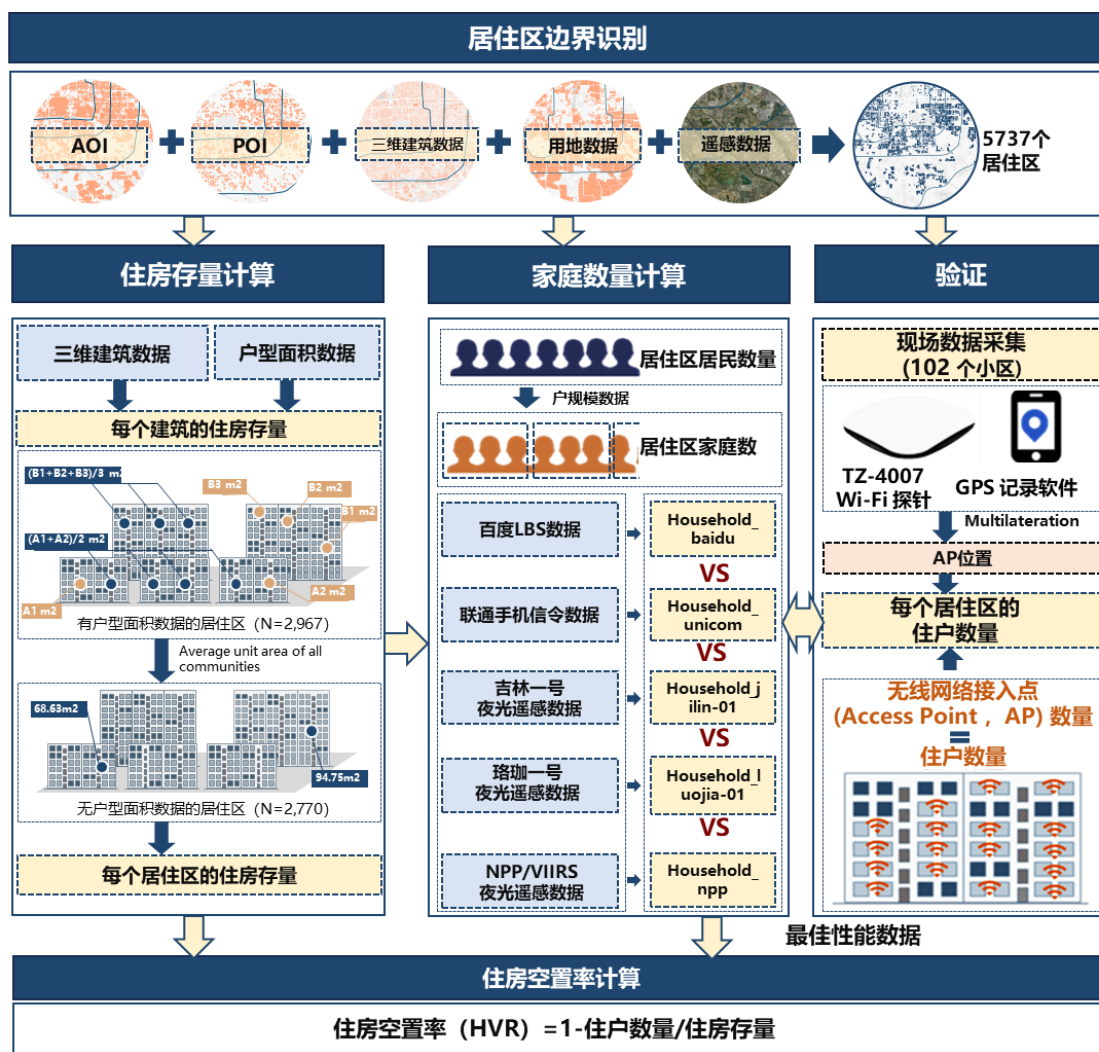


图5-1 居住区住房空置率测度方法研究技术路线

5.1 研究数据与研究方法

5.1.1 研究区域

为了筛选适合居住区尺度住房空置率的大规模测度方法，本文选择北京市作为案例城市进行方法探索实验。研究的地理范围界定为北京市五环区域，总面积约 667km^2 （图 5-2）。

选择北京五环为研究区域有以下原因：一方面，北京市作为中国重要的政治、文化、教育、科技和国际交流中心，人口分布集中，居住区数量规模大，但目前尚不存在可访问的住房空置官方调查数据；另一方面，集合住宅是北京五环区域最常见的建筑形式，这使其成为探讨中国背景下的住房空置测度方法的理想研究区域。

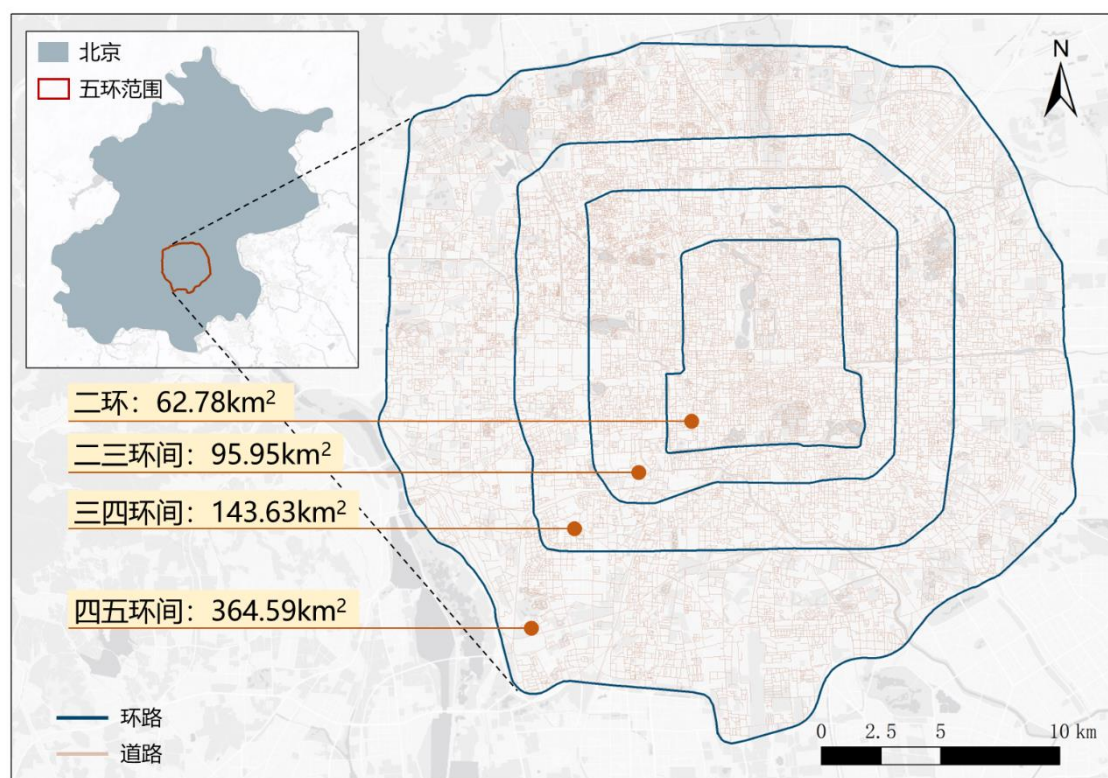


图5-2 研究范围

5.1.2 研究单元划定

5.1.2.1 居住区边界确定方法

研究以居住区为研究单元及研究对象，通过兴趣面（Area of Interest, AOI）数据、兴趣点（Point of Interest, POI）数据、用地数据及高分遥感影

像数据确定研究范围内的居住区边界（图 5-3）。

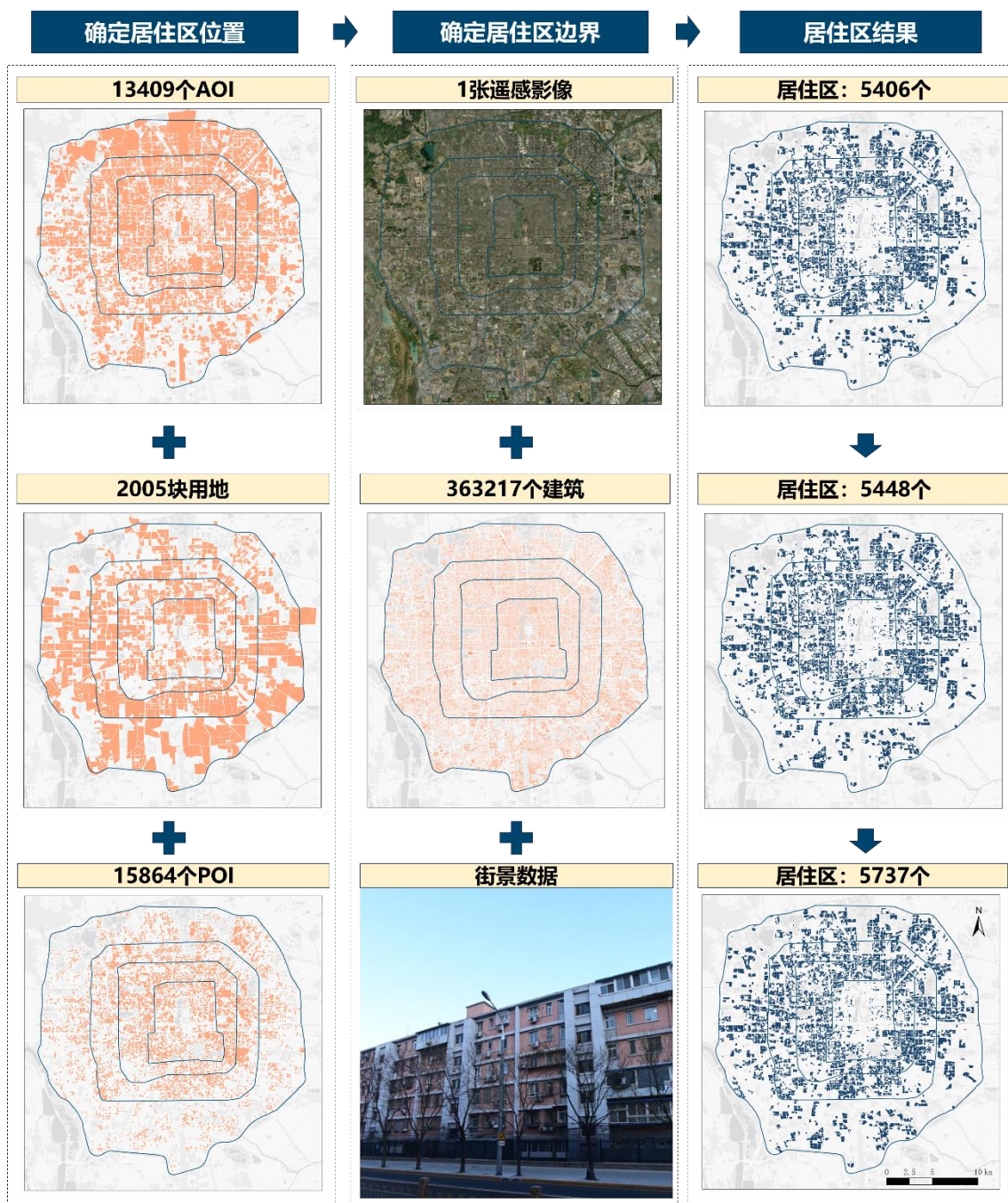


图5-3 居住区边界确定流程

AOI数据源于百度地图开放平台。作为包含城市中各类兴趣面，如购物、生活服务、风景名胜等兴趣面的开源数据，提供了本文的初始边界数据。研究使用 2023 年百度 AOI 数据，先对其进行地理坐标纠偏，将其坐标系从 BD09 坐标系转为 WGS-1984 坐标系，并从中提取了可被视为居住区的兴趣面数据，具体包括住宅区及宿舍两大类。这一步得到了 5,406 个居住区边界，共

135.47km²面积。

用地数据提供了居住用地、工业用地、公园与绿地用地等不同分类的用地边界数据，本文使用了 2005 年北京市用地数据，从中提取了居住用地边界，在上一步的基础上，结合高分遥感数据，补充部分居住区边界数据。这一步最终得到了 5,448 个居住区边界，共 136.01km² 面积。

POI 数据中同样包含了居住类 POI 的位置信息，但缺少了边界属性。本文使用 2023 年百度 POI 数据，对其进行地理坐标纠偏，将其坐标系从 BD09 坐标系转为 WGS-1984 坐标系，并从中提取了可被视为居住区的点数据，具体包括住宅区、居住区、宿舍、别墅四大类。筛选不在当前居住区范围内的居住区 POI 点数据，结合高分遥感影像数据，补充居住边界数据。这一步最终得到了 5,737 个居住区边界，共 139.8km² 面积。

值得注意的是，当前的居住区边界中仍混杂着一些非居住建筑，如商业建筑、教育建筑或医疗类建筑。这些建筑将对住房的存量计算产生较大影响，因此，本文结合了建筑轮廓数据及街景数据，确定在当前居住区边界内的非居住建筑，人工修正得到最终的居住区边界（图 5-4）。



图5-4 调整居住区边界的流程

5.1.2.2 居住区边界确定结果

本文只关注 2022 年之前已经建成的居住区，不包括 2022 年在建的居住区。这一限定使本文研究结果能够准确反映现有居住区的实际运营状态，并避免因在建项目的不确定性而干扰分析结果。

在研究区域内，五环内共有 5,737 个居住区（图 5-5），总面积 139.8 km²。各居住区的规模差异较大，面积范围为 0.1-61.7 ha，平均面积为 2.4 ha，标准差为 3.2 ha。

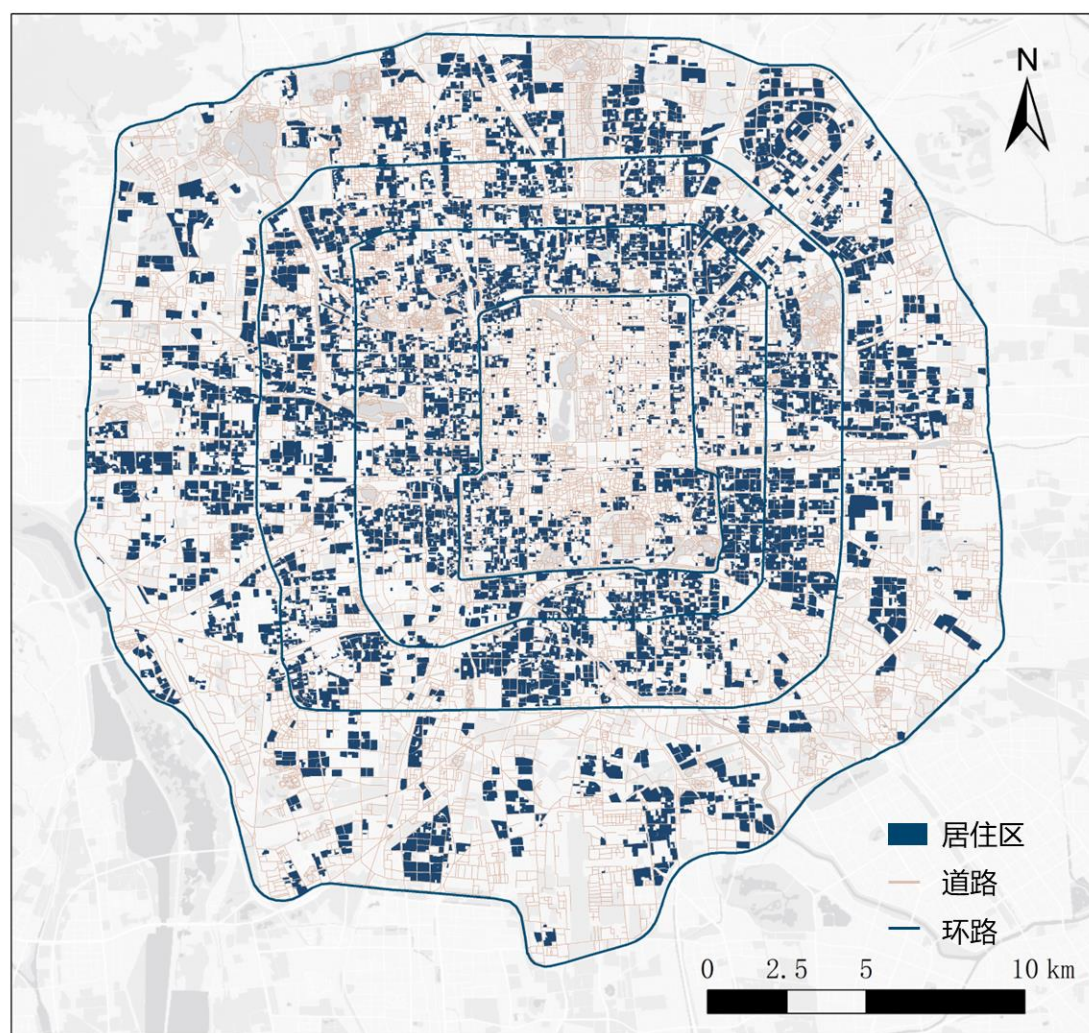


图5-5 北京五环内居住区分布

5.1.3 研究数据

5.1.3.1 数据总览

研究数据的类别、分辨率、时间、来源及具体信息详见表 5-1，这些数据将被用来支持后续住房存量的计算和家庭数量的计算。其中，三维建筑数据和二手房属性数据将用来推测居住区住房存量。位置服务（Location-Based Services, LBS）数据、手机信令数据、吉林一号夜光遥感数据、珞珈一号夜光遥感数据、NPP/VIIRS 夜光遥感数据、户规模数据以及人口普查数据将被用来推算居住区家庭数量。

表 5-1 数据描述

应用	数据	分辨率	时间	来源	数据信息
计算住房存量	三维建筑数据	建筑	2023	百度地图	建筑轮廓及建筑高度
	二手房属性数据	点	2022	安居客	二手房的户型面积、位置及类型
计算家庭数量	LBS 数据	居住区	2022 年 9 月	百度	每个居住区的百度用户数量
	手机信令数据	点	2022 年 7 月	联通	每个联通用户的居住地经度、纬度
	吉林一号夜光遥感数据	0.92m	2022 年 9-10 月	长光卫星科技公司	五环内的夜间灯光高分遥感影像
	珞珈一号夜光遥感数据	130m	2022 年 9 月	http://59.175.109.1738888/app/login.htm/	五环内的夜间灯光高分遥感影像
	NPP/VIIRS 夜光遥感数据	500m	2022 年 9 月	https://eo.gdata.mines.edu/products/vnl/	五环内的夜间灯光高分遥感影像
	户规模数据	地区	2020	第七次人口普查	每个地区户规模数量
	人口普查数据	街道办	2020	第七次人口普查	每个街道办的常住人口数量

5.1.3.2 数据介绍及预处理

(1) 三维建筑数据

2023 年百度建筑数据包括每个建筑的轮廓及高度属性。首先对该数据进行预处理，因为建筑数据是通过切片方式从百度地图中提取的，受切片网格的影响，部分在网格边界的建筑物数据被切割为两个要素。对于这部分建筑，研究通过建筑高度将其进行融合。

其次，提取居住区边界内的三维建筑数据作为居住建筑。为剔除一些住宅配套服务设施的建筑对结果的影响，本文剔除了居住区范围内建筑高度低于 3m 的建筑，并为每一个建筑要素计算层数及总面积属性。最终得到共 76,107 个，36.7ha 底面积，320.4ha 总面积的建筑数据（图 5-6）。这些建筑的平均层

数为 8.9，最高层数为 65，最低层数为 2。高层建筑主要分布在三环外。

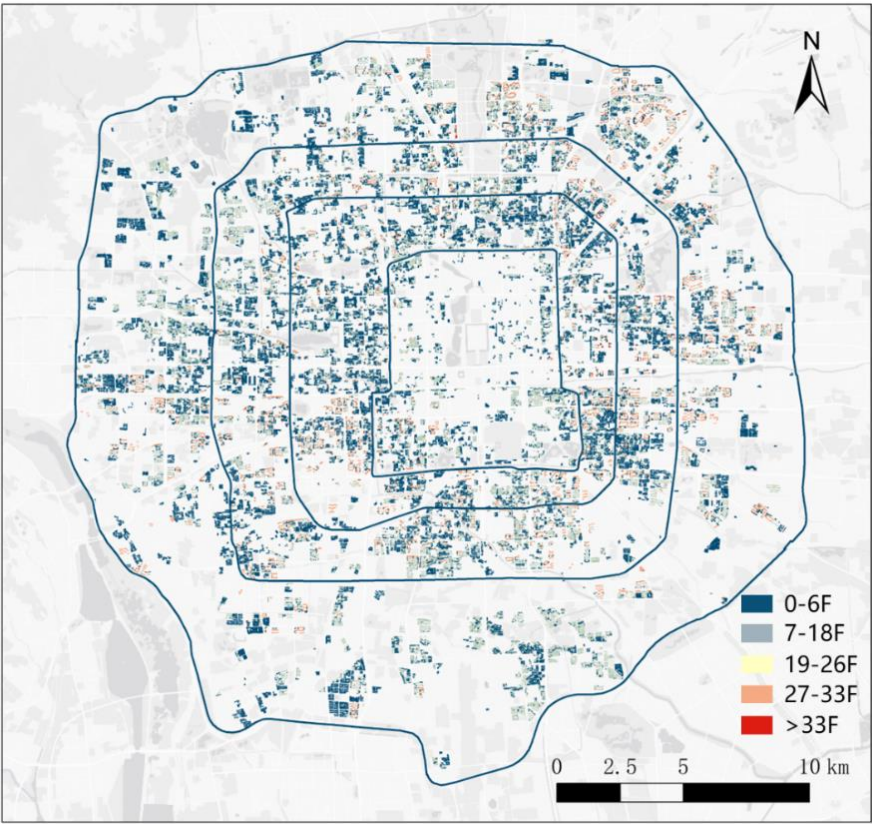


图5-6 北京居住建筑空间及层数分布

(2) 二手房数据

本文从安居客房源网站上提取了二手房的多项关键属性信息，包括户型面积、户型类型、地理位置等（图 5-7）。为确保数据的精确性和有效性，本文还对这些数据进行了坐标纠偏工作。需要指出的是，安居客平台中部分房源涉及商业大厦、地下室、车库等非住宅类型的物业。为保证后续分析聚焦于住房用途，这类非住房的房源已在数据预处理阶段被剔除。通过这一过程，最终得到了有效的二手房信息共计 37,205 条。

小区ID	户型	面积	朝向	层数	建造时间	总价	单价	小区坐标
1000125	3 室 2 厅 1 卫	114.25㎡	南	中层(共6层)	1993年建造	110 万	9629元/㎡	113.696006,34.786538
1000125	2 室 2 厅 1 卫	82㎡	南北	共5层	1996年建造	80 万	9757元/㎡	113.696006,34.786538
1000125	2 室 1 厅 1 卫	82㎡	南	共5层	1993年建造	71 万	8659元/㎡	113.696006,34.786538
1000125	2 室 2 厅 1 卫	82㎡	南	共5层	1993年建造	70 万	8537元/㎡	113.696006,34.786538
1000125	3 室 2 厅 1 卫	110㎡	南北	高层(共6层)	1993年建造	100 万	9091元/㎡	113.696006,34.786538
1000125	3 室 2 厅 1 卫	115㎡	南北	低层(共6层)	2000年建造	97 万	8435元/㎡	113.696006,34.786538
1000800	3 室 2 厅 2 卫	126.88㎡	南北	高层(共11层)	2011年建造	148 万	11665元/㎡	113.558579,34.827403
1000800	3 室 2 厅 2 卫	140.35㎡	南	中层(共10层)	2011年建造	192 万	13681元/㎡	113.558579,34.827403
1000800	3 室 2 厅 2 卫	141㎡	南北	低层(共11层)	2011年建造	180 万	12766元/㎡	113.558579,34.827403
1000800	3 室 2 厅 2 卫	140.35㎡	南北	中层(共10层)	2011年建造	180 万	12826元/㎡	113.558579,34.827403
1000800	4 室 2 厅 2 卫	173.35㎡	南北	低层(共11层)	2011年建造	200 万	11538元/㎡	113.558579,34.827403

图5-7 二手房挂牌数据示意

（3）人口普查数据

本文提取第七次人口普查数据公布的街道办人口数量数据（图 5-8）及区县级别的户规模数据（图 5-9）。其中，大兴区平均户规模最大，平均每户有 2.41 人，朝阳区户规模最小，平均每户仅有 2.16 人。

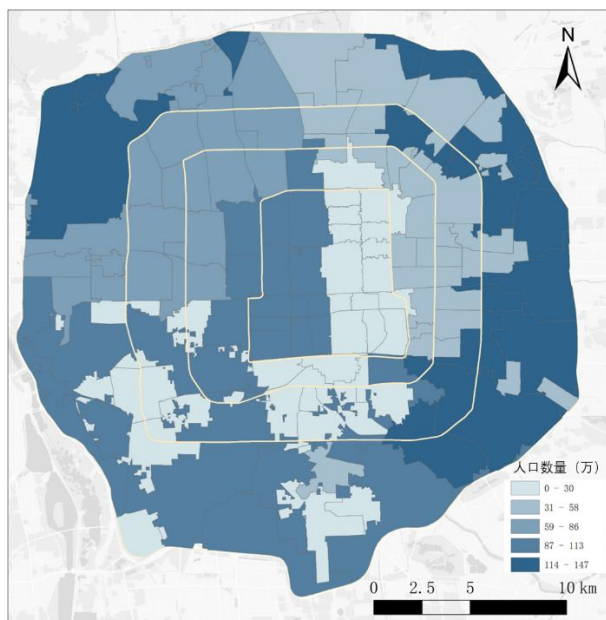


图5-8 第七次人口普查数据北京街道办人口分布

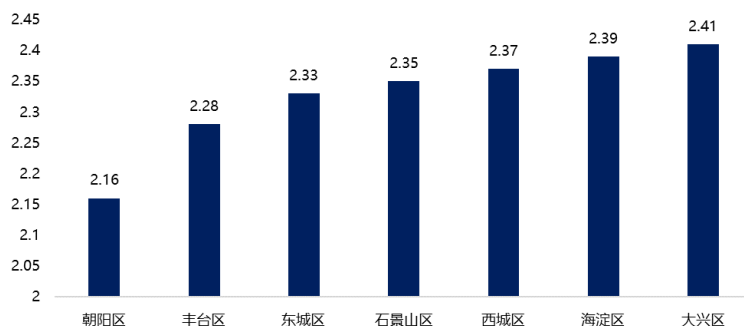


图5-9 第七次人口普查数据各区户规模

（4）百度 LBS 数据

本文使用的 LBS 数据来源于百度地图慧眼时空大数据服务。截止 2021 年 5 月，百度地图用户人数已超过 1.4 亿人。百度 LBS 数据来源于百度地图定位软件开发工具包（Software Development Kit, SDK）的定位数据统计结果，通过整合去隐私化的位置信息、POI 等多源数据，百度慧眼提取包括位置属性、时间分布等在内的数百种特征，基于人工智能技术的深度挖掘，该平台能够高精度、大范围地识别和估算居住人口分布。本文采用的是 2022 年 9 月的百度

LBS 数据。

考虑到百度 LBS 数据对非百度用户覆盖较差，并不包括研究区域内的全部人口。因此，本文收集第七次人口普查数据中各个街道办的常住人口数量，并对这些居住区内的居住人口数量进行放样处理，以确保特定街道办内所有居住区的居民总数与人口普查数值相符（图 5-10）。

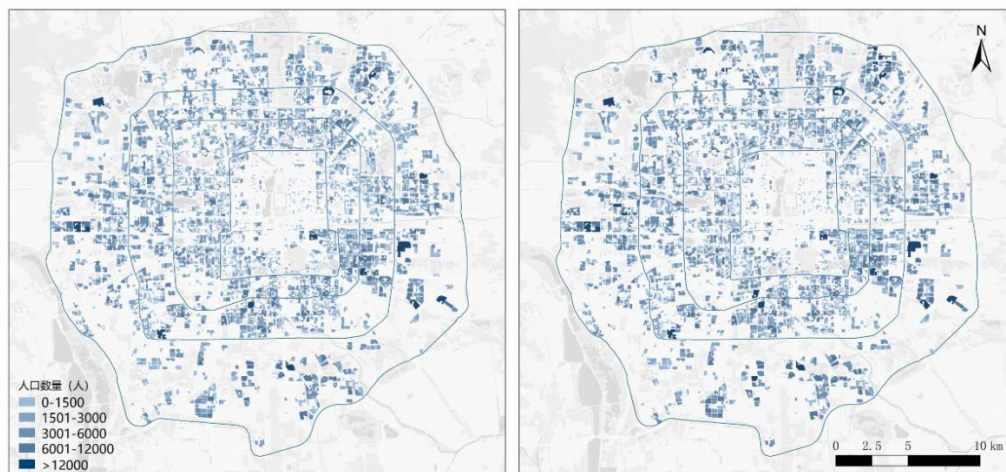


图5-10 百度LBS数据居住区人口数量放样前后对比

（5）联通手机信令数据

作为中国主要运营商之一，2021 年，中国联通移动用户已达 3.17 亿户，占据了约 19.26% 的市场份额。中国联通利用用户账户注册后夜间停留最频繁的位置来估计用户居住地址的经纬度。本文采用的是 2022 年 7 月的联通手机信令数据（图 5-11），考虑到联通数据仅覆盖联通用户，因此根据联通智慧足迹平台制定的数据扩样方法，对居住人群扩样到全量人群。

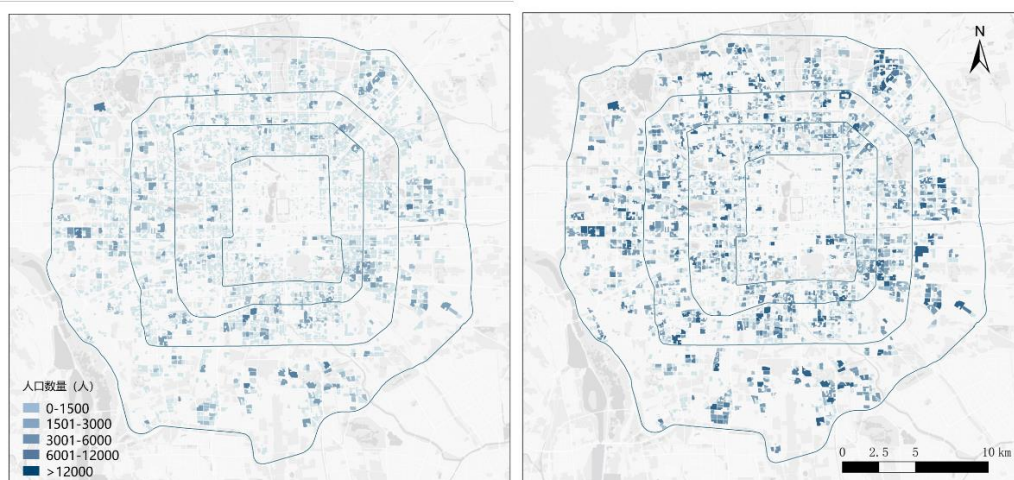


图5-11 联通手机信令数据居住区人口数量放样前后对比

（6）吉林一号夜光数据

吉林一号夜光遥感影像数据空间分辨率为 0.92 米，是唯一亚米级空间分辨率的夜光遥感影像数据。但吉林一号夜光数据并非开源数据，部分区域或时间段的数据需要定制化拍摄。本文通过定制化服务，拍摄了北京五环内的夜光遥感数据。值得注意的是，因为吉林一号空间分辨率较高，因此，获取本研究区域的夜光遥感影像需要较长的拍摄时间。本文获取的吉林一号夜光遥感数据为北京五环内区域，具体拍摄时间为 2022 年 10 月至 12 月，工作日 20:00 - 21:00。参考既往研究，本文首先对吉林一号夜光遥感数据执行了一系列预处理步骤，包括坐标投影、夜光增强、地理配准和辐射校准（Tang 等，2020）。

a. 对原始夜光遥感影像数据进行一系列预处理操作，包括投影变换、剪切及重采样，以确保数据适用于后续分析。具体而言，数据被转换为兰伯特等角圆锥投影，其大地基准为 WGS-84，中央经线设定为 110°E，双标准纬线分别为 25°N 和 47°N，起始原点定义为 0°。

b. 对夜光遥感影像实施夜光增强处理，以有效减少因天气变化、卫星观测角度等偶然因素所引起的影像误差，从而提升数据的稳定性和可靠性。

c. 参考高分遥感影像数据，通过采集道路交叉口的控制点对夜光遥感影像进行地理配准。

对于吉林一号夜光数据，先完成红、绿、蓝三个波段的 DN 值到亮度值的转换（公式 5-1），再将三个波段的亮度值合并为灰度亮度值（公式 5-2），得到最终数据见图 5-12。

$$N_{R,G,B} = (DN_{R,G,B} - b)/a \quad (5-1)$$

$$L = N_R * 299 + N_G * 587 + N_B * 114 \quad (5-2)$$

式中， $N_{R,G,B}$ 为辐射亮度， a 和 b 为对应参数，详见表 5-2，辐射亮度的单位 $Watts\ m^{-2}sr^{-1}$ ， $DN_{R,G,B}$ 为原始红、绿、蓝三个波段的 DN 值。 N 代表灰度亮度， N_R 、 N_G 、 N_B 分别表示红、绿、蓝波段的辐射亮度。

表 5-2 DN 值到 N 值的转换参数（来源：Du 等，2018）

参数	a	b
R	9681	-4.730
G	5455	-3.703
B	2997	-4.471

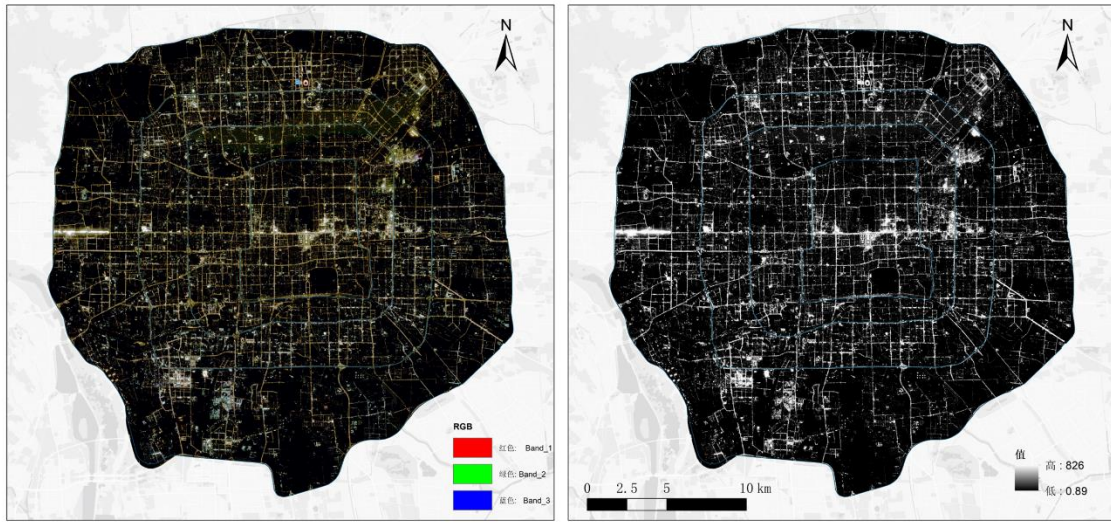


图5-12 吉林一号夜光遥感数据校准前后对比

(7) 珞珈一号夜光数据

珞珈一号官网只公布了 2018-2019 年的夜光遥感影像数据。尽管在本研究区域内，珞珈一号官网提供了 2019 年的夜光遥感图像，但考虑到该图像为拍摄于 3 月份，且云量较大。综合考虑云量及季节的影响，研究最终选用了 2018 年 9 月的一张无云珞珈一号夜光遥感影像，其空间分辨率为 130 米。同样的，研究对该数据执行了一系列预处理步骤，包括坐标投影、夜光增强、地理配准和辐射校准（Tang 等，2020）。

需要强调的是，珞珈一号数据的辐射校准方法与吉林一号略有不同。由于夜光数据的亮度值以浮点型存储，直接存储和处理存在一定的不便，因此，珞珈一号地面系统对浮点型辐射亮度数据进行了放大 10^{10} 倍的指数拉伸，并转换为 INT32 格式以便存储。为了确保后续计算的准确性，本文依据公式（5-3）对珞珈一号夜光数据进行了反拉伸处理，以恢复其原始辐射亮度值。注意，不同夜光遥感数据的 N 值量纲是不同的，但考虑到研究后续对各个数据独立处理，因此未进行统一量纲的计算。

$$N = DN^{\frac{3}{2}} \cdot 10^{-10} \quad (5-3)$$

式中： DN 为图像的灰度值； N 为绝对辐射校正后的辐射亮度，单位为 $W/(m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$ 。珞珈一号夜光数据校前后对比见图 5-13。

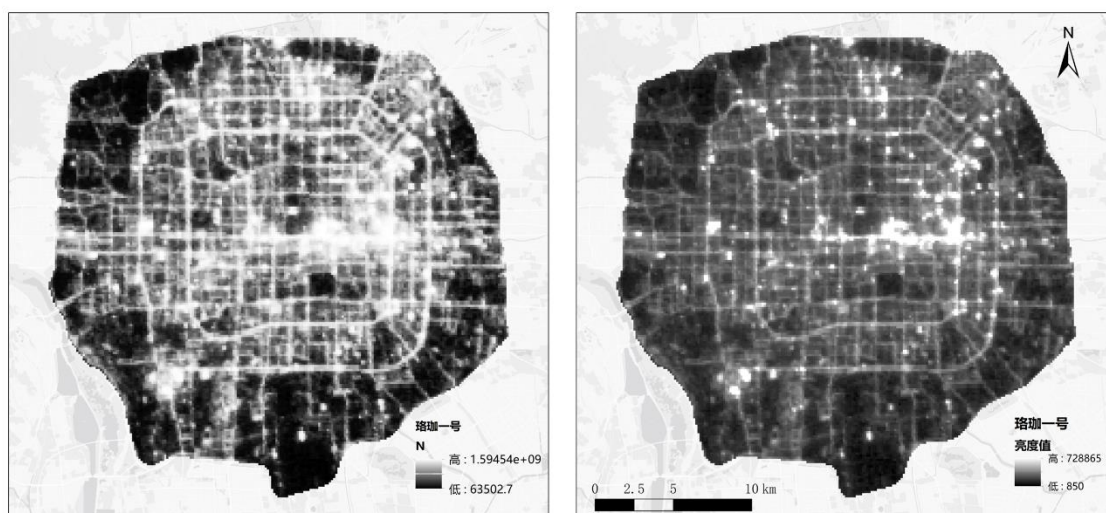


图5-13 珞珈一号夜光遥感数据校正前后对比

(8) NPP/VIIRS 夜光数据

本文还收集了2022年9月的NPP/VIIRS夜光遥感数据（图5-14）。该数据集的空间分辨率为500米。同样的，研究对该数据执行了一系列预处理步骤，包括坐标投影、夜光增强和地理配准（Tang等，2020）。

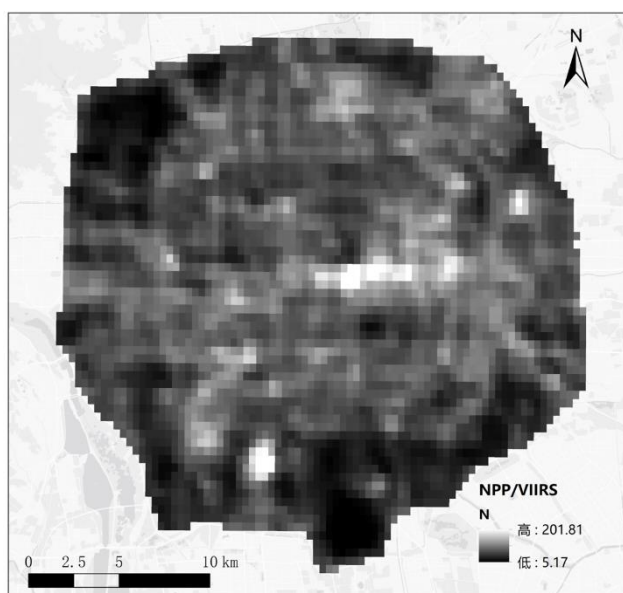


图5-14 NPP/VIIRS 夜光遥感数据

5.2 居住区住房空置率计算方法

居住区住房空置率反映了该地区实际使用的住房比例，而这一比例的计算需要了解两个核心数据：住房存量（即该地区总的住房数量）和家庭数量

（即已入住的住房数量）。

5.2.1 居住区住房存量计算方法

先前的研究利用土地利用数据，提取居住用地面积，以该面积值体现住房存量（Lu 等，2018；Yang 和 Pan，2022）。然而，在集合住宅背景下，居住建筑层数不同且差异较大，这种方法可能导致结果的极大偏差。因此，一些学者采用三维建筑数据的建筑面积来估算住房存量。然而，这些研究同样忽略了不同居住建筑的属性，如建筑类型或楼层数与户型面积的相关性（Hu 等，2017）。此外，还有部分学者采用房地产信息服务平台的住房存量数据（Shi 等，2021），但这些数据难以覆盖所有研究区域。因此，本文通过结合来自房地产信息服务平台的各种居住建筑类型的户型面积数据以及三维建筑数据进行住房存量的推算。

（1）建筑及二手房户型属性数据匹配

建筑户型面积推算的具体流程图见图 5-15。首先进行建筑及二手房户型属性数据的匹配，确定每个居住建筑的户型面积。

研究假设每个居住建筑中的住房的户型面积是一致的。采取近邻分析方式，每条二手房户型属性数据都被匹配至最邻近的居住建筑中，并将其作为该居住建筑的户型属性数据，以此得到每个居住建筑的户型面积。若同一建筑被多个二手房数据所匹配，则取其户型面积的均值作为代表值。

在实际操作中，研究发现部分建筑或居住区未被二手房户型数据完全覆盖，导致部分建筑的户型面积信息缺失。为解决这一问题，研究进一步开展户型面积的推算工作。具体做法是，依据建筑的楼层数和类型，将居住建筑划分为五类：别墅、0-6 层居住建筑、7-18 层居住建筑、19-33 层居住建筑及 33 层以上居住建筑，这些分类标准基于中国各地居住建筑结构中常见的楼层数分布（Li 等，2023）。

对于那些居住区内有二手房户型数据覆盖，但个别建筑缺乏户型面积数据的情况，假设该建筑的户型面积与居住区内相同类型建筑的户型面积均值相同。具体而言，如果居住区内某一类型的建筑有二手房数据覆盖，使用该类型建筑的户型面积均值作为缺失建筑的推算值。对于居住区内完全没有户型属性数据覆盖的建筑，则参考北京五环内同类建筑的户型面积均值作为推算依据，尽可能提高缺失数据填补的准确性与合理性。

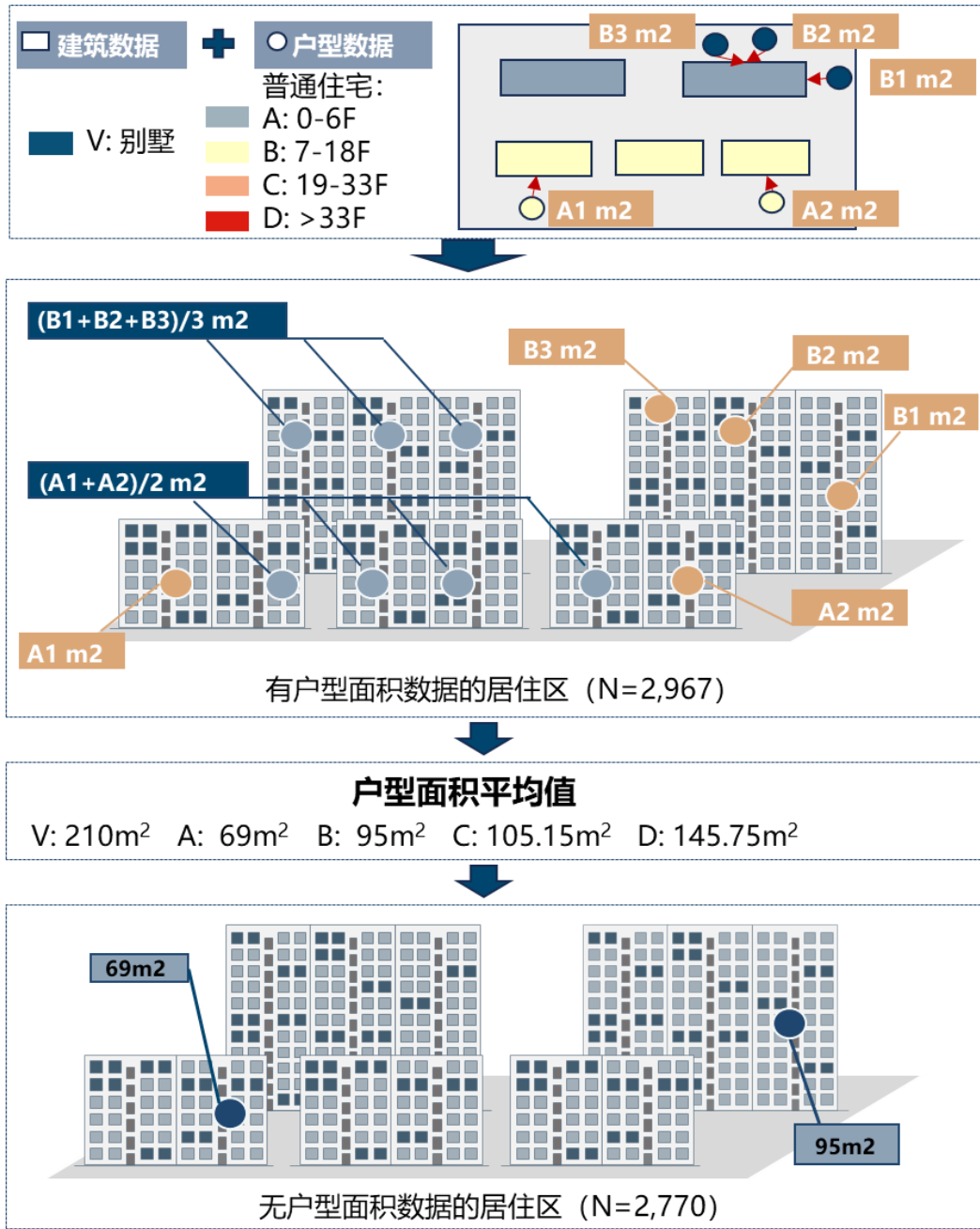


图5-15 建筑户型面积确定流程

(2) 住房存量计算方法

每个建筑的住房存量需要综合建筑总面积与户型面积共同计算得出。利用空间连接方式，将建筑按其质心位置匹配到居住区，居住区的住房存量等于居住区内所有居住建筑的住房存量之和，详见公式 5-4。

$$Capacity_j = \sum_i \frac{A_{base_i} \times F_i}{A_{avg_unit_type,i}} \quad (5-4)$$

式中 $Capacity_j$ 表示居住区 j 的住房单元存量； i 表示居住区 j 内的每幢建筑； A_{base_i} 为建筑物 i 的基底面积； F_i 表示建筑物 i 的层数； $A_{avg_unit_type,i}$ 表示建筑物的户型面积。

5.2.2 居住区家庭数量计算方法

研究使用五个不同的数据集推算每个居住区的居住人口数量，进一步计算得到家庭数量。

5.2.2.1 利用百度 LBS 数据计算居住家庭数量

居住区家庭数量等于居住区内居住人口数量与户规模数据的比值（公式 5-5）。

$$Household_{baidu,j} = Pop_{baidu,j} / House_size_j \quad (5-5)$$

式中， $Household_{baidu,j}$ 代表百度 LBS 数据计算得出的第 j 个居住区的家庭数量， $Pop_{baidu,j}$ 代表百度 LBS 数据计算得出的第 j 个居住区的人数， $House_size_j$ 代表第 j 个居住区所在区县的户规模数据。

5.2.2.2 利用联通手机信令数据计算居住区家庭数量

利用联通手机信令数据计算家庭数量的方式同百度 LBS 数据处理方式相近，即居住区家庭数量等于居住区内居住人口数量与户规模数据的比值（公式 5-6）。

$$Household_{unicom,j} = Pop_{unicom,j} / House_size_j \quad (5-6)$$

式中， $Household_{unicom,j}$ 代表联通手机信令数据计算得出的第 j 个居住区的家庭数量， $Pop_{unicom,j}$ 代表联通手机信令数据计算得出的第 j 个居住区的人数， $House_size_j$ 代表第 j 个居住区所在区县的户规模数据。

5.2.2.3 利用夜光数据计算居住区家庭数量

本文进一步利用三种来源的夜光遥感数据来估算居住区内的实际家庭数量。基于先前研究建立的假设，假设家庭数量与居住建筑发出的夜间灯光值之间存在线性关系，且线性系数恒定（Shi 等，2022）。为了最大限度地减少非住宅光源（如路灯、汽车前灯和非住宅区域的灯）的影响，本文着重于量化居住建筑周围 2 米半径范围内夜间灯光的亮度值。

研究计算了各个居住区的户均亮度值，并假定户均亮度值的中位数作为一户非空置住房的亮度值。通过将这个平均亮度值与居住区的实际亮度值相关联，

即可计算出家庭数量。

$$N_{avg,j} = N_{Rj}/Capacity_j \quad (5-7)$$

$$Household_{night\ time\ light\ data,j} = N_{Rj}/N_{avg_median} \quad (5-8)$$

式中：式中 $N_{avg,j}$ 为居住区 j 内每户家庭的平均 DN 值； N_{Rj} 为居住区 j 内居住建筑 2m 缓冲带内 DN 值； $Capacity_j$ 表示居住区 j 的住房存量； N_{avg_median} 是 $N_{avg,j}$ 的中位数。 $Household_{night\ time\ light\ data,j}$ 表示不同夜光遥感数据下居住区 j 的家庭数量。

5.2.3 住房空置率计算方法

居住区住房存量反映了居住区理论状态应入住多少家庭，家庭数量反映了居住区实际状态的入住家庭。因此，可根据这两个数值计算得到居住区的住房空置率，具体计算公式为

$$HVR = 1 - Household/Capcity \quad (5-9)$$

式中， HVR 代表不同数据推算得到的居住区住房空置率， $Household$ 代表依据不同数据推算得到的家庭数量， $Capcity$ 代表居住区住房存量。

5.3 居住区住房存量及家庭数量计算结果

5.3.1 居住区住房存量计算结果

各建筑的户型面积空间分布如图 5-16 所示。结果显示，北京居住建筑的户型面积最小值为 13.8 m²，最大值达到 1,100 m²，平均值为 115.1 m²。空间分布上，三环以内区域以小户型住房为主，而三环以外区域则分布着更多的大户型住宅。这一差异主要源于建筑年代与住宅发展阶段的不同。三环内多数居住建筑建造年代较早，当时的住宅建设多以满足基本居住功能为主，户型面积相对较小。随着城市扩展与居民对居住品质需求的不断提升，三环外新建的住宅逐渐呈现出户型面积更大、功能更完善的趋势，反映出城市住宅发展的演进逻辑。

进一步计算得出，北京五环内的居住区目前的住房存量为 28 万套。平均每个居住区的住房存量为 476 套。最大住房存量为 7,765 套，最小存量为 5 套，标准差为 596 套。整体来看，高住房存量居住区主要分布在四五环之间（图 5-17）。

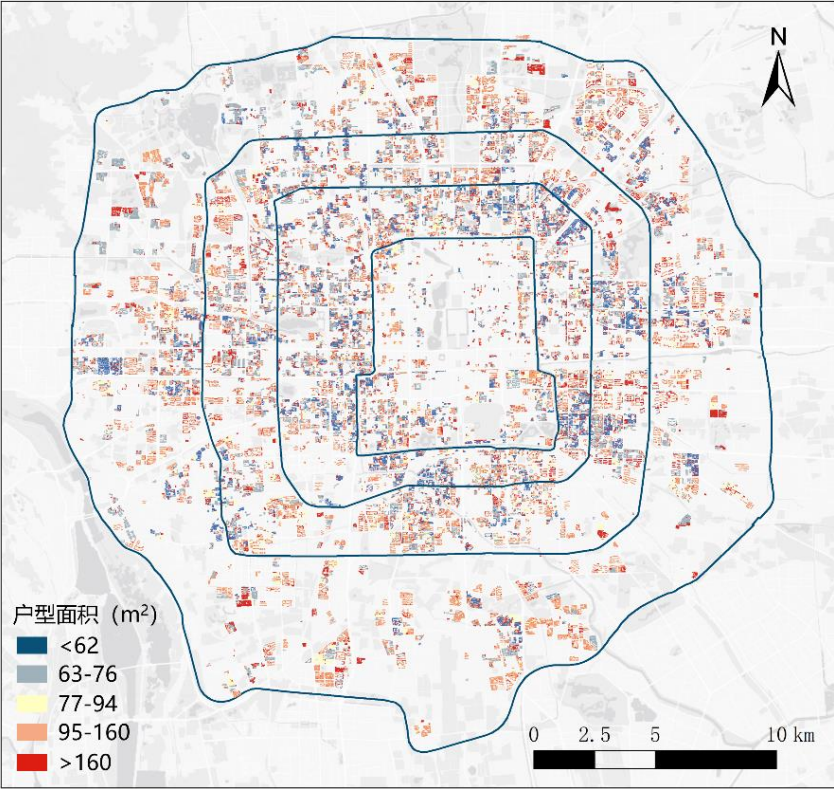


图5-16 建筑户型面积空间分布

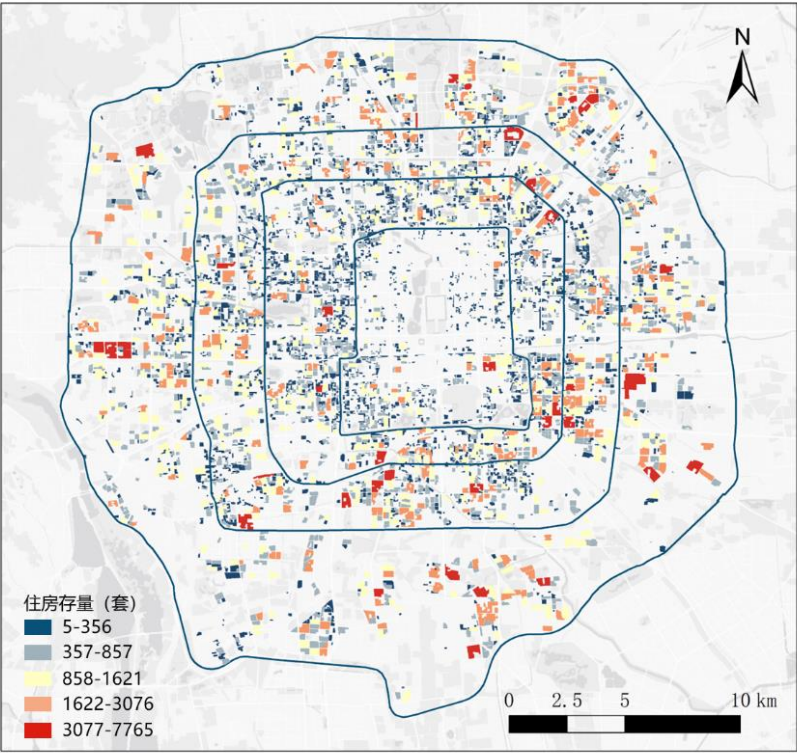


图5-17 居住区住房存量空间分布

5.3.2 居住区家庭数量计算结果

不同数据来源得出的家庭数量估计值存在明显差异（表 5-3），来自百度 LBS、联通移动信令和吉林一号夜光遥感数据的家庭数量结果都超过了研究区域内的住房存量。

具体来说，百度 LBS 数据显示的家庭数量最高，共计 361 万户，平均每个居住区存在 630 个家庭。联通移动信令数据的结果显示的家庭数量总数略低，为 346 万户，平均每个居住区 603 户。吉林一号夜光遥感数据估计的实际家庭数量为 303 万户，平均每个居住区 529 户。

相比之下，珞珈一号和 NPP/VIIRS 的夜光遥感数据显示，实际家庭数量低于住房存量，前者为 223 万户（平均为 390 户），后者为 114 万户（平均为 199 户）。五个数据估计的分布图也强调了差异（图 5-18，图 5-19）。

表 5-3 不同数据估计的家庭数量对比

	总和	平均值	最小值	最大值	标准差
住房存量	2,788,109	476	11	8,133	596
家庭数量_百度	3,614,545	630	0	13,042	838
家庭数量_联通	3,461,831	603	0	12,339	934
家庭数量_jilin-01	3,035,028	529	8	27,330	864
家庭数量_luojia-01	2,237,763	390	20	11,793	425
家庭数量_npp	1,140,533	199	0	2,286	216

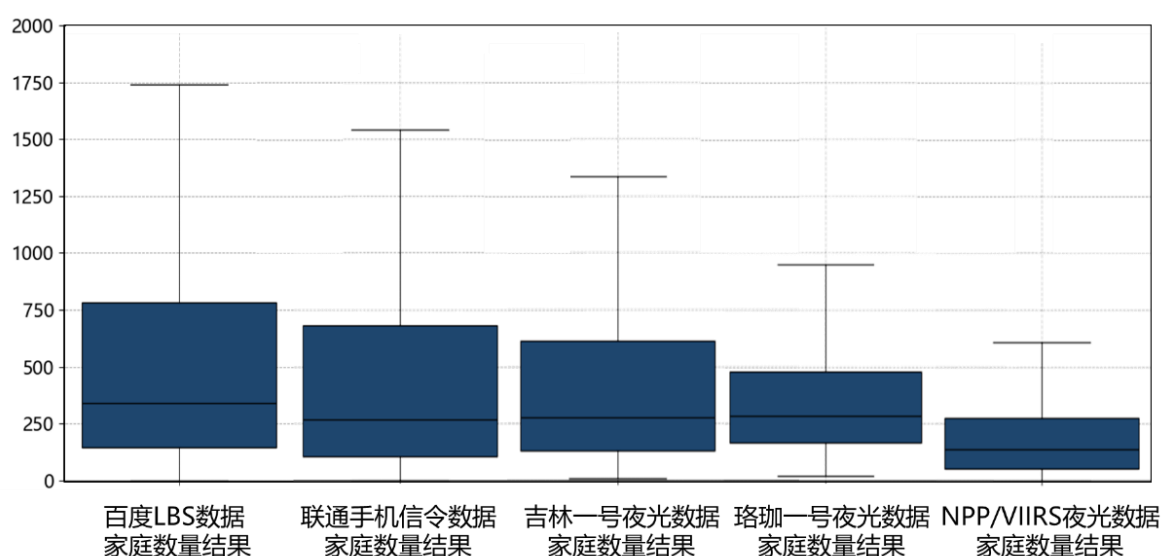


图5-18 不同数据估计的家庭数量直方图对比

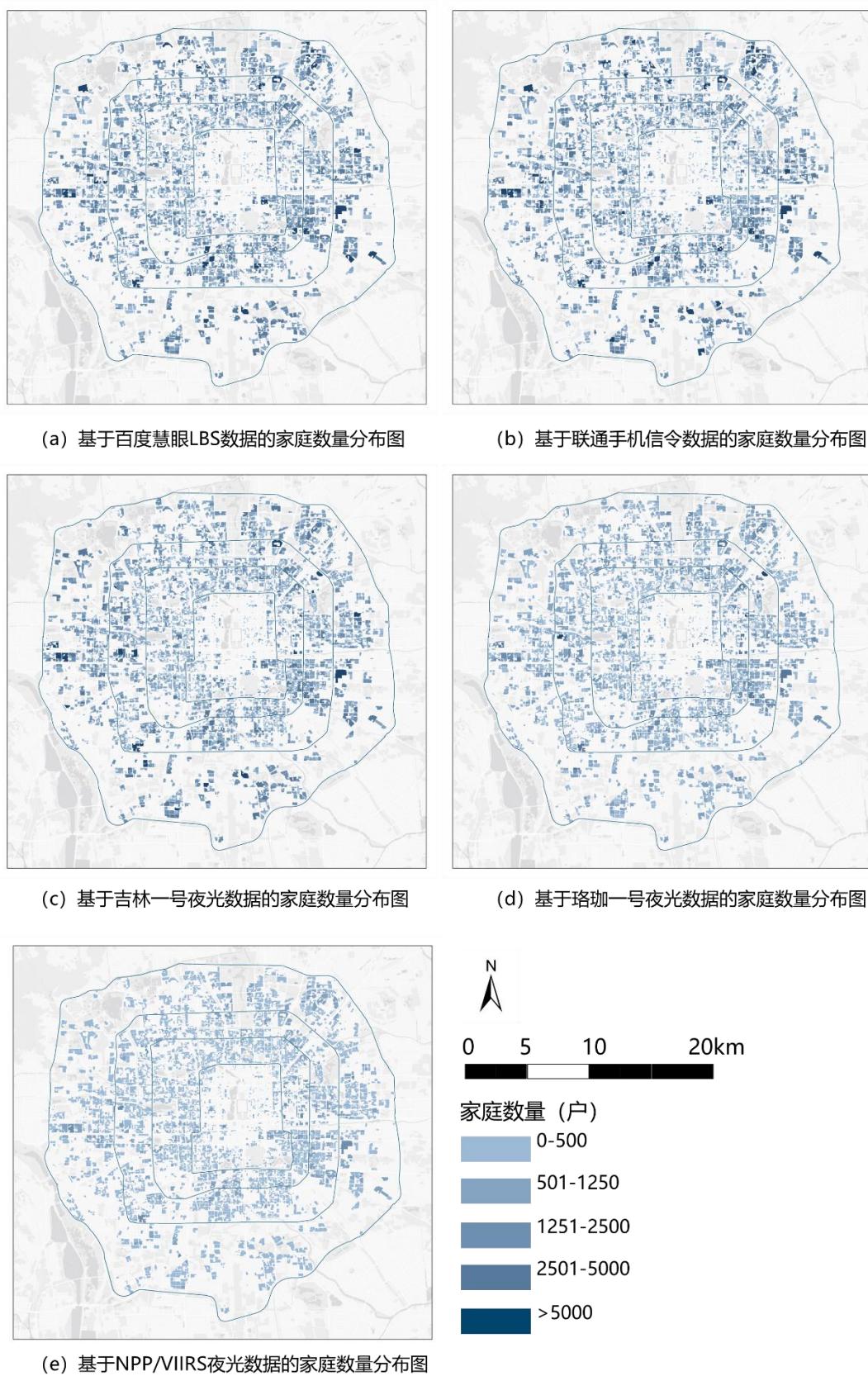


图5-19 不同数据估计的家庭数量的空间分布

研究采用 Pearson 相关系数对五个数据变量之间的相关性进行测度。Pearson 相关系数是一种广泛用于评估两个连续变量之间线性关系的统计指标，其取值范围介于-1至1之间。当相关系数接近1时，表明两变量之间存在较强的正相关关系，即其中一个变量增加时，另一个变量也趋于增加。相关系数接近-1则表示两变量呈现显著的负相关关系，即当一个变量增加时，另一个变量则趋于减少。若相关系数接近0，则意味着两者之间几乎不存在线性相关性，变量间的变化趋势无明显关联。因此，Pearson 相关系数不仅能够衡量变量间线性关系的强度，同时还能揭示其相关方向。

在本研究中，对五个数据估计值的两两相关性进行了详细分析（图 5-20）。根据计算结果，除了百度 LBS 与联通手机信令数据之间的相关系数为 0.83，显示出较强的正相关关系外，其余数据对之间的相关性均在 0.60 以下。这些结果强调了不同数据源之间的差异性，表明即使是相似性质的数据，其估算结果也可能存在显著的偏差。因此，研究人员需对数据的准确性进行严格的验证与校准，以确保分析结果的科学性与结论的可靠性。

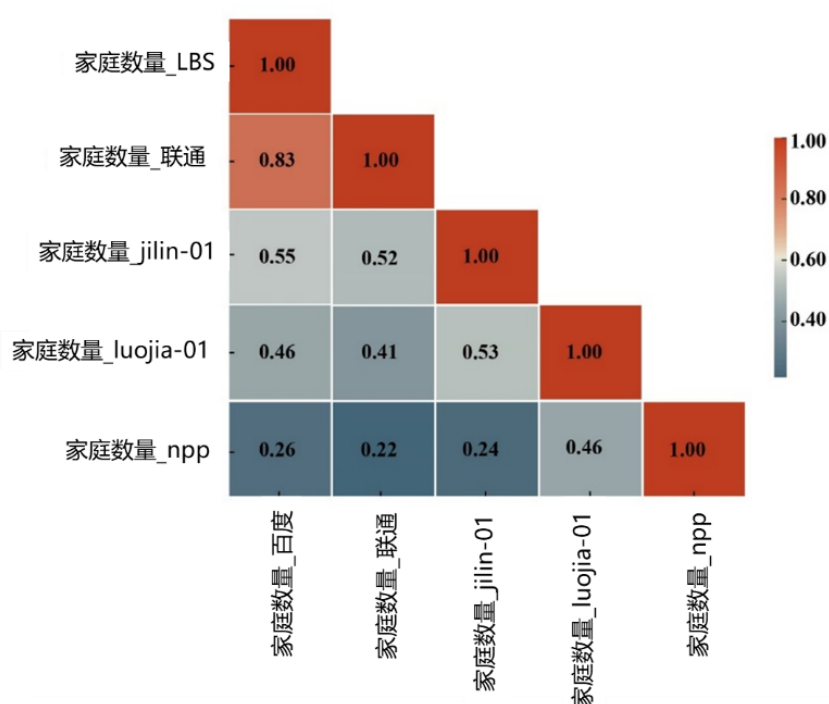


图5-20 5个数据集估算的家庭数量结果的相关性分析

5.4 住房空置率验证

为验证研究结果的可靠性与准确性，本文筛选了一定数量的典型居住区，开展实地数据采集工作，获取居住区住房空置率的“真值”数据。随后，将实

地调查结果与利用其余五种数据来源所计算得出的空置率结果进行对比分析，从而评估所提出方法的有效性与适用性。

5.4.1 典型居住区筛选

5.4.1.1 典型居住区筛选规则

先前的研究表明，居住区的住房空置率通常与多个因素密切相关，这些因素包括居住区的规模（Du 等，2018）、建设年份（Shi 等，2022）、地理位置（Shi 等，2022）以及房地产价格（Zhang 等，2016）。

鉴于这些因素对居住区空置率的影响，本文在选择居住区样本时，采用了一种多维度的抽样策略，旨在确保所选居住区能够在关键影响因素上具有代表性差异。具体来说，样本选择规则如下（图 5-21）：

（1）居住区规模

不同规模的居住区通常在居民数量、物业管理、基础设施等方面存在差异。大型居住区可能由于其完善的公共设施和更高的居民流动性产生低空置率，而小型居住区则可能因居民密度较高或周边配套不完善而呈现出高空置率。因此，样本中的居住区将涵盖不同面积规模，以确保分析能够考虑到不同程度住房空置率的居住区。

（2）建设年份

居住区的建设年代对其住房空置率也有重要影响。老旧居住区通常因为设施陈旧、交通不便或楼层较高而导致较高的空置率，而新建的居住区可能由于现代化设施、较好的居住环境和配套设施而更容易吸引家庭。因此，样本中将同时包括上世纪 80 年代及之前建成的老旧居住区，也会包括近十年新建的居住区。

（3）区位分析

地理位置是影响居住区空置率的关键因素之一。城市核心区通常有较高的土地价值和良好的交通可达性，因此住房空置率可能较低，而城郊和外围区域则可能由于交通不便、基础设施薄弱或市场需求较低，导致较高的住房空置率。因此，本文选择的居住区将分布在城市不同环路之间。

（4）房价

房价是决定居民是否能够承受住房成本的重要因素，直接影响住房的空置率。房价较高的居住区通常具有更高的需求和较低的住房空置率，而低价居住区则可能因经济条件或社区环境不理想而产生较高的住房空置率。因此，本文从低价格、中等价格和高价格三个层次选择样本，以确保涵盖不同社会经济层

次的居住区。

(5) 实地采集数据的地理集中性

由于涉及到实地数据采集，除了满足上述四个筛选规则外，为了提高采集效率和减少时间成本，还要求所选的居住区尽量聚集在一个地理区域内。通过选择相对集中的区域，最大限度地减少数据采集的时间，避免跨越较大的地理范围，减少由交通、环境等因素带来的数据采集时间成本，从而提高数据采集的效率与质量。

通过这些筛选规则，本文确保了所选居住区在关键因素上具有代表性差异，能够全面反映不同居住区在住房空置率方面的变异性。

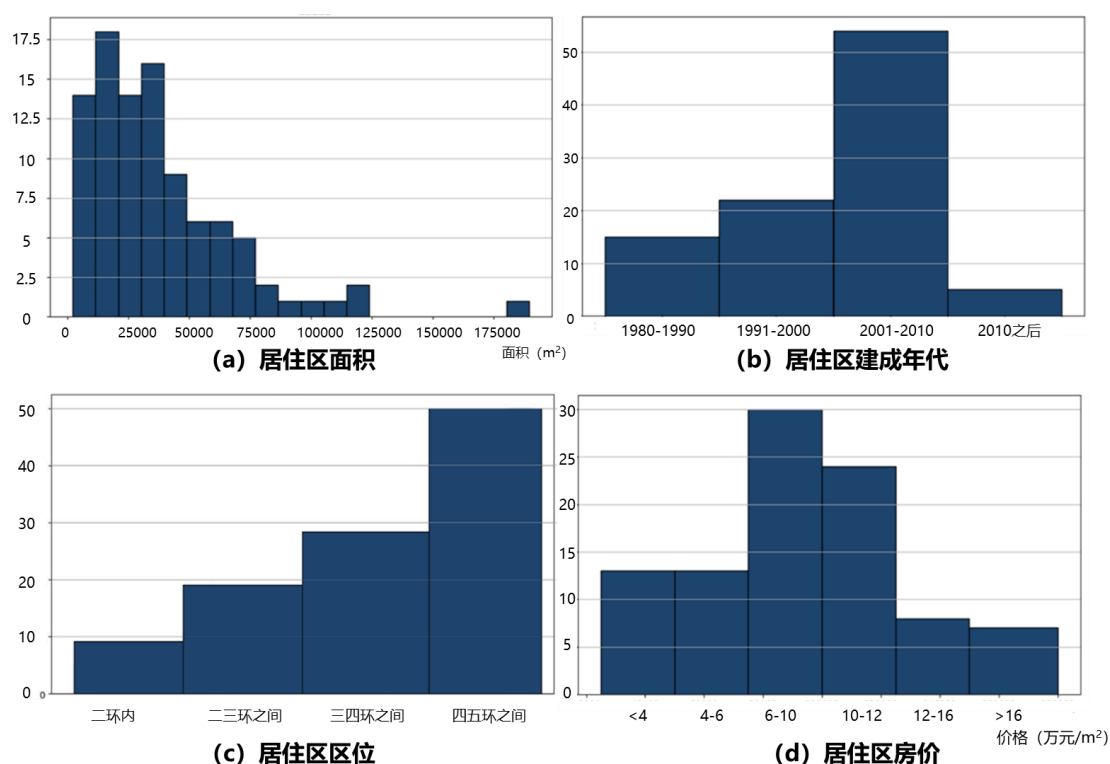


图5-21 典型居住区面积、建成年代、区位及房价分布

5.4.1.2 典型居住区筛选结果

本文最终对 103 个具有代表性的居住区开展了实地调查。调查结果显示，这些居住区的平均楼层数为 9.02 层，最低为 3 层，最高可达 34 层（图 5-22），整体分布趋势与研究区域内住房建筑的总体特征基本一致，具有较强的代表性。

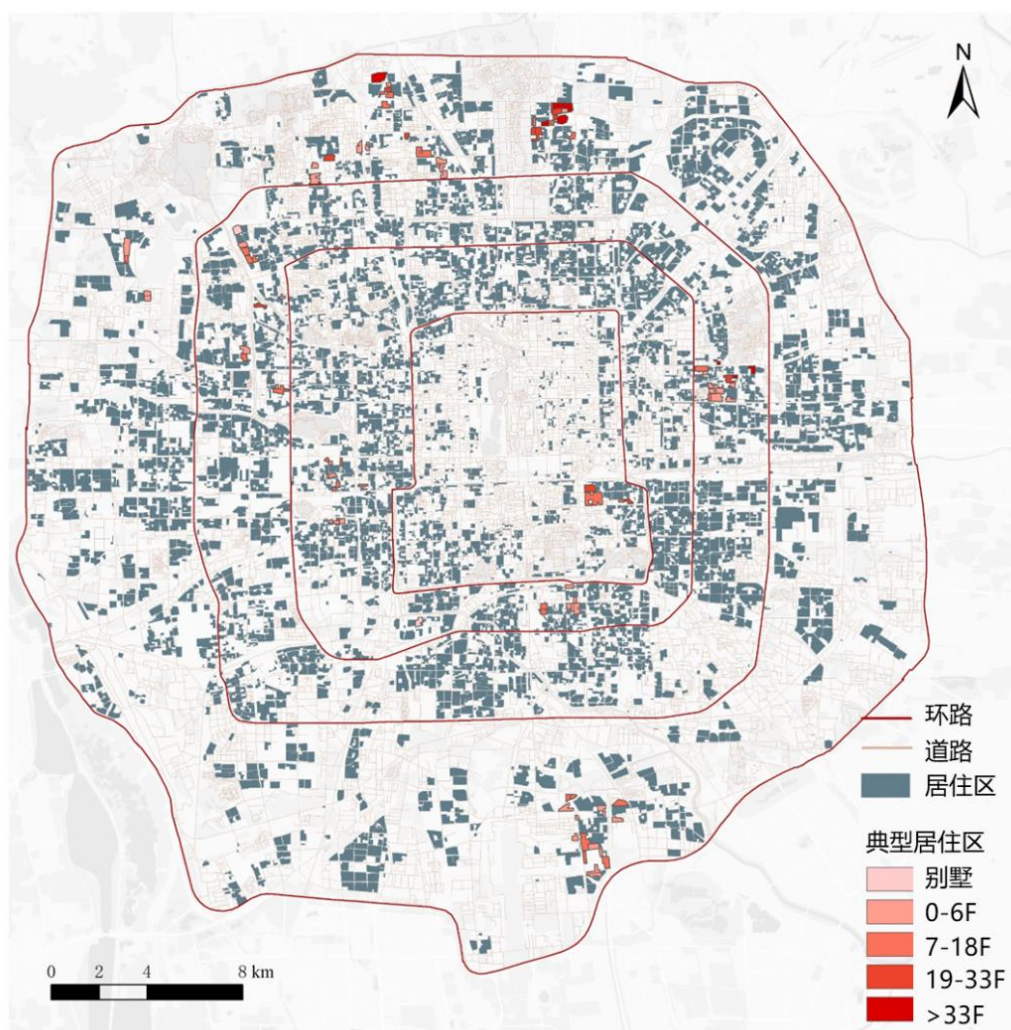


图5-22 典型居住区空间及层数分布

5.4.2 实地数据采集

在集合住宅背景下，确定每个居住区的家庭数量面临着相当大的挑战，主要原因在于获取精确数据的难度。一方面，居住区外立面的外观信息并不能可靠地反映居民入住的实际情况，另外，北京居住区的物业管理严格，这使得通过户前图像等方式来获取住房占用状态的准确性存疑。另一方面，北京五环内是无人机禁飞区域，这使得通过无人机拍摄和数据采集的方式进行家庭数量估算成为不现实的选择。

为了解决这一问题，研究采用了一个创新的方法来估算每个居住区的家庭数量。研究假设，每个居住区的非空置住房都配备了一个无线网络接入点（Access Point, AP），例如 Wi-Fi 路由器等设备。

5.4.2.1 Wi-Fi 探针数据介绍

随着互联网普及率的不断提升，Wi-Fi 连接已深度嵌入人们的日常生活，不仅改变了信息交流的方式，也为各类技术应用提供了关键的数据支撑，成为智慧城市与空间感知研究中的重要数据来源之一。根据《中国互联网发展统计报告》数据显示，截至 2023 年底，中国的互联网用户已达 10.9 亿，互联网普及率为 77.5%。这一统计数据反映了互联网在中国城市地区的广泛渗透。以北京为例，宽带在居民区的覆盖率已达到 99%，这意味着几乎所有的家庭和个人，尤其是在城市地区，几乎都与互联网保持着持续的连接。其中，Wi-Fi 网络又是最为常见的互联网接入方式。

Wi-Fi 技术不仅为居民提供了通过互联网发送请求与接收响应的能力，也在其连接过程中留下了可被追踪的网络行为痕迹。这些连接记录为建筑占用情况的检测提供了一种高效、经济且便捷的解决方案，尤其适用于商业及住宅类建筑。先前的研究表明，长期无人居住或空置的住房通常缺乏活跃的互联网连接和相关设备，这意味着没有 Wi-Fi 信号覆盖的住房往往指示着其可能长时间未被使用（Konomi 等，2019）。这一发现使得 Wi-Fi 信号成为评估建筑物占用情况的有效工具，尤其在大规模监测和住房空置率分析中具有重要意义。

Wi-Fi 信号的监测技术，特别是 Wi-Fi 探针技术，提供了一种新的住房占用检测方式。Wi-Fi 探针技术无需主动接入 Wi-Fi 网络，即可通过捕捉周围区域内开启 Wi-Fi 的智能手机、笔记本电脑、平板电脑等终端设备的信号，以及路由器等 AP 设备的信号。这一技术的基本原理是通过监听 Wi-Fi 信号并解码其中的介质访问控制（Media Access Control, MAC）地址、信号强度等信息，识别周围的 Wi-Fi 设备，从而推测出设备的位置、移动轨迹和停留时间。与传统的人工调查或基于图像分析的技术相比，Wi-Fi 探针技术在效率和精度上都具有显著的优势。

5.4.2.2 Wi-Fi 探针数据采集

（1）数据采集方案

研究首先制定了详细的工作手册（详见附录 E），确保数据采集过程的规范性和一致性。为了高效、准确地完成数据采集任务，4 位志愿者在 2023 年 8 月 15 日至 23 日期间，携带 Wi-Fi 探针、GoPro 运动相机以及已安装“两步路”应用程序的智能手机，骑乘电动自行车遍历居住区内的每一条道路进行数据采集（图 5-23）。



图5-23 实地数据采集

(2) Wi-Fi 探针设备

本次采集使用的 Wi-Fi 探针为中科爱讯 TZ-4007 探针，该探针具有安装简易、体积小巧等特点，可定时记录一次探针周边一定距离内的源 MAC 地址、目的 MAC 地址、帧主类型、帧子类型、信号强度、采集时间等信息（图 5-24）。

4202615BAC18	FFFFFFFFFFFF	0	4	7	-28
8603C792592B	58C8766B7948	2	4	6	-94
6CB15865023A	F4848D52EB30	2	8	1	-88

源MAC	目的MAC	帧主类型	帧子类型	信道	信号强度
指探针抓取到的 WiFi 信号的发射端的 MAC 地址，一般为手机	指探针抓取到的 WiFi 信号的接收端的 MAC 地址，一般为无线路由器热点	包含三个值，0、1、2，分别对应管理帧、控制帧、数据帧	在不同的主类型下，各类型表示的含义各不相同	是一个数字编号，特指 WiFi 协议标准下的一个特定通信频段	指探针抓取到的 WiFi 信号的强度，最小值为“-100”；一般来说，此值越大表示发射设备离探针越近。一般 1 米左右的信号强度会到-50 左右

图5-24 Wi-Fi探针数据说明

(3) Wi-Fi 探针配置

为了保证数据的准确性与精度，本文利用中科爱讯提供的软件平台对 Wi-Fi 探针进行统一配置。首先，将上传周期设定为最高精度，即每隔 5 秒进行一次数据采集。同时，对每次采集到的数据实施过滤处理，以剔除异常值、减少

噪声干扰。在 5 秒的时间间隔内，如果探针捕获到多个具有相同终端 MAC 地址的记录，则仅保留信号强度最强的记录。这一设置能够确保数据的代表性，避免因同一设备多次记录而导致的数据冗余和偏差。

此外，研究将探针的探测距离设置为 150 米，这一设置旨在确保能够采集到居住区内足够的数据信息，尤其是在较高的居住建筑中也能够捕捉到信号。为了提高数据采集的准确性，研究决定不对手机热点 MAC 地址进行过滤，也不排除随机生成的 MAC 地址，这有助于全面收集所有设备的无线信号信息，减少遗漏。配置工具及具体配置信息见图 5-25。

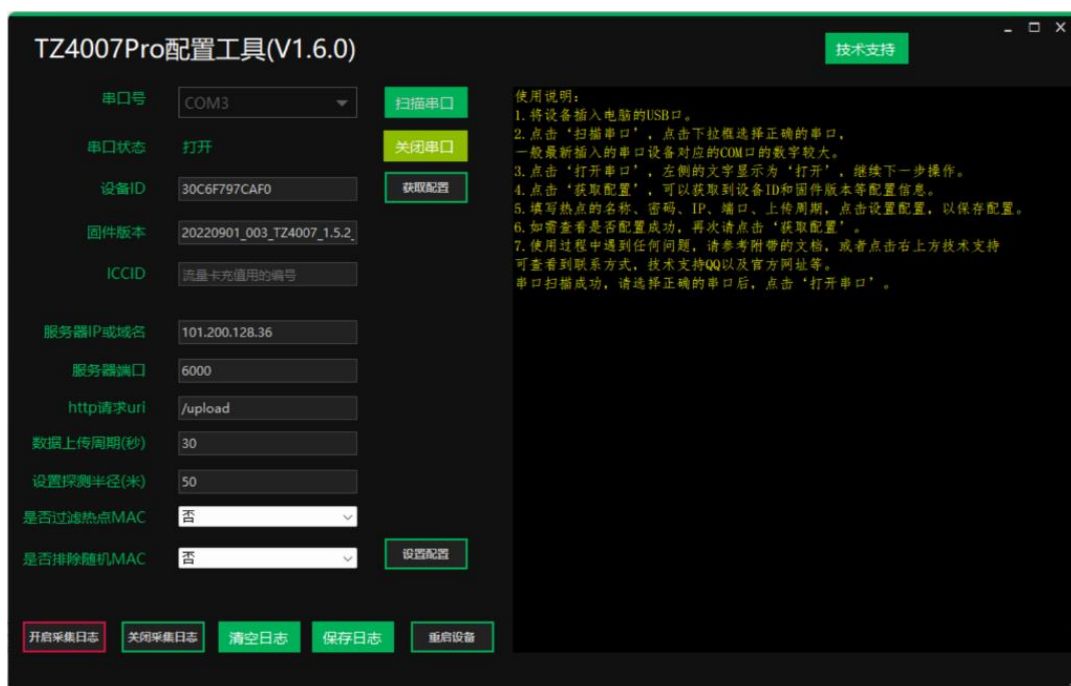


图5-25 Wi-Fi探针配置工具截图

(4) Wi-Fi 探针数据上传与存储

考虑到该型号 Wi-Fi 探针需要自行配备服务器来实时上传数据，因此，本文搭建了一个云服务器平台，用于实时接收和存储 Wi-Fi 探针采集到的数据。为了高效管理不同设备的数据，云服务器将不同 Wi-Fi 探针采集到的数据存储在各自独立的文件夹中。

此外，云服务器系统还具备实时监控和管理功能，数据采集者可以随时查看数据采集进度，进行异常数据的检测与处理，确保了数据的安全性和隐私保护，也便于后续的数据处理和分析。

(5) 数据采集

考虑到该探针并不会实时记录设备所在位置，因此，本文对“两步路”程

序进行参数预设并利用其记录探针所在位置和时间（图 5-26），GoPro 相机则用于捕捉居住区内的视觉图像，便于后续对比居住区实际情况。在数据收集过程中，数据采集者应保证电动车速度不超过 7km/h，且 Wi-Fi 探针不被金属物体或其他覆盖物遮挡。研究最终收集到 1,091 万条 Wi-Fi 信号数据，103 条 GPS 轨迹和 345.91 GB 的图像数据。



图5-26 两步路配置说明

5.4.3 Wi-Fi数据处理

既有研究常通过检测住房内是否存在手机、电脑等接入 Wi-Fi 网络的设备来判断其是否为空置。然而，该方法在集合住宅中存在显著局限性：由于一定范围内包含多个住房单元，无法准确识别具体哪些单元缺乏设备接入，从而难以确定空置住房的数量。

为突破这一限制，本文提出了新的思路：在现实居住场景中，每个已被占用的住房单元通常配备有且仅有一个 Wi-Fi 路由器，这一特征可作为判断住房是否有人居住的重要标识。基于此，统计居住区内 Wi-Fi 路由器的数量，即可较为准确地推算出实际入住的家庭数量。

本文按照电气和电子工程师协会（Institute of Electrical and Electronics Engineers, IEEE）发布的 802.11 协议中对于无线局域网中各种设备帧类型的设定，从 Wi-Fi 探针数据中提取了代表 Wi-Fi 路由器等 AP 设备的信息。IEEE 802.11 协议是当今 Wi-Fi 通信的国际标准，该协议定义了无线通信的基本框架，并且规范了无线局域网中设备间如何进行数据交换、通信连接和网络管理等过程。

在 IEEE 802.11 协议中，所有的数据帧按照功能划分为三类：管理帧、控制帧和数据帧。这三类帧在无线网络通信中各自承担不同的职能。管理帧主要用于无线网络的管理和控制，负责设备之间的网络连接、身份验证以及与 AP

之间的关联操作。控制帧则用于帮助数据的传输，处理数据帧的发送和接收控制。数据帧包含实际的传输数据，用于无线局域网内的数据通信。

在这三类帧中，管理帧的结构和功能最为复杂，因为它承担了网络接入、连接建立与断开管理等关键任务，尤其在无线设备加入或离开网络的过程中，起到了协调与控制的核心作用。管理帧包含了多个帧类型，其中最常见两种帧类型是：Beacon 帧和 Probe Request 帧（图 5-27）。这两种帧在 Wi-Fi 网络的通信过程中起到了至关重要的作用。可以看出，Beacon 帧由 AP 设备定期发出，其帧主类型为 0，帧子类型为 8。本文共提取出 126 万条 Beacon 帧记录，对应约 17 万个 AP 设备。

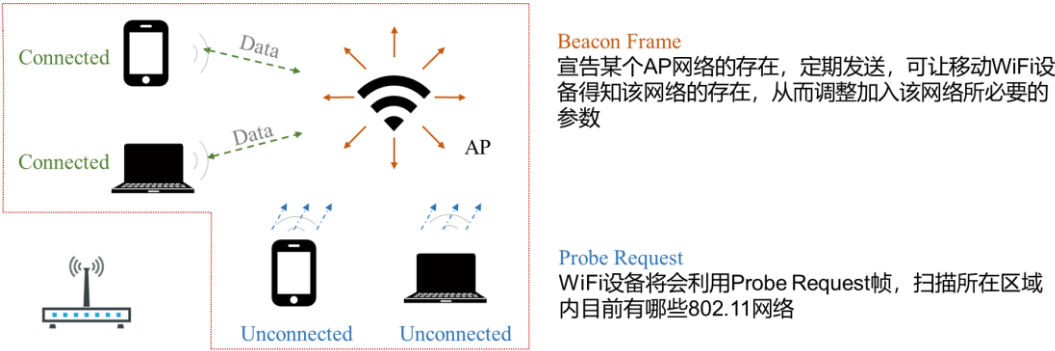


图5-27 Beacon帧和Probe Request帧原理示意

“两步路”程序记录的 GPS 数据的时间精度为 2-5s，因此，研究假定在两个 GPS 记录点之间，电动车为匀速行驶，通过等距插值的方式，将 GPS 轨迹的时间精度重采样到 1s，并提取信号被采集到的时间，通过将采集数据的时间戳与相应的 GPS 轨迹同步，即可确定 Wi-Fi 探针在检测到该信号时的位置（图 5-28）。

源MAC地址	目的MAC地址	帧主类型	帧子类型	强度	时间	时间	经度	维度
78*****80	FF*****FF	0	4	-86	20230818164553	20230818164553	116.33588	40.014876
FE*****48	FF*****FF	0	8	-86	20230818164553	20230818164554	116.33585	40.014879
30*****7F	FF*****FF	0	8	-90	20230818164553	20230818164555	116.33583	40.014883
24*****B0	FF*****FF	0	8	-86	20230818164553	20230818164556	116.33581	40.014886
24*****B0	FF*****FF	0	8	-87	20230818164558	20230818164557	116.33579	40.014890
54*****27	D4*****72	1	9	-83	20230818164558	20230818164558	116.33577	40.014894
A4*****90	FF*****FF	0	8	-90	20230818164558	20230818164559	116.33575	40.014897
24*****B0	FF*****FF	0	8	-87	20230818164563	20230818164560	116.33573	40.014901

图5-28 Wi-Fi探针数据与GPS轨迹数据匹配

考虑到采集过程中，探针会收集到居住区边界外的 AP 数据。因此，研究进一步假设信号强度与探针到 AP 的距离呈负相关，通过在 Wi-Fi 探针配置平台上设置不同采集范围阈值，并提取不同阈值下信号强度的极值，确定探针到 AP 距离与信号强度之间的具体对应关系，采进一步并采用多层技术，对每个 AP 的可能位置进行了估计，最终排除了位于居住区外围的 AP（图 5-29）。

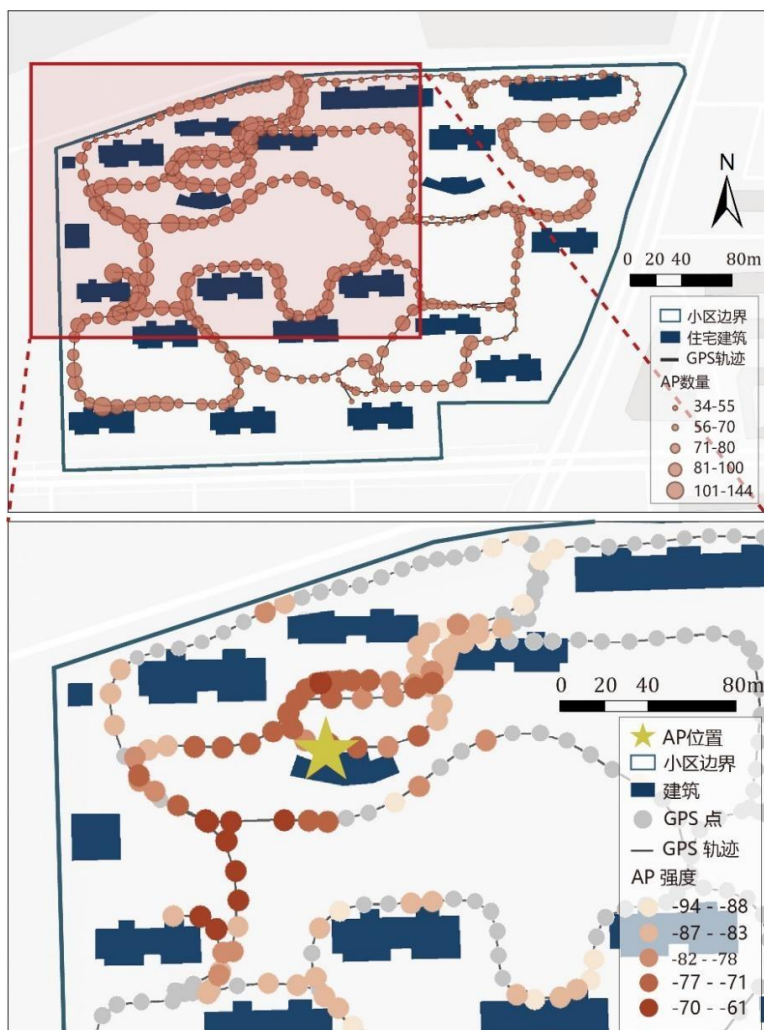


图5-29 AP位置推算方法流程

5.4.4 相关性分析

以 103 个典型居住区为样本，利用 Wi-Fi 探针数据中提取到的居住区 AP 数量计算住房空置率，并以 HVR_Wi-Fi 为因变量，以百度 LBS 数据、联通手机信令数据、吉林一号夜光数据、珞珈一号夜光数据、NPP/VIIRS 夜光数据计算得出的空置率结果，即 HVR_baidu、HVR_unicom、HVR_jilin-01、HVR_luojia-01、HVR_npp 为自变量，分别进行双变量相关分析，以评价 5 个数据集的准确性。

根据图 5-30 中的分析结果，研究发现，百度 LBS 数据结果与 Wi-Fi 探针数据结果之间的相关系数为 0.76 ($p < 0.001$)，表明这两个数据集在估算空置率方面有较高的相关性，且这种相关性在统计上具有显著性。这也说明百度 LBS 数据能够准确地捕捉到居住区的家庭数量和住房的占用情况。这种较高的相关系数为进一步应用百度 LBS 数据进行住房空置率测度提供了理论依据。

为了确保研究结果的稳健性，本文同时进行了三项鲁棒性检验。三项稳健性检查的结果显示，百度地图 LBS 数据的表现始终优于其他数据。

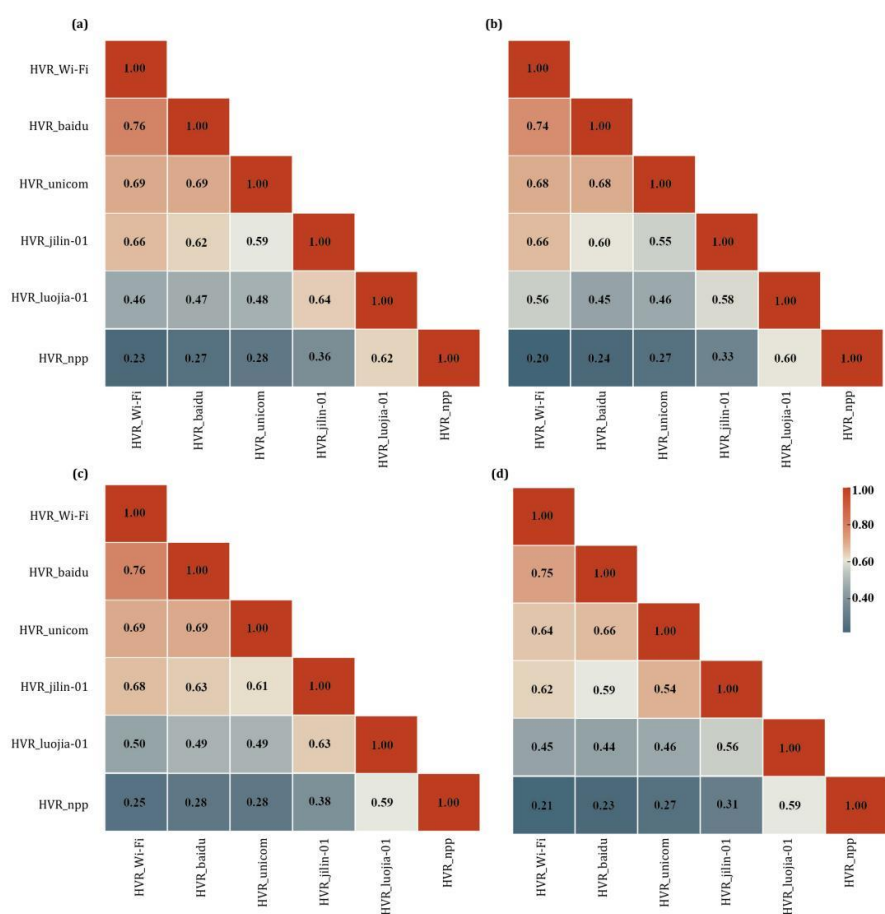


图5-30 5个数据集与Wi-Fi探针数据计算的HVR的相关性分析及稳健性检验

(a)未做任何调整的 HVR 相关分析结果；(b)未修改居住区边界的 HVR 相关分析结果；

(c)调整夜光数据估算家庭数量方法的 HVR 相关分析结果；

(d)使用房地产平台住房存量数据的 HVR 相关分析结果

具体来说，第一项鲁棒性检验使用未经人工筛查的居住区边界数据进行 HVR（住房空置率）计算。具体而言，该方法直接基于 AOI 及其他数据集获取居住区边界，未对其中的公共建筑或非住宅结构进行人工排除，以检验边界

划定误差对结果的影响。

第二项鲁棒性检验调整了基于夜光遥感数据推算居住区家庭数量的方法。研究假设夜间灯光强度与居住区内人口规模之间存在一定的线性关系，并基于三个不同的夜光遥感数据集，结合人口普查数据对各居住区人口规模进行估算，进一步结合户规模数据推算家庭数量，从而计算 HVR。

第三项鲁棒性检验则采用房地产平台，即安居客平台提供的数据，直接获取居住区的住房存量信息，以替代本文的推算结果，从另一数据源角度检验结果的稳定性。

5.4.5 不同方法比选

（1）百度 LBS 数据

研究结果表明，百度 LBS 数据在计算居住区尺度的住房空置率方面表现优异，与 Wi-Fi 探针数据结果的相关系数达到 0.76 ($p < 0.001$)。这一较高的相关性验证了百度 LBS 数据在此类任务中的有效性。已有研究也得出了相似结论，即在绘制人口空间分布方面，LBS 数据的表现显著优于卫星土地利用覆盖数据和夜光遥感数据 (Xu 等, 2021)。这是因为，LBS 数据通过基于位置的服务来提供用户活动信息，能够有效反映人口流动和分布情况，从而为住房空置率的估算提供了精准的支持。

然而，LBS 数据的准确性也受到一定限制，特别是在其用户覆盖面上。由于互联网 LBS 数据主要依赖于智能手机用户，其对老年群体的覆盖相对较差，这可能影响到部分居住区，尤其是老年人居住比例较高的区域的住房空置率估算。此外，LBS 数据主要反映活跃用户的地理位置，可能忽视了非智能手机用户或低频用户的活动情况，从而影响了数据的全面性和代表性。

（2）联通手机信令数据

针对联通手机信令数据，其与 Wi-Fi 探针数据结果的相关系数达到 0.69，显著性水平为 $p < 0.001$ 。相比百度 LBS 数据，联通手机信令数据相对较差的性能可能归因于其依赖于所连接基站的位置来近似用户位置 (Zhai 等, 2018)，因此相比直接通过 GPS 定位的 LBS 数据，精度较差。

此外，联通的居民住址识别算法依赖用户在注册手机卡后最长时间的夜间停留位置，而这一信息可能与实际居住地址存在偏差，尤其是对于流动人口或近期出现过搬迁居住地的用户。因此，手机信令数据在某些情况下可能未能准确反映某些居住区的实际人口情况。另一方面，手机信令数据对儿童群体的覆盖较差，因为未成年人使用手机卡的比例相对较低，这也可能导致某些特定

人群的居住情况未被准确捕捉。

（3）吉林一号夜光遥感数据

吉林一号夜光遥感数据与 Wi-Fi 探针数据结果的相关系数为 0.66 ($p < 0.001$)，表明其在估算住房空置率方面具有一定的有效性。然而，该数据也存在一些局限性，特别是夜光亮度值的解读问题。尽管夜光遥感数据能够反映居住区的夜间活跃程度，但由于路灯、汽车前灯等非住宅光源的影响，研究在分析过程中难以完全剔除这些干扰因素。因此，仅依据亮度值来估算居住区的空置率可能会引入一定误差。

此外，吉林一号虽具备较高的空间分辨率，但其成像效率相对较低，导致研究范围内不同区域的数据难以在同一时间下获得，从而可能影响不同范围内居住区住房空置率的可比性。与 LBS 数据或手机信令数据相比，吉林一号夜光遥感数据还缺乏动态更新能力，难以动态监测城市住房空置率的变化。

（4）珞珈一号和 NPP/VIIRS 夜光遥感数据

尽管既有研究已经验证了珞珈一号夜光遥感数据和 NPP/VIIRS 夜光遥感数据在街区或城市尺度上估算住房空置率的可行性。但在本文中，珞珈一号夜光遥感数据和 NPP/VIIRS 夜光遥感数据表现相对较差，前者与 Wi-Fi 探针数据结果的相关系数为 0.55，后者仅为 0.21。

一方面，珞珈一号和 NPP/VIIRS 数据集的空间分辨率较低（图 5-31），在本文中，61.60% 的居住区面积小于珞珈一号的单位格网规模，几乎所有（99.27%）的居住区面积都小于 NPP/VIIRS 夜光遥感的单位格网规模，这导致这两类数据在居住区住房空置测度方面的精确度和代表性大打折扣。另一方面，珞珈一号自 2019 年以后停止更新，本文使用了 2018 年的数据，这种时间的不匹配使得珞珈一号数据与其他数据之间的可比性。数据的停止更新进一步削弱了珞珈一号数据在未来住房空置率测度研究中的有效性，尤其是在快速变化的城市环境中，老旧数据往往不能准确反映现有的住房空置情况。

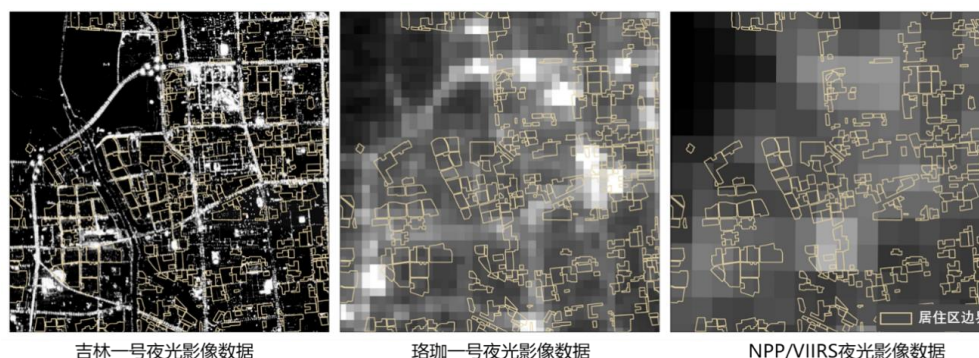


图5-31 三种夜光数据分辨率对比

5.5 居住区住房空置率

5.5.1 住房空置率现状

研究使用表现最好的百度 LBS 数据进行住房空置率的计算。最终发现，北京市五环内居住区整体住房空置率为 9.37%，共有 4,537 个居住区住房空置率低于 10%，占总居住区数量的 79.08%。相比之下，住房空置率超过 50% 的居住区有 437 个，占总居住区数量的 8.04%（图 5-32）。

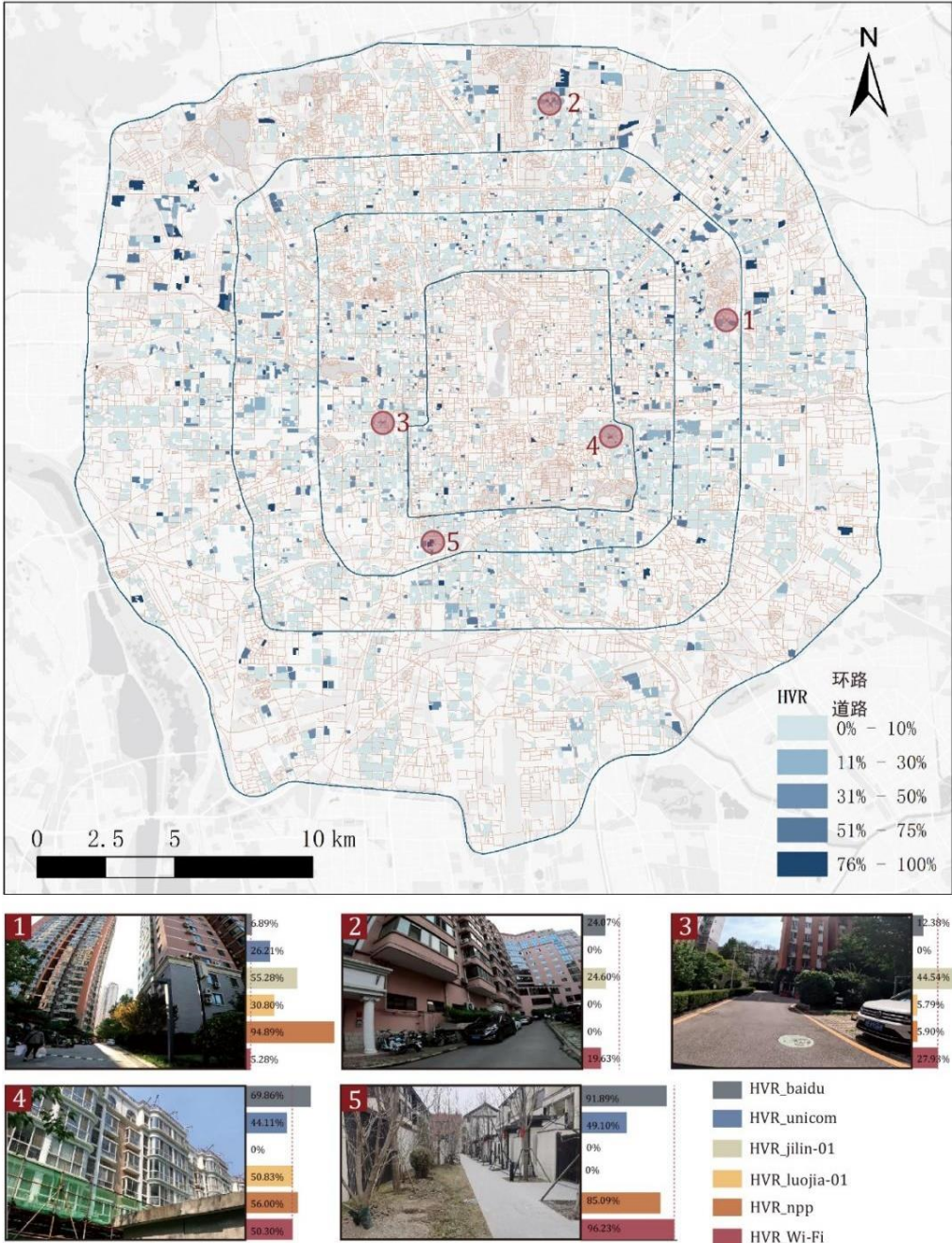


图5-32 北京五环内居住区住房空置率空间分布

本文选取了五个不同住房空置率水平的典型居住区，并对其居住区影像进行了观察与分析。其中，居住区1和居住区2的空置率相对较低，居住区内道路两侧停放了密集的机动车与非机动车，居民日常活动较为活跃，整体呈现出较强的居住氛围。相较之下，居住区3的空置率处于中等水平，尽管仍能观察到一定的居住和生活迹象，但车辆数量明显减少，居民活动相对较少，居住活力有所下降。居住区4和居住区5则表现出较高的空置率。其中，居住区4正处于部分住房更新改造阶段，可能导致部分住房的暂时闲置，而居住区5则是2021年新建成的别墅区，入住率较低，整体居住氛围尚未形成。这些观察结果进一步验证了本文计算得到的住房空置率的准确度。

5.5.2 住房空置率多年演变

考虑到LBS数据表现最优，因此使用LBS数据计算北京五环内的多年住房空置率。本文进一步提取了2018年之前建成的5,681个居住区，并收集了2018年至2022年间每半年一次的百度LBS数据。

研究结果表明，五环内的整体住房空置率呈现逐年下降的趋势，从2018年的17.10%下降至2022年的9.20%（图5-33）。在疫情期间，空置率曾出现短暂回升，这可能是因为疫情防控期间实施了严格的出行限制和封控措施，导致大量外来人口返乡或无法返京，部分租客或临时居住者离开城市，从而增加了空置住房的数量。

此外，高空置率的居住区逐渐减少，低空置率的居住区逐渐增加（图5-34）。这一变化表明，随着时间推移，北京市五环内的住房空置问题正逐步缓解，住房资源的利用效率有所提升。

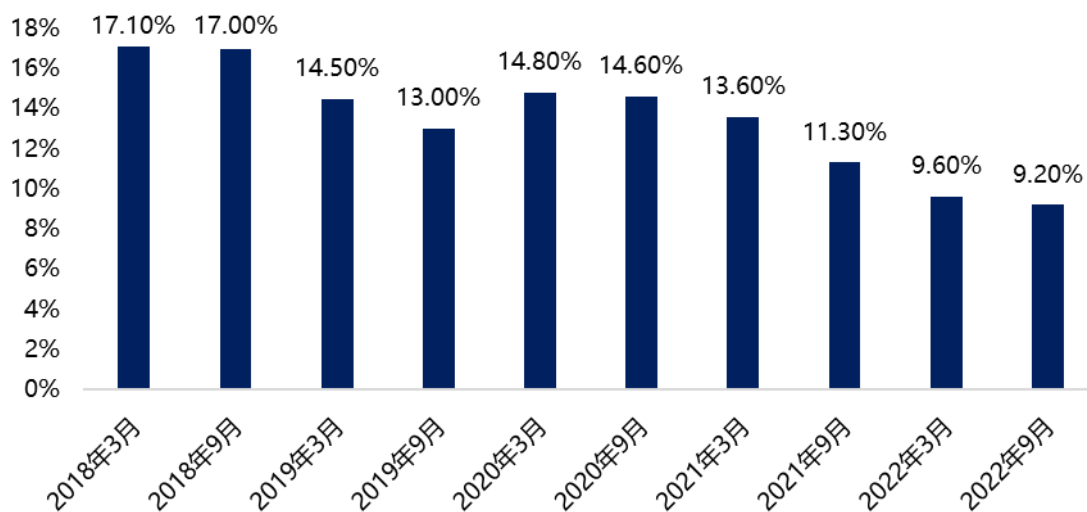


图5-33 北京多年住房空置率的变化

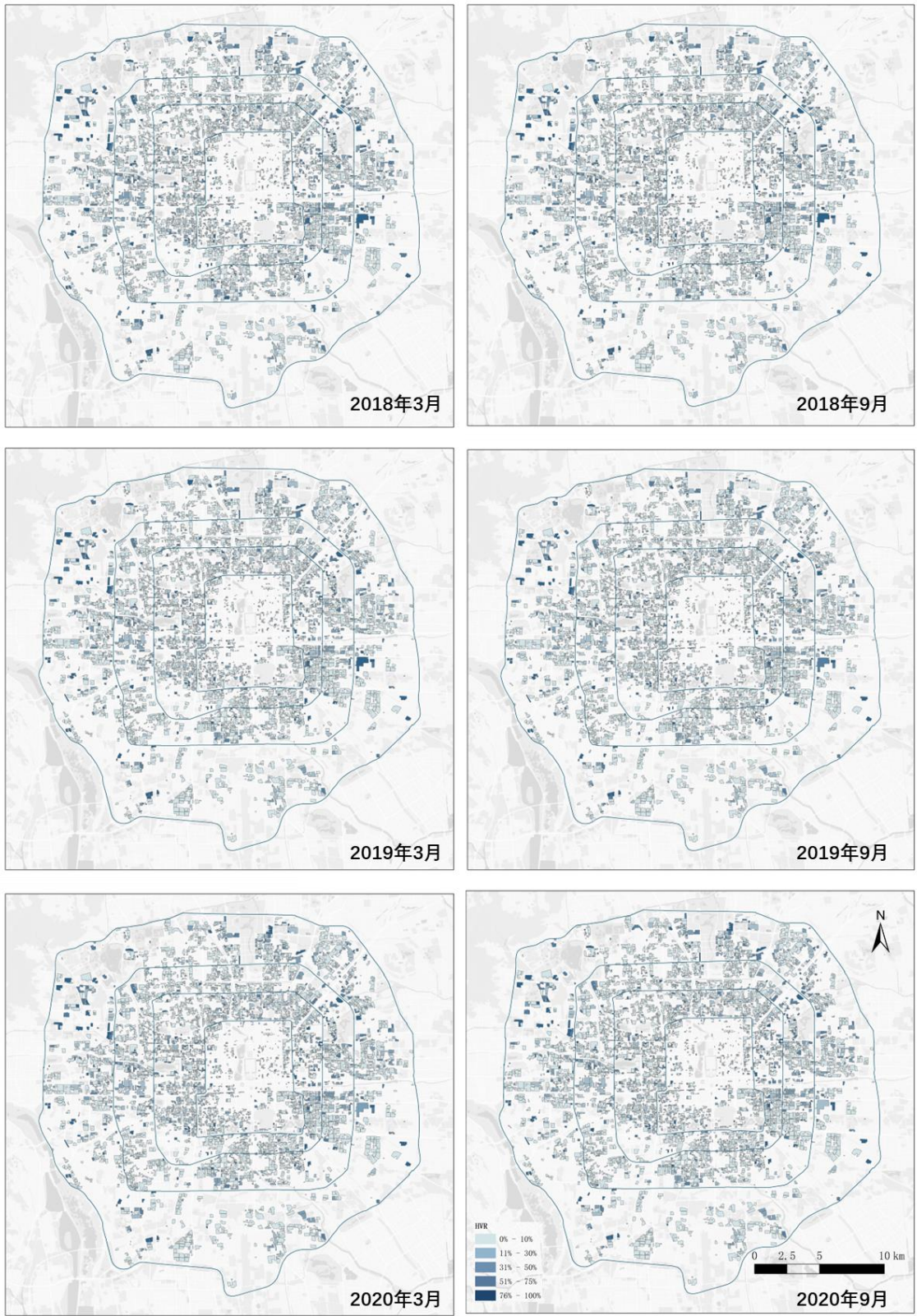
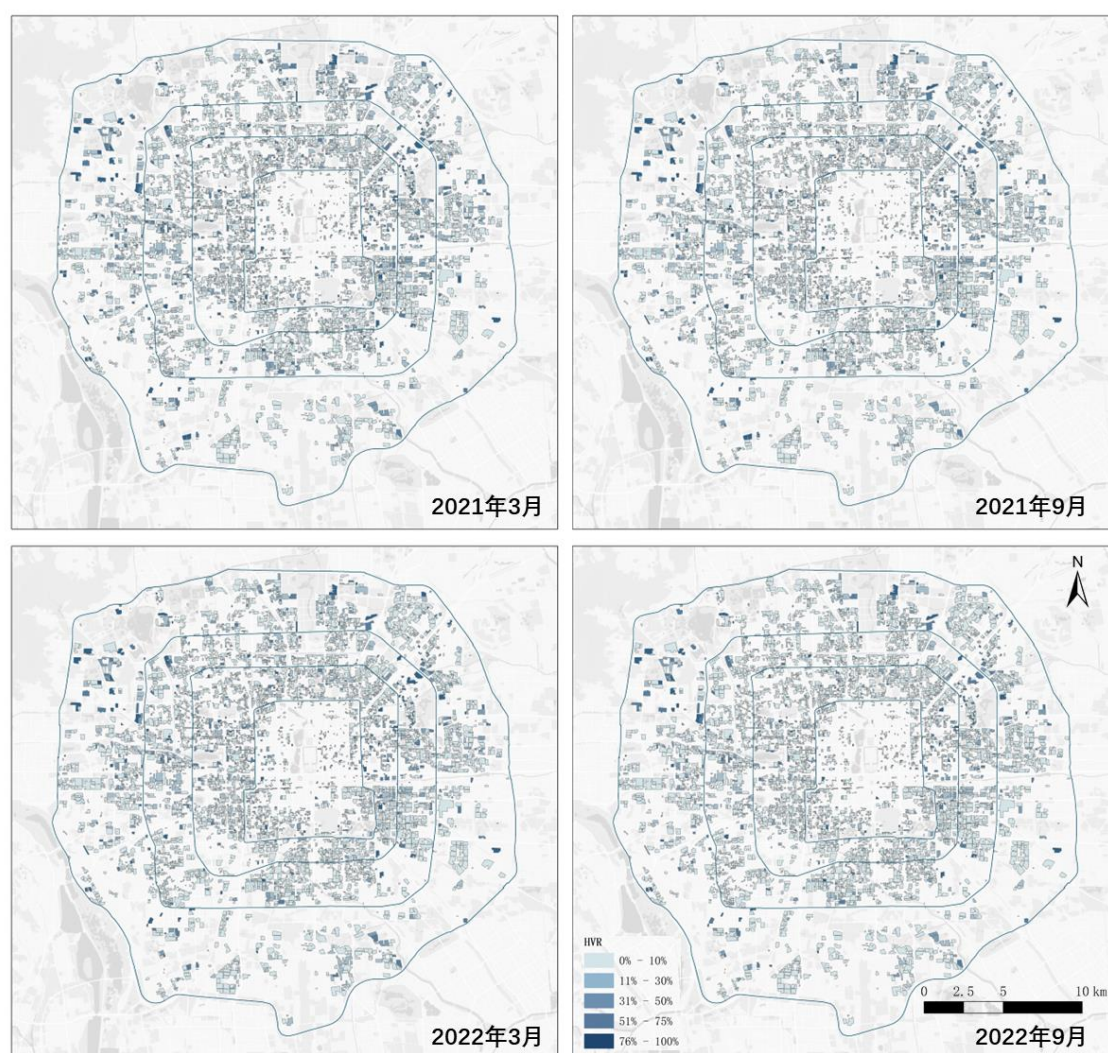


图5-34 北京多年住房空置率空间布局变化



续图5-34 北京多年住房空置率空间布局变化

研究进一步利用 2018 年 3 月份和 2022 年 9 月份的数据的差异来计算各居住区五年内住房空置率的变化，具体分布见图 5-35。可以看出，大部分居住区的空置率变化幅度较小，仅有小部分居住区的住房空置率出现了明显下降的趋势。极少部分居住区的空置率有所增高。

为进一步说明空置率变化的典型特征，研究选取了两个变化幅度较大的典型小区进行分析。第一个小区为广发新城，其于 2015 年建成，因此在 2018 年 3 月数据中尚未实现大量入住，空置率较高；而到 2022 年时，该小区已基本实现全面入住，空置率下降显著，变化幅度达到 -93%。第二个典型小区为金泰公寓，尽管其在 2018 年时空置率仅为 5.6%，但由于在 2022 年启动拆除计划，住户陆续搬离，导致空置率大幅上升。

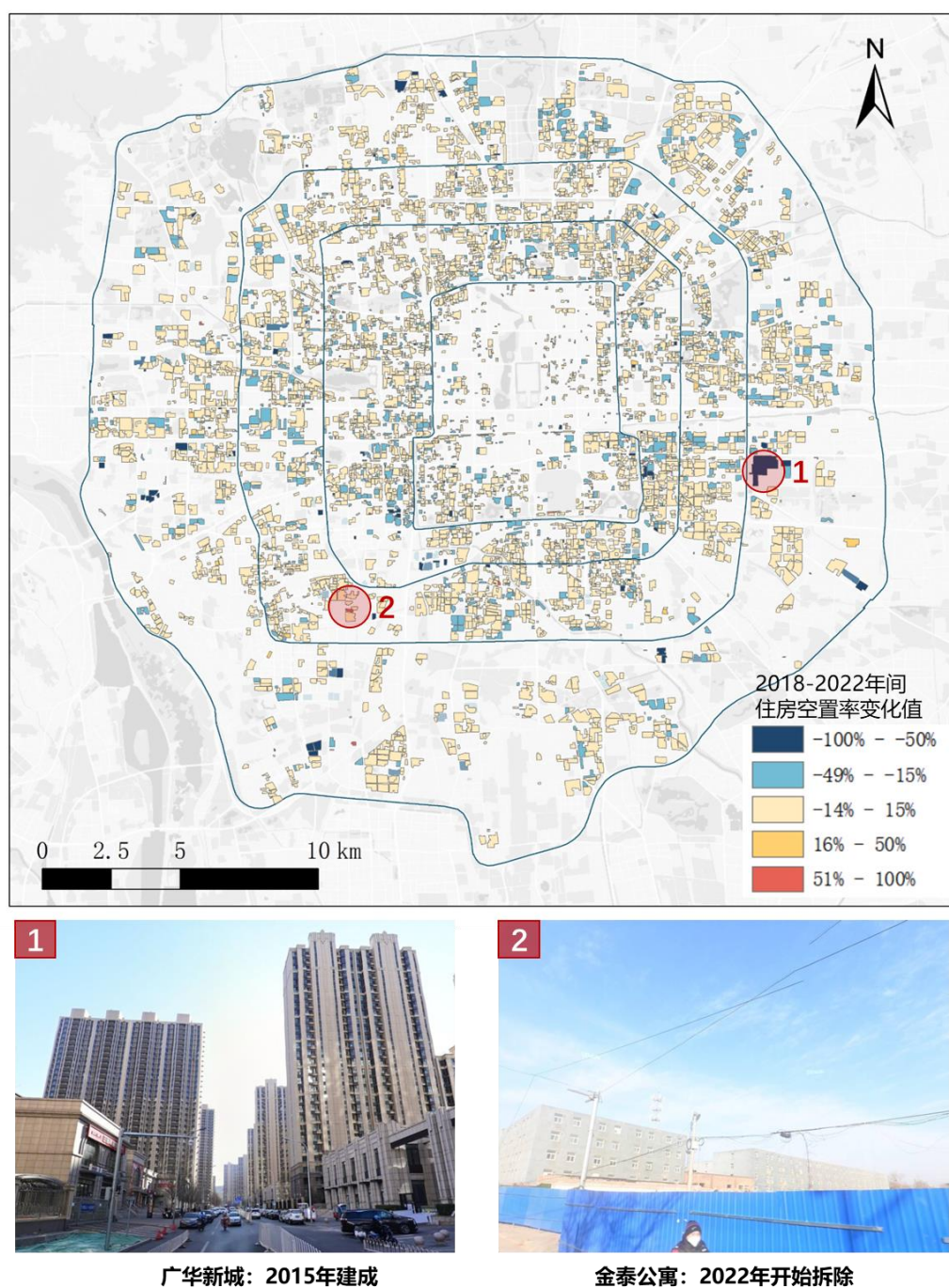


图5-35 北京居住区住房空置率变化空间分布

5.6 本章小结

本章节提出了一种适用于大规模识别集合住宅背景下居住区尺度住房空置率的方法框架。本文以北京五环区域为研究对象，选取 5,737 个居住区作为研究单元。通过结合三维建筑数据和户型面积数据，本文计算了每个居住区的住房存量，

北京五环内总计住房套数为 282 万套。同时，利用了五个不同的数据源，包括百度 LBS 数据、联通手机信令数据、吉林一号、珞珈一号及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据，估算了每个居住区的实际家庭数量。这些估算结果被用于计算住房空置率，为住房空置率的精细化和大规模评估提供了新的方法框架。

然而，从这五个数据集得出的实际户数结果存在显著差异。尽管百度 LBS 和联通手机信令数据的估算结果具有较强的相关性（相关系数为 0.83），但其他数据集之间的相关性较弱，相关系数普遍低于 0.55。这一现象突显了验证这些数据源准确性的迫切需求。

因此，本文引入了一种新的方法来收集高密度城市背景下的实际家庭数数据，用于验证五个数据集的家庭数量估算结果。该方法通过部署 Wi-Fi 探针来统计居住区内无线网络接入点的数量，进而推算实际家庭数量。与传统的现场调查方法相比，Wi-Fi 探针方法显著降低了人工和时间成本。数据采集经验显示，调查人员可以在 6 小时内完成对 7 个居住区的调查，涵盖约 9,000 至 11,000 户住房单元。

验证结果表明，百度 LBS 估算的住房空置率与 Wi-Fi 探针数据结果的相关性最高，相关系数达 0.76。而珞珈一号及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据对居民社区尺度住房空置率的估算效果较为有限，相关系数分别为 0.46 和 0.23。

基于百度 LBS 数据的估算结果，本文确定北京五环内的整体住房空置率为 9.37%，并发现北京住房空置率在近五年持续下降。这一发现对制定科学合理的城市住房政策具有重要的参考价值，有助于更好地应对住房空置带来的社会、经济挑战。

然而，本部分研究仍存在一定的局限性。所使用的数据，尤其是表现较为优异的百度 LBS 数据、联通手机信令数据及吉林一号夜光遥感数据均为付费大数据，获取成本较高。因此受限于数据采购的高昂成本，尽管该方法在城市尺度的住房空置率测度中表现出较好的精度与适用性，但在全国范围内的推广应用仍面临较大障碍。因此，在下一章节，本文将进一步研发使用开源免费大数据测度全国住房空置率的方法。

第6章 全国城市住房空置率测度

本章在第5章住房空置率测度方法的基础上，充分利用免费开源的大数据，按照“居住建筑识别——居住街区识别——住房存量计算——家庭数量计算——住房空置率计算”的步骤，发展一套居住街区尺度的住房空置率测度方法，将研究区域推广到全国。首先结合高分遥感数据、兴趣点（Point of Interest, POI）等数据，结合深度学习与其他机器学习模型，识别居住建筑及居住街区，并结合不同类型住宅的户型面积数据，计算居住街区住房存量；其次，利用开源人口网格数据结合户规模数据，计算居住街区家庭数量，最终得到居住街区的住房空置率。本章具体技术路线如图6-1所示。

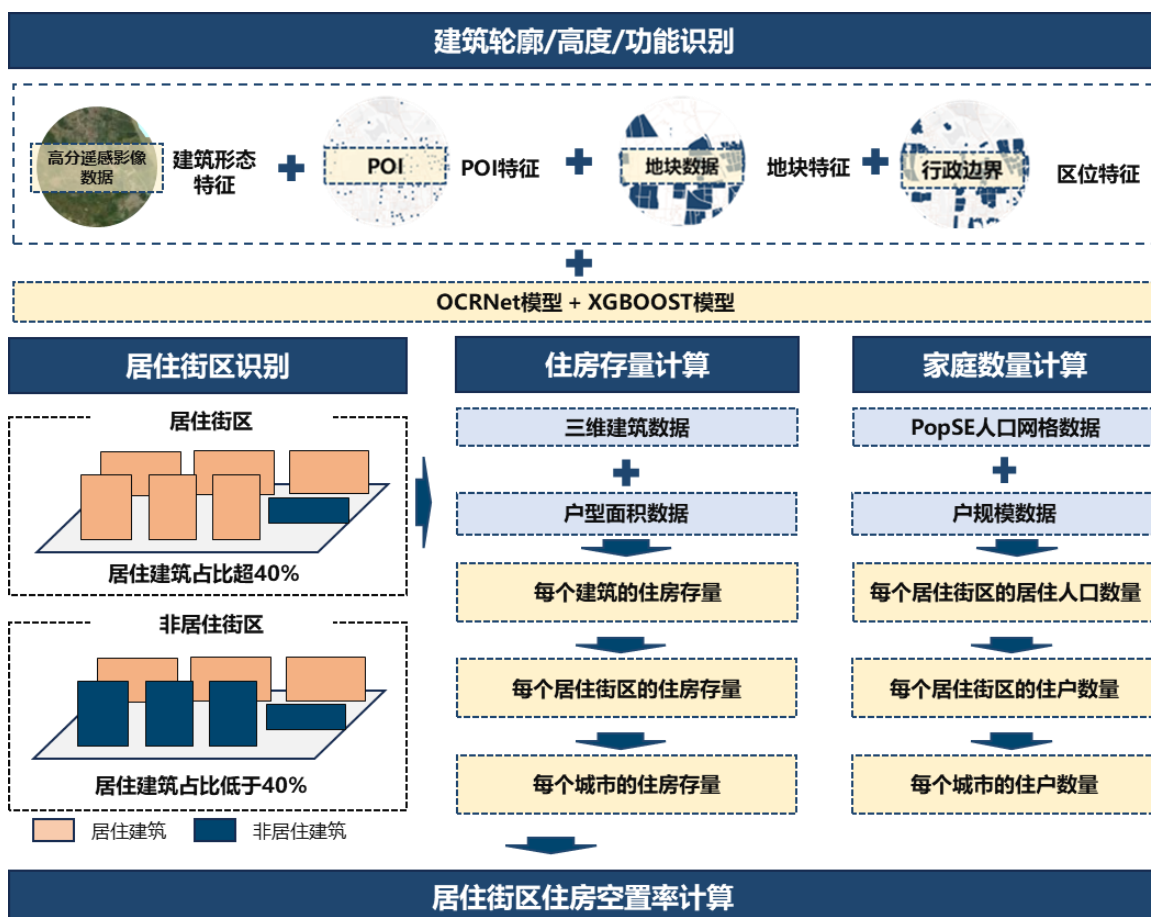


图6-1 全国城市住房空置率测度技术路线

6.1 研究区域及数据收集

6.1.1 研究区域

首先，为识别我国不同城市的居住区尺度住房空置率现状，研究以中国所有城市作为研究对象。考虑到中国城市行政范围大多远超城市实体地域范围，现有城市研究多以行政范围作为城市边界，难以反映真实城市范围（图 6-2）。

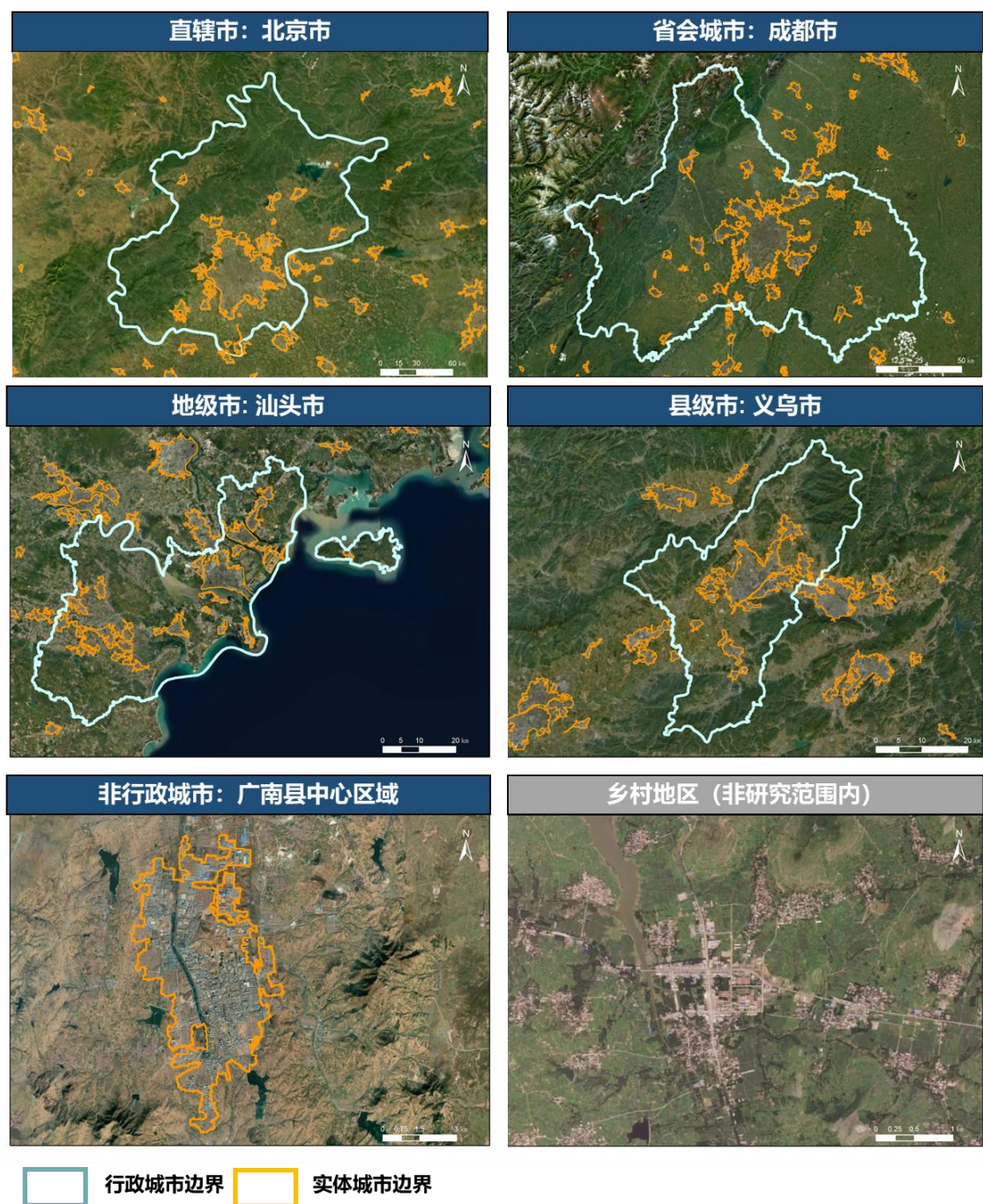


图6-2 实体城市地域与行政城市区别

因此本文选择城市面积在 5km^2 以上的实体城市地域而非行政城市作为研究区域。相比行政城市而言，实体城市是指具有一定的人口规模的，以非农业用地和从事非农业经济活动为主体的，集中了各种城市设施的城市分布范围，相当于连续的城市建成区，其中的人类活动及服务设施等更为集中（图 6-3）。尽管 2024 年，我国自然资源部已基于 2019 年全国国土调查数据完成了我国城区实体地域的确定，但是该数据并未公开。因此，本文选用 Ma 等（2020）的实体城市边界的 2023 年更新版本，共 2,859 个实体城市地域，总面积达 13.66万 km^2 ，具体分布见图 6-4。

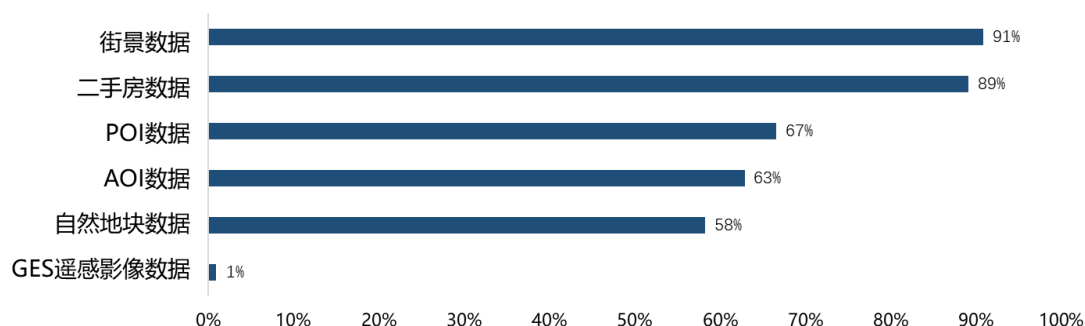


图6-3 实体城市中各类数据量占全国数据总量的比例

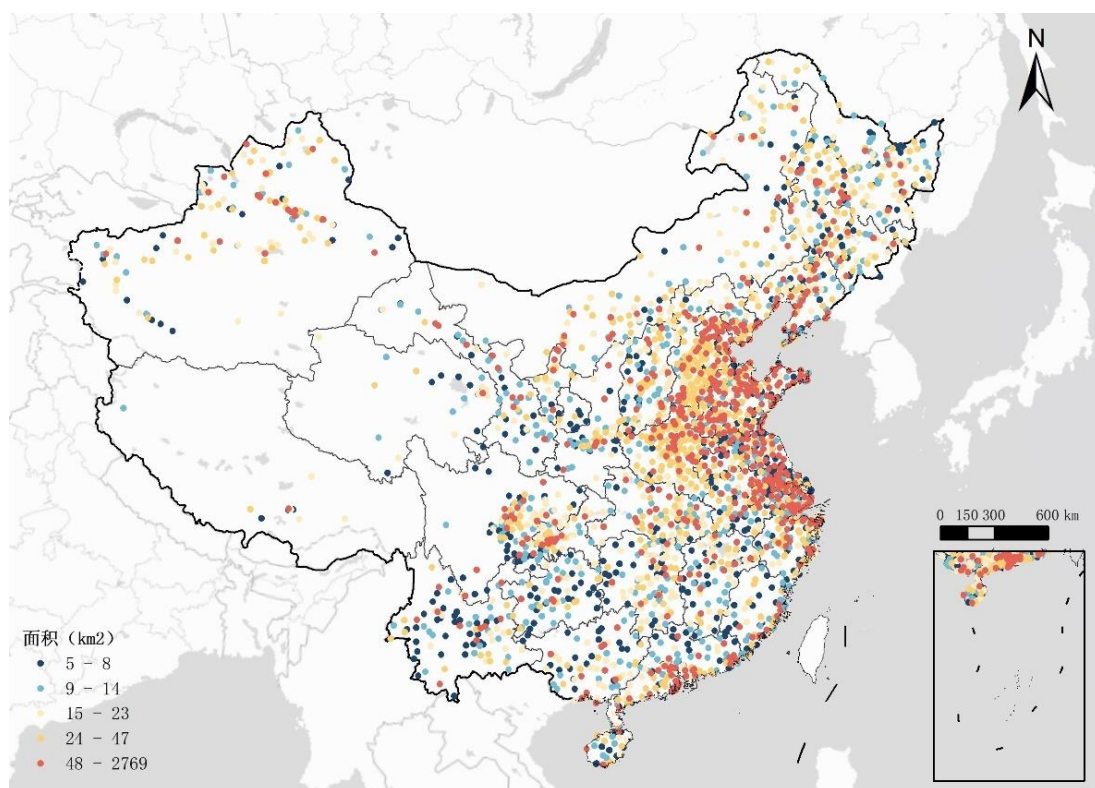


图6-4 实体城市分布

（注：本文所有涉及中国边界的地图均为审图号：GS(2023)2767号地图）

实体城市区域覆盖不同行政城市等级及气候分区，但不包括港澳台地区。按照不同城市等级对不同面积区间的实体城市数量进行分类与统计可以发现（图 6-5），非行政城市区域实体城市数量最多，这也证实了采用实体城市地域而非行政城市地域统计城市住房空置现状的重要性。

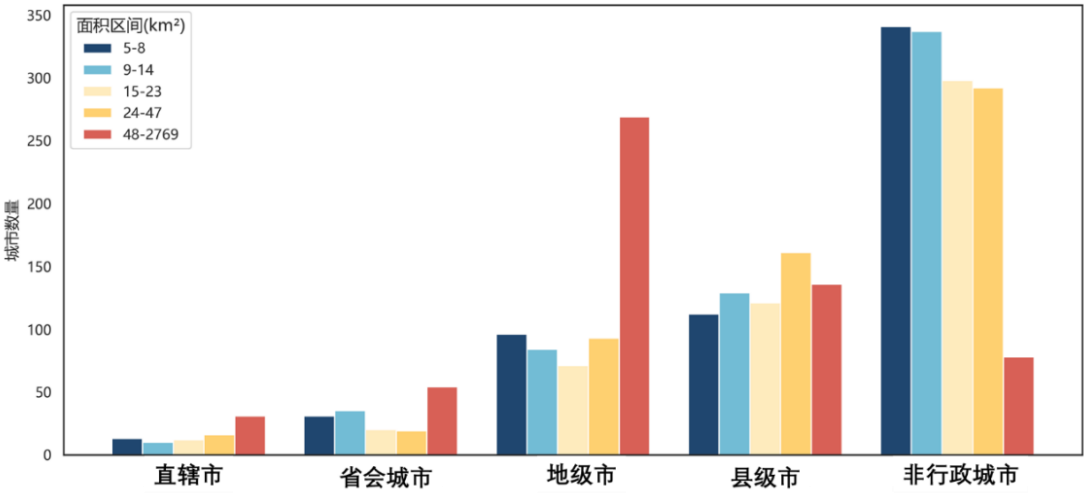


图6-5 不同城市等级实体城市面积分布直方图

6.1.2 数据收集

6.1.2.1 数据总览

本文使用的数据见表 6-1，不同数据空间分布可视化及覆盖实体城市占比见图 6-6。

表 6-1 数据描述

应用	数据	分辨率	时间	来源	数据信息
计算住房存量	高分遥感影像数据	0.3-1m	2023	谷歌	实体城市的遥感图像
	三维建筑数据	面	2021	百度地图	建筑轮廓及高度信息
	自然地块数据	面	2019	极海	街区边界及位置信息
	城中村数据	面	2023	Lin 等 , 2024	城中村边界及位置信息
	POI 数据	点	2022	百度地图	不同类别 POI 的位置信息
	AOI 数据	面	2023	百度地图	不同类别 AOI 的位置信息
	二手房属性数据	点	2023	安居客	二手房的户型面积、位置及类型

续表 6-1 数据描述

应用	数据	分辨率	时间	来源	数据信息
计算 家庭 数量	百度实体城市人口数据	居住区	2024	百度	实体城市的居住人口数量
	PopSE 人口数据	100m	2020	Chen 等 , 2024	每个网格的人口数量
	户规模数据	地区	2020	七普数据	每个区县的户规模数量

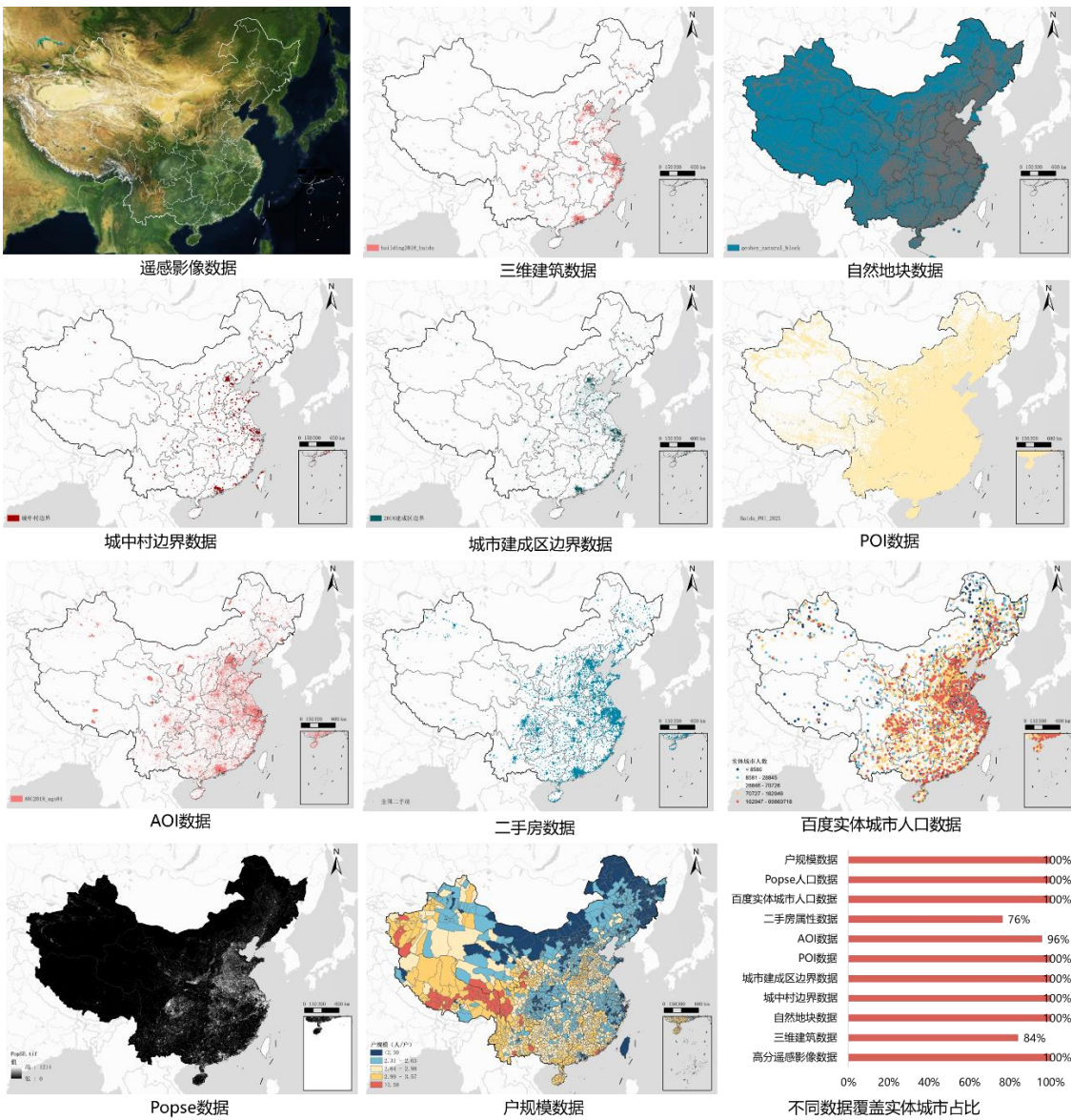


图6-6 不同数据空间分布可视化及覆盖实体城市的比例

6.1.2.2 数据介绍及预处理

(1) 高分遥感影像数据

本文收集了来自谷歌地球卫星的高分辨率遥感影像，以支持城市建筑轮廓的提取工作。所使用的影像通过谷歌开放地图服务应用程序接口（Google Earth API）于 2024 年 3 月批量下载，提取范围覆盖每个实体城市，提取的影像级别为 19 级。该级别下影像的空间分辨率多为 0.3 米，部分偏远地区的分辨率为 1 米。

为确保影像质量及其对城市现状的代表性，本文对每个实体城市均进行了人工目视比对，优选近五年内云量最少且时间最接近 2023 年的遥感影像，以反映当下的城市建设状况。统计显示，约 70% 的影像时间集中在 2022 年至 2024 年之间，具备较强的时效性与一致性，适合用于后续的建筑轮廓识别与空间分析。

(2) 三维建筑数据

本文收集了 2021 年百度地图三维建筑数据，该数据包括每个建筑的轮廓及高度属性。建筑数据是通过切片方式从百度地图中提取的，因此，受切片网格的影响，部分在网格边界的建筑物数据被切割为两个要素。对于这部分建筑，本文通过识别相同建筑高度且相交的建筑对其进行融合。最终得到全国 1,277 万个建筑数据，覆盖 96 个城市。这些数据构成了建筑高度数据的真值样本。

(3) 自然地块数据

自然地块边界数据源于 2020 年极海自然地块数据，本文首先对自然地块数据进行坐标纠偏工作，将其坐标从 BD09 坐标系转为 WGS-1984 坐标系。最终得到 104 万个自然地块，平均地块面积 21km^2 。这些自然地块数据覆盖了全部实体城市，在实体城市范围内的自然地块共 52 万个，平均地块面积 14km^2 。但该地块不具有功能属性，因此还需要进一步处理。

(4) 城中村数据

城中村是中国城市中一种具有明显农村特征的城市区域，通常以临时建筑为主，多由城市中经济较脆弱的群体居住。Lin 等（2024）使用语义分割模型提取了过去十年中中国的 26 万个城中村区域。本文使用的是 2023 年最新的城中村边界数据，共计 64,387 个边界。

(5) POI 数据

POI 数据记录了城市中各类关键位置的详细信息，涵盖了从商业、文化到公共服务等多种功能区域。本文利用百度地图提供的 POI 数据，采集了全国范围内共计 4,306 万个兴趣点，涵盖了所有实体城市的相关信息。为了确保数据

的准确性和可靠性，采取了多项数据处理措施。首先，在数据预处理阶段，针对 POI 数据中的坐标信息进行了纠偏处理。其次，为了确保数据的空间分布与实际城市边界一致，研究将每个 POI 数据与对应的城市边界进行匹配。

（6）AOI 数据

AOI 数据记录了城市中各类关键地理区块的详细信息，涵盖了不同功能区域。本文利用百度地图提供的 AOI 数据，收集了总计 189 万个面数据，涵盖了全国范围内 1,390 个实体城市的相关区域信息。首先，在数据处理的初步阶段，针对 AOI 数据中的坐标信息进行了纠偏处理。其次，在数据清洗过程中，研究还发现部分 AOI 数据存在重复标注同一区域的情况。例如，同一个居住区的不同区可能被标注为多个相交的 AOI 区域，这可能导致数据冗余和分析误差。为此，本文进行了去重操作，主要通过融合相交具有相同属性的 AOI 数据，从而消除重复数据，确保每个地理区块只对应一个唯一的 AOI 标记。在完成数据处理后，为了便于后续的分析与应用，本文对所有的 AOI 数据进行了重分类（表 6-2），以便更好地反映城市的功能分区和空间结构：

表 6-2 AOI 数据重新分类

大类	二级分类
居住	住宅区、宿舍
商业	购物中心、市场、超市
公服	教育、医疗、场馆、场站
产业	工厂
办公	写字楼、政府
其他	其他

（7）二手房属性数据

本文收集了 2024 年安居客二手房源网站中的所有二手房挂牌数据，共收集到覆盖 2,182 个实体城市的 377 万条数据，包括住房户型、面积、朝向、所在城市、建造时间、总价、单价及位置信息，平均每个实体城市可以收集到 12,274 条数据。考虑到安居客还将地下室或者车库等类型也纳入二手房范畴，研究对这些数据进行剔除。此外，研究还剔除了最大 2% 和最小 2% 的户型面积数据，以避免异常值对结果的影响。

（8）百度实体城市人口数据

本文收集了 2023 年 6 月百度地图实体城市级别的常住人口数据。百度

LBS 数据源于百度地图定位 SDK 终端定位数据的统计值，通过整合去隐私化的位置、POI 等多源数据，提取位置属性、时间分布等上百个特征，基于人工智能技术挖掘得到精度高、覆盖广的居住人口。本文利用该数据，提取并计算得到了每个实体城市地域内的居住人口数量。

（9）PopSE 人口数据

与全球人口数据集如 LandScan 和 Worldpop 相比，我国历次人口普查的数据在国内人口分布的统计上具有更高的准确性和可靠性。在此背景下，Chen 等（2024）开发了一种先进的人口降尺度方法，旨在通过高分辨率的数据生成更加精细化的人口分布图。这一方法结合了堆栈集成学习和地理空间大数据的优势，采用了随机森林、XGBoost 和 LightGBM 作为基础模型，并通过堆叠集成的方式提升预测精度。通过该方法，Chen 等利用第七次全国人口普查数据，生成了中国 100 米分辨率的人口网格数据。本文进一步提取并应用了这一人口数据，作为后续家庭数量估计的基础。

（10）户规模数据

第七次全国人口普查提供了全国范围内区县尺度的户规模数据，这些数据为深入分析各地区的家庭结构提供了重要的依据。为了利用这一数据，本文首先对普查数据进行了全面的收集和整理，确保各类户规模信息完整且符合分析要求。在数据预处理阶段，研究对部分未提供具体户规模数据的区县进行了特殊处理。针对这些缺失数据的区县，采用所在城市的户规模数据作为代替。这一处理方法旨在填补数据空缺，确保分析结果的完整性和连续性。经过这一预处理步骤后，研究得到了完整且一致的全国区县尺度户规模数据集，这为后续的家庭数量估算提供了可靠的数据基础。

6.2 住房存量计算方法

6.2.1 建筑数据生成方法

6.2.1.1 既有建筑数据源梳理

为实现对全国范围内实体城市住房存量的系统测算，本文亟需一套覆盖全国实体城市，同时包含建筑轮廓、建筑高度及功能属性的高质量建筑数据集。为此，本文首先对现有的建筑数据源进行了系统梳理与评估，结果发现，现有数据在尺度一致性、属性维度或更新频率等方面均存在一定局限，目前尚无能够同时满足空间覆盖广度与属性完整性要求的建筑数据集（表 6-3）。

表 6-3 建筑物相关数据集

数据集名称	核心数据源	时间	覆盖范围	技术方法	分辨率	类别
Liu 等, 2021	Baidu/LUOJIA1-01、Population data/NDVI	无	中国	机器学习模型	130m	城市楼层面积
Wu 等, 2023	Sentinel 1-2、PALSAR/LUOJIA1-01	2020	中国	机器学习模型	10m	建筑高度
Microsoft BRA	Bing map	无	不包括中国	DNN 语义分割模型	矢量	建筑轮廓
Google BRA (Sirko 等, 2021)	Google map	无	非洲/南亚和东南亚/拉丁美洲 (不包括中国)	U-net 语义分割模型	矢量	建筑轮廓
CBRA (Liu 等, 2023)	Sentinel 2	2016-2021	中国	STSR-Seg 语义分割模型	2.5m	建筑轮廓
90-cities-BRA (Zhang 等, 2022)	GES	2020	中国 90 个城市	Deeplab-V3 语义分割模型和矢量化	矢量	建筑轮廓
East Asia buildings (Shi 等, 2024)	GES	2022	东亚	CLSM 深度学习模型	矢量	建筑轮廓
GABLE (Sun 等, 2024)	Beijing-3 satellite imagery/WSF2019	2021-2022	中国	RPN 深度学习模型	矢量	建筑轮廓和高度
Deng 等, 2022	POI 数据	2022	广州	XGBoost 机器学习模型	矢量	建筑轮廓和功能
Ramalingam 和 Kumar, 2023	街景数据	2023	印度	Efficient Net-B7	矢量	建筑轮廓和功能
Zheng 等, 2024	POI 数据、街景数据	2024	中国三大城市群	XGBoost 机器学习模型	矢量	建筑轮廓和功能
Hoffmann, Abdulahhad 和 Zhu, 2023	Flickr 图像	2024	全球 42 个城市 (不含中国城市)	CNN 深度学习模型	矢量	建筑轮廓和功能
Zhang 等, 2023	腾讯 LBS 数据	2019	广东省深圳市南山区	基于 Transformer 的深度学习模型	矢量	建筑轮廓和功能
本文	GES、POI 数据等多源大数据	2023	全国实体城市	OCRNet 深度学习模型及 XGBoost 机器学习模型	矢量	建筑轮廓、高度和功能

6.2.1.2 建筑数据生成方法框架

建筑数据生成方法具体包括四个步骤（图 6-7）：

（1）提取建筑轮廓：通过人工标注对屋顶样本进行样本增强，用以训练 OCRNet 深度学习模型，并采用空间聚合方法，提取所有实体城市范围内的建筑屋顶轮廓信息。

（2）预测建筑高度：针对不同规模的建筑物，计算其形态、密度与空间位置等特征，分别在不同行政等级的城市中构建最优的建筑高度分区 XGBoost 模型，进而实现建筑高度的精确预测。

（3）预测建筑功能：基于多源数据提取建筑物的功能样本数据集，结合建筑所处街区容积率、POI 密度等信息，构建建筑功能分类 XGBoost 模型，完成建筑功能的预测。

（4）建筑数据验证：随机抽取一定样本，匹配街景数据对生成的建筑数据的高度及功能进行验证。

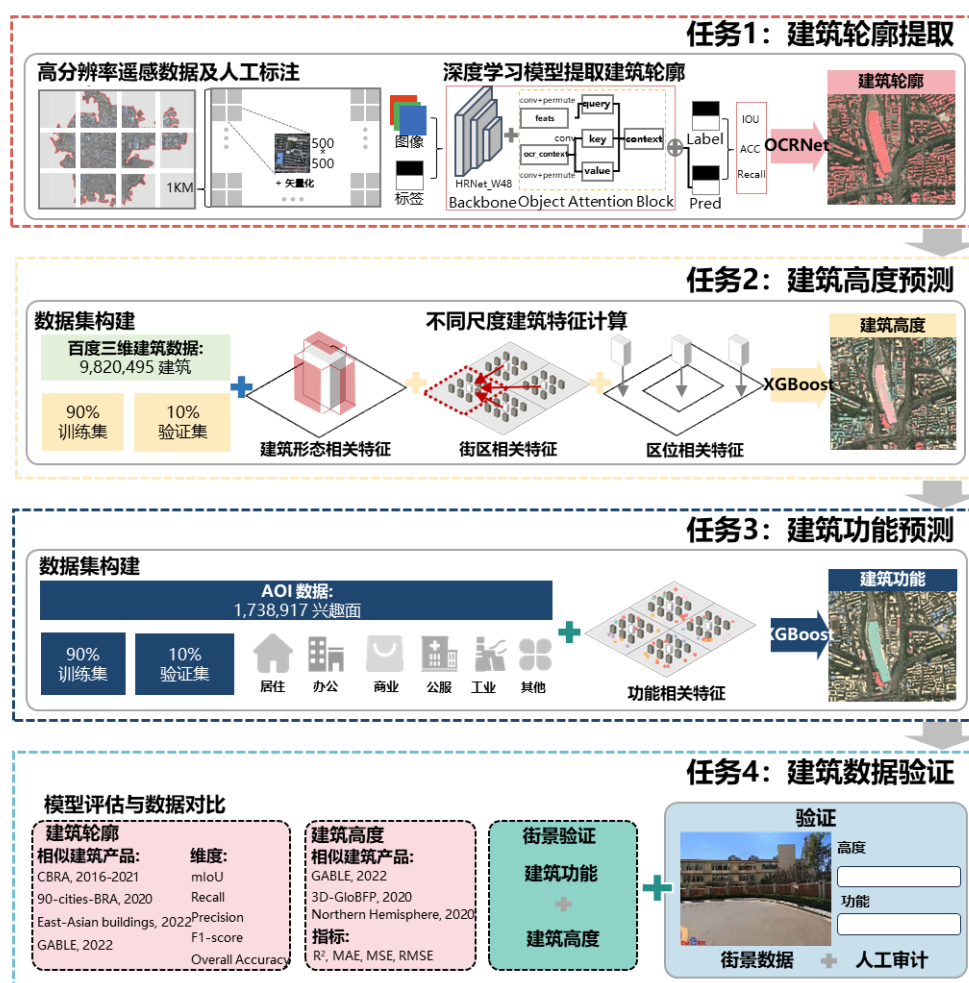


图6-7 建筑数据生成的方法框架

6.2.1.3 建筑轮廓提取方法

(1) 建筑轮廓数据集构建

本文选择 BITC 数据集作为建筑轮廓识别的原始数据集。该数据集由包含 63,886 座建筑物的 7,260 个 0.3m 分辨率的谷歌高分遥感图像切片组成，覆盖北京、上海、深圳和武汉四个城市。但 BITC 数据集并未覆盖我国城市建筑密集区域（如城中村），因此，本文还额外人工标注了部分数据集（图 6-8）。最终的数据增强操作包括随机裁剪、图像旋转、颜色抖动、图像模糊和噪声添加。

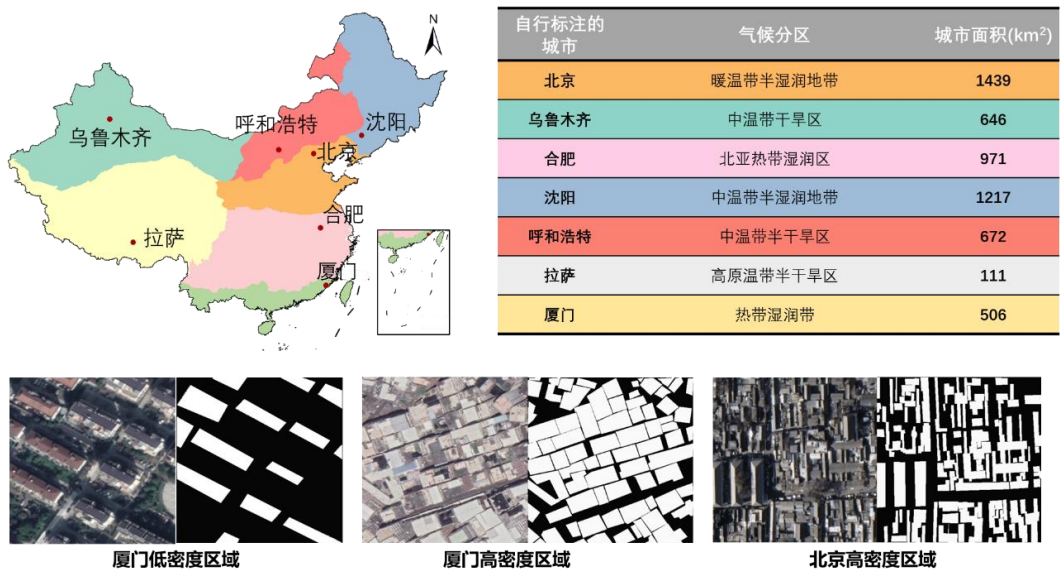


图6-8 建筑轮廓数据标注样本示例

(2) 模型训练

本文使用 8,760 个切片作为完整的建筑轮廓数据集，共有 114,783 栋建筑，分布在七个城市（北京、乌鲁木齐、合肥、沈阳、呼和浩特、拉萨和厦门）和三个 BITC 原始城市（上海、深圳和武汉）中。

按 9: 1 的比例切分了训练集与验证集，并使用 OCRNet 深度学习模型 GES 图像中提取建筑轮廓。考虑到不同行政城市等级的建筑具有不同的建筑特征，因此，本文按照直辖市、省会城市、地级市、县级市以及非行政城市分区训练模型。

在预测阶段，将每个城市的遥感图像划分为网格切片，将这些切片顺序输入模型进行分割，得到每个网格的分割结果，最后对所有网格的分割结果进行矢量数据的提取及合并。由于同一栋建筑可能因位于不同的切片中而被分割，本文还进行了裂缝消除的操作（详见附录 F）。

6.2.1.4 建筑高度预测方法

(1) 建筑高度数据集构建

根据 Liu 等（2021）的研究，百度地图提供的三维建筑数据在高度估算方面表现出较高的精度，其建筑高度的平均偏差为 1.02 米，准确率达 86.78%。这一结果表明，该数据源在大尺度城市建筑高度预测中具有良好的可用性与可靠性。因此，本文选用 2023 年百度地图三维建筑数据作为建筑高度预测的核心数据集。为进一步保证数据质量与代表性，本文对原始建筑数据进行了筛选处理。具体而言，剔除了建筑总量少于 1 万栋的城市，最终保留了 982 万栋有效建筑样本，构建形成本文所使用的全国建筑高度预测数据集。

(2) 特征计算

本文为每栋建筑计算了形态特征、街区特征与区位特征三类预测变量，以用于建筑高度建模。研究综合考虑了既往研究中提到的与建筑高度相关的建筑轮廓形态、不规则性、街区面积与密度、是否临街等因素（Chen 等，2024），同时引入了城市行政等级、与街道和城市功能中心的空间关系等区位变量（表 6-4）。

表 6-4 建筑高度相关特征

要素名称		特征计算方式
形态特征	底面积	建筑轮廓面积（m ² ）
	周长	建筑轮廓周长（m）
	总面积	建筑轮廓面积*层数（m ² ）
	等周商	建筑面积/建筑周长（1/m）
	长度	建筑最小外接矩形的长度（m）
	宽度	建筑最小外接矩形的宽度（m）
	长宽比	建筑最小外接矩形的长度/宽度
	最小外接矩形面积	建筑最小外接矩形的面积（m ² ）
	轮廓面积与理想形状面积之比	建筑轮廓面积/建最小外接矩形的面积
	最小包裹圆面积	建筑最小包裹圆的面积（m ² ）
街区特征	街区面积	所在自然地块的面积（m ² ）
	街区周长	所在自然地块的周长（m）
	街区建筑数量	所在自然地块内的建筑数量
	街区建筑面积	所在自然地块内的建筑轮廓面积（m ² ）
	街区建筑密度	所在自然地块内的建筑轮廓面积/地块面积

续表 6-4 建筑高度相关特征

要素名称		特征计算方式
街区特征	建筑与道路距离	建筑与主干道的距离（m）
	是否沿街建筑	建筑是否沿街分布，1 代表沿街，0 代表不沿街
	街区是否含水系	所在街区内是否包含水系
区位特征	所在行政省	建筑所在行政省的名字
	所在行政城市	建筑所在行政城市的名字
	所在行政县区	建筑所在行政县区的名字
	所在实体城市	所在实体城市的 ID
	所在自然气候标准分区	所在自然气候标准分区

（3）模型训练及精度对比

数据集中的 10%（即 98 万栋建筑）被独立作为验证集，其余 884 万栋建筑则用于训练集。基于此训练数据，本文构建了针对不同行政区划等级的建筑分区 XGBoost 模型，并应用等效特征对模型的表现进行量化评估。为了评估模型的准确性与实际应用的匹配程度，研究还将最终数据与现有相关数据集进行了对比分析。

6.2.1.5 建筑功能预测方法

（1）数据集构建

现有研究（Deng 等，2022）通常依赖于手动标注功能标签或使用 OpenStreetMap（OSM）地图提供的建筑功能信息。然而，OSM 数据在中国的覆盖范围和准确性存在一定局限性。

相比之下，AOI数据在街区级别上提供了更高精度的功能划分。在我国，不同功能类型的建筑通常呈现出空间集聚特征，即商业、住宅、工业等功能建筑往往集中分布于特定街区内。基于此特征，本文假设：同一街区内的建筑通常具有一致的功能属性。

因此，本文选取 2023 年百度 AOI 数据，并通过将其与建筑的地理位置进行空间匹配，为每栋建筑分配对应的功能标签。基于上述方法，本文成功构建了一个包含 827 万个建筑样本的功能分类数据集（表 6-5）。其中，居住类建筑占比最大，其次为商业和其他类型建筑。

表 6-5 建筑功能分类和样本数量

大类	二级分类	样本数量
居住	住宅区、宿舍	5,162,706
商业	购物中心、市场、超市	479,150
公服	教育、医疗、场馆、场站	1,009,976
产业	工厂	381,129
办公	写字楼、政府	875,355
其他	公园、交通设施、风景名胜等	367,264

（2）特征计算

本文继续为每栋建筑计算了形态特征、街区特征、区位特征及 POI 分布特征，以用于建筑功能推算。最终的特征包含了 91 个特征，其中也包括了上一步预测建筑高度的全部特征。表 6-6 仅展示与高度预测不同的特征。

表 6-6 建筑功能相关特征

要素名称	特征计算方式
建筑形态	高度 层数 总面积
街区特征	街区建筑总面积 街区平均高度 街区平均层数 街区容积率
POI 分布特征	各类 POI 数量 各类 POI 比例 各类 POI 密度 总 POI 数量 总 POI 密度

（3）模型训练及精度对比

本文按照 9: 1 的比例划定训练集与测试集，为不同等级的城市分别训练 XGBoost 模型，并与既往研究的模型表现进行对比。此外，本文还利用街景数

据对建筑高度及功能的预测结果进行目视检查，以验证数据准确度（详见附录G）。

6.2.2 居住街区生成方法

首先从全部建筑数据中提取居住建筑，并将其与自然街区进行空间匹配，进而计算每个街区内居住建筑的比例，即居住建筑底面积与所有建筑底面积之比，并将该比例超过特定阈值的街区判定为居住街区。

为确定合理的阈值，本文对不同阈值条件下的识别结果进行了对比分析。结果表明，当居住建筑比例超过 0.4 时，所识别的居住街区覆盖的居住建筑已占总居住建筑数量的 80% 以上（图 6-9）。

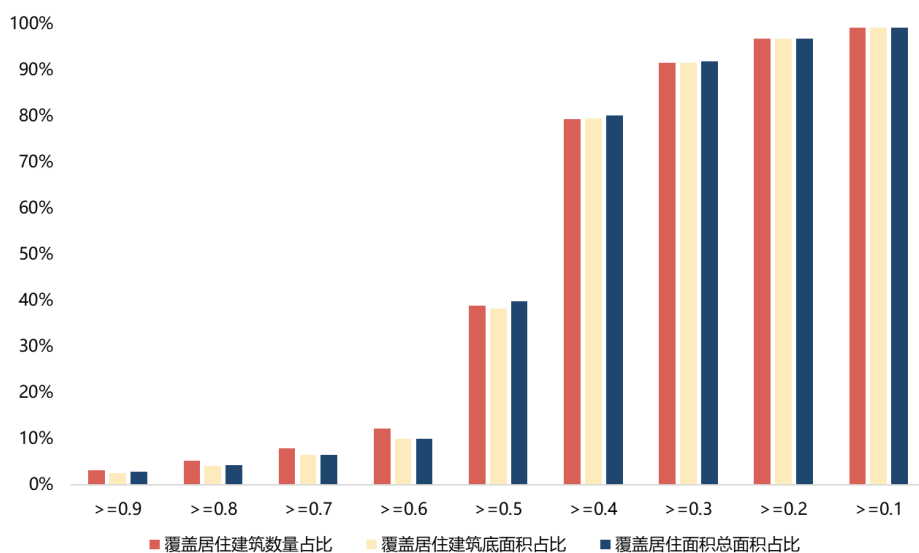


图6-9 不同阈值居住街区包含居住建筑数量、底面积及总面积占比

此外，本文还特别关注了实体城市范围内的城中村街区，并将其作为一种独特的居住街区进行提取。城中村作为中国城市化进程中的特殊现象，通常存在较为复杂的空间结构和居住功能特点，因此，其特征在城市规划和管理中具有重要的意义。针对这些街区内的建筑，研究赋予了额外的“城中村”属性，以便区分于其他类型的居住建筑。

6.2.3 住房存量计算过程

6.2.3.1 街区与二手房户型属性匹配

本文通过街区与二手房户型属性数据的匹配，确定了每个居住街区内不同类型居住建筑的户型面积。具体而言，将居住建筑类型分为六类：城中村、0-

3层、0-6层、7-18层、19-33层和33层以上的居住建筑。对于每一类建筑，本文采取了分层次的策略来填补缺失的户型面积数据，确保每个街区的户型面积能够准确反映其所在区域的实际情况。

在有二手房户型属性数据覆盖的街区中，建筑的户型面积直接取自该地块内相同类型建筑的户型面积均值。对于那些本身缺乏户型属性数据的街区，其户型面积则采用该街区所在区县内同类型建筑的户型面积均值进行填补。如果区县层级内也没有相关数据覆盖，则进一步通过该街区所在实体城市内的同类建筑的户型面积均值进行填补。若实体城市层级内仍无可用数据，则依次使用行政城市、省或相同城市等级的户型面积均值依次进行替代。通过这种层层递进的方式，最终确保所有街区内的建筑都具备了相应的户型面积数据。

图6-10展示了每一步处理后存在户型面积数值的街区数量。从结果来看，初始阶段，直接包含户型面积数据的街区数量较少。经过区县层级平均值赋值后，超过一半的街区成功填补了户型面积数据。随着逐步通过区县、实体城市、行政城市、省以及城市等级的均值填补，最终，所有街区均成功赋予了户型面积数据。

	城中村	0-3层	4-6层	7-18层	18-33层	>33层
街区	7672	17112	93841	110928	66404	8339
区县	202818	247387	256900	249505	227611	144941
实体城市	254394	279955	278149	318579	281840	193913
行政城市	282141	326227	315487	330591	327229	257374
省	315505	331022	330643	331976	331090	321719
城市等级	331976	331976	331976	331976	331976	331976

图6-10 不同步骤下存在户型面积数值的街区数量

6.2.3.2 居住街区及实体城市住房存量计算方法

每个建筑的住房存量需要综合建筑总面积与户型面积共同计算得出。利用空间连接方式，将建筑按其质心位置匹配到居住街区，居住街区的住房存量等于居住区内所有居住建筑的住房存量之和，详见公式6-1。实体城市内的住房存量为实体城市内所有街区住房存量之和。详见公式6-2。

$$Capacity_b = \sum_i \frac{A_{base_i} \times F_i}{A_{avg_unit_type,i}} \quad (6-1)$$

式中 $Capacity_b$ 表示居住区 b 的住房存量； i 表示街区 b 内的每幢建筑； A_{base_i} 为建筑物 i 的基底面积； F_i 表示建筑物 i 的层数； $A_{avg_unit_type,i}$ 表示建筑物的户型面积。

$$Capacity_s = \sum_i Capacity_b \tag{6-2}$$

式中 $Capacity_s$ 表示实体城市 s 的住房存量； $Capacity_b$ 表示实体城市 s 内的每个街区的住房存量。

6.3 家庭数量计算方法

6.3.1 人口数据生成方法

6.3.1.1 既有人口分布数据源梳理

本文收集了目前开放的多种人口数据源（表 6-7），然而，这些数据源的时间覆盖和空间精度存在一定的局限性，影响了其在本研究中的适用性。

表 6-7 既有人口数据源对比

数据名称	时间段	空 间 分 辨率	数据来源
百度慧眼常住人口数据	2023	实 体 城 市	百度
PopSE_China2020	2020	100m	Chen 等，2024
WorldPop	2000-2020	100m	南安普顿大学
LandScan	2000-2022	30 角秒	橡树岭国家实验室
Gridded Population of World (GPWv4)	2020，每五年更新一次	30 角秒	哥伦比亚大学国际地球科学信息网络中心
Global Rural-Urban Mapping Project (GRUMPv1)	1990-2000，每五年更新一次	30 角秒	哥伦比亚大学、国际粮食政策研究所、世界银行、国际热带农业中心等
Global Human Settlement Layer-Population (GHS-POP)	1975, 1990, 2000, 2015	30 角秒	欧盟委员会联合研究中心，哥伦比亚大学
World Population Estimate (WPE)	2013, 2015, 2016	150 m	环境系统研究机构
History Database of the Global Environment (HYDE) Population Grids v3.2	10000BC-2015	5 角分	荷兰环境评估局

具体而言，GRUMPv1、GHS-POP、WPE 以及 HYDE 等数据集的最新数据年份均为 2015 年之前，无法有效反映当前人口分布的实际情况，因此不适用于当前住房空置现状分析。同时，虽然 LandScan 和 GPWv4 提供了全球范围的人口分布数据，但其空间分辨率较低，接近 1km，难以支持街区尺度的精细化分析。

此外，百度慧眼平台提供了 2023 年各实体城市的常住人口数据，虽可用于城市尺度的人口分布分析，但由于其缺乏街区层级的信息，难以满足本文在微观尺度上的数据精度要求。与这些数据源相比，PopSE 数据具有更高的适用性。由于其较高的空间分辨率和基于最新普查数据的更新，PopSE 数据更能符合中国当前人口分布的真实情况，适用于本文对街区尺度人口分析的需求。

6.3.1.2 人口数据生成框架

基于上述分析，本文选择了多种数据源来进行人口分布推算，包括 2023 年百度实体城市常住人口数据、2020 年 PopSE 数据、以及 2020 年和 2023 年的 NPP/VIIRS 夜光数据及 POI 数据等。具体而言，研究将 2020 年 PopSE 数据中的街区人口数量作为因变量，使用该街区的 2020 年 NPP/VIIRS 夜光数据 DN 值及所在街区的 POI 密度作为自变量。

在模型训练过程中，所有实体城市内的街区数据构成了数据集，并按 9:1 的比例划分为训练集和验证集，用于训练 XGBoost 模型。在 XGBoost 模型训练完成后，研究利用该模型将 2020 年 PopSE 数据推算至 2023 年。

为了确保推算结果与实际 2023 年人口数据一致，研究引入了百度慧眼提供的 2023 年实体城市常住人口总量数据。通过与实际常住人口数据进行比对和调整，应用总量控制方法修正模型输出，确保最终预测的 2023 年人口总量与实际数据相符。实体城市人口数据生成框架如图 6-11。

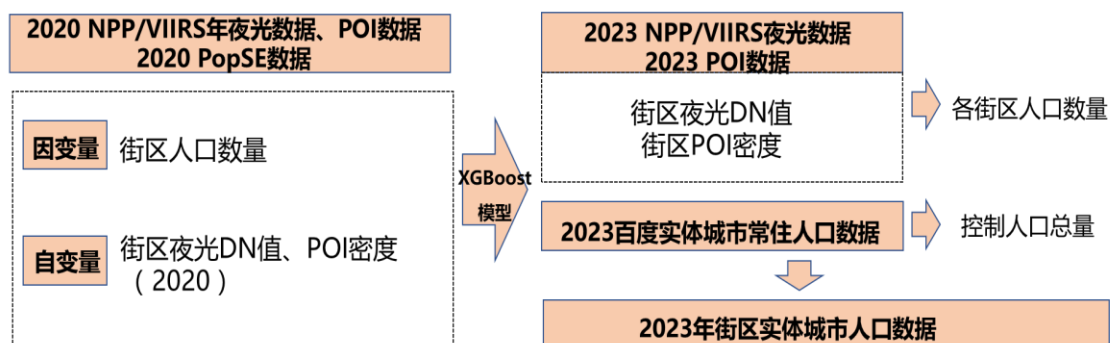


图6-11 实体城市人口网格数据生成框架

6.3.2 凹包边界生成方法

直接使用居住街区提取居住人口可能存在一定误差。为准确提取居住街区内的实际居住人口，避免因办公等非居住建筑的干扰导致住房空置率被低估，本文采用了为每个街区内的居住建筑绘制凹包（Concave Hull）边界的方法。与凸包算法相比，凹包算法在处理不规则点集时具有更高的适应性，其边界能够更紧密地包围目标区域，因而在空间精度上表现更优。凹包边界能够更准确地贴合分散点集的实际形状，尤其适用于建筑布局复杂或密集的街区。该方法可有效圈定出街区中实际居住区域的空间范围，从而在人口数据提取过程中，排除非居住功能区域的影响，确保人口统计结果更贴近真实的居住人口分布。

凹包边界的生成过程如图 6-12 所示，主要包括以下步骤：首先，依据居住建筑的空间坐标提取其外部轮廓，将每栋建筑的轮廓点作为空间点集的组成部分。其次，计算点集内部各点之间的空间距离，并基于距离关系构建邻接图。通过 K 近邻方法评估建筑之间的空间接近度，以识别点集的密集区域。

在此基础上，应用凹包算法，根据建筑点集及其邻接关系生成覆盖所有居住建筑的凹包边界。为进一步提升空间匹配的精度，本文在每个凹包边界外扩设 10 米缓冲区，以应对人口数据可能存在的空间定位误差，确保人口提取范围尽可能覆盖真实居住空间。

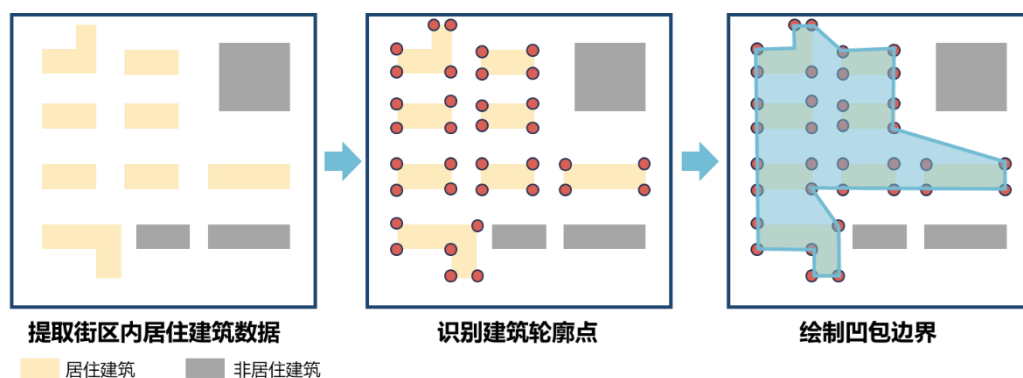


图6-12 居住凹包边界生成示意

6.3.3 居住街区及实体城市家庭数量计算方法

街区内实际居住的家庭数量等于街区凹包边界内居住人口数量与街区所在区县户规模数据的比值，详见公式 6-3。

$$Household_b = Pop_b / House_size_b \quad (6-3)$$

式中， $Household_b$ 代表第 j 个街区的家庭数量， Pop_b 代表第 j 个街区中居住凹包边界内的人口数量， $House_size_b$ 代表第 b 个街区所在区县的户规模数据。

实体城市内的家庭数量为实体城市内所有街区家庭数量之和。详见公式 6-4。

$$Household_s = \sum_i Household_b \quad (6-4)$$

式中 $Household_s$ 表示实体城市 s 的家庭数量； $Household_b$ 表示实体城市 s 内的每个街区的家庭数量。

6.3.4 住房空置现状计算

6.3.4.1 居住街区尺度住房空置率计算

结合居住街区住房存量及家庭数量，可推算得到居住街区住房空置率及空置住房套数，将结果汇总到实体城市级别即可得到实体城市的住房空置率及空置套数。居住街区的空置住房套数及面积则通过住房空置率与住房存量计算得出，详见公式 6-5，6-6 及 6-7。

$$HVR_b = 1 - \frac{Household_b}{Capacity_b}, \text{ 当 } Household_b < Capacity_b \quad (6-5)$$

$$HVR_b = 0, \text{ 当 } Household_b \geq Capacity_b$$

$$VH_b = HVR_b \times Capacity_b \quad (6-6)$$

$$VH_Area_b = VH_b \times House_area_b \quad (6-7)$$

式中， HVR_b 代表第 b 个居住街区的住房空置率， $Household_b$ 代表第 b 个居住街区的家庭数量， $Capacity_b$ 代表第 b 个居住街区的住房存量， VH_b 代表第 b 个居住街区的空置住房套数， VH_Area_b 代表第 b 个居住街区的空置住房面积， $House_area_b$ 代表第 b 个居住街区的平均户型面积。

6.3.4.2 实体城市尺度住房空置率计算

研究进一步计算实体城市级别的住房空置现状，其中，实体城市住房空置率为实体城市内空置住房数量与住房存量的比值，详见公式 6-8，6-9 及 6-10。

$$HVR_s = \frac{\sum VH_b}{Capacity_s} \quad (6-8)$$

$$VH_s = \sum VH_b \quad (6-9)$$

$$VH_Area_s = \sum VH_Area_b \quad (6-10)$$

式中， HVR_s 代表第 s 个实体城市的住房空置率， VH_b 代表实体城市内第 b 个居住街区的的空置住房数量， $Capacity_s$ 代表第 s 个实体城市的住房存量， VH_s 代表第 s 个实体城市的空置住房套数， VH_Area_b 代表实体城市内第 b 个居住街区的空置住房面积， VH_Area_s 代表第 s 个实体城市的空置住房面积。

6.4 住房空置率计算结果

6.4.1 住房存量计算结果

6.4.1.1 建筑数据结果

（1）建筑轮廓识别精度

结果表明，在相关数据集上，本文建筑屋顶分割模型在 mIoU、Recall 和 Precision 方面优于现有研究，模型的准确率为 91.59%，mIoU 为 81.95%，F1-Score 为 89.93%，Accuracy 为 92%，证明了该模型能够准确识别中国不同地区的建筑（表 6-8）。

表 6-8 建筑轮廓精度对比

数据集	mIoU	Recall	Precision	F1-score	Accuracy
CBRA（Liu 等，2023）	0.63	0.79	\	0.74	0.83
90-city BRA（Zhang 等，2022）	0.58	0.79	0.88	0.83	\
GABLE（Sun 等，2024）	0.76	\	0.75	0.81	0.88
East Asian buildings（Shi 等，2024）	\	0.85	0.81	0.82	0.87
本文建筑数据	0.82	0.91	0.91	0.90	0.92

将模型应用于所有城市的遥感影像可以得到全国实体城市的建筑轮廓。从识别结果来看，与现有的建筑数据集相比，本文得到的建筑轮廓具有更高的准确性和完整性。对实体城市内的建筑面积进行统计后发现，相比其他数据产品，本文在实体城市中识别了更多的建筑（图 6-13）。

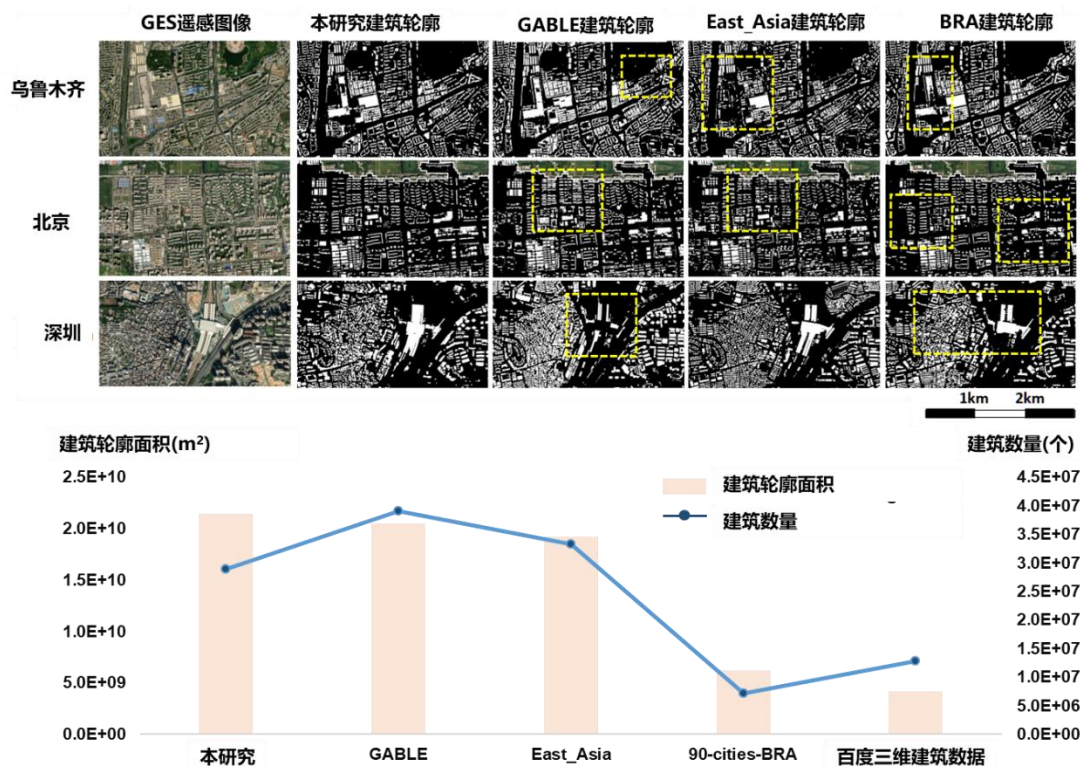


图6-13 实体城市边界内不同建筑数据的轮廓可视化和统计比较

(2) 建筑高度识别精度

建筑高度模型的识别精度见表 6-9。可以看出，非行政城市区域及县级市的两个分区模型的 R^2 值超过 0.8，建筑高度预测误差小于 6 米，然而，直辖市的模型 R^2 较低，为 0.68。这种差异可以用不同行政级别的建设投资强度的巨大差异来解释。高等级城市的建筑更容易受到社会经济因素的影响，使其高度相对难以预测，低等级城市建筑预测的 R^2 值较高也印证了这一点。此外，将 2500 个建筑的人工审计高度结果与本文建筑高度进行回归分析， R^2 值为 0.72，表明在大多数情况下，建筑高度能够被准确识别。

表 6-9 建筑高度模型精度评价

方法	序号	城市行政等级	建筑样本数量	MAE	RMSE	R ²
分区模型	A	非行政城市区域	3.2E5	2.5	5.6	0.84
	B	县级市	6.8E5	2.4	5.3	0.81
	C	地级市	3E6	3.3	6.5	0.74
	D	省会城市	3.4E6	3.9	7.7	0.71
	E	直辖市	1.4E6	3.6	7.9	0.68

(3) 建筑功能识别精度

结果表明，居住类建筑识别的精度较高，F1-Score 接近 0.90。其他功能，如办公等识别精度略低，F1-Score 接近 0.80。这种差异可能是由于不同建筑类型的样本量不同造成的（图 6-14）。根据 2500 个建筑的人工审计结果发现，88% 的建筑物功能被准确分类，这也表明通过本方法，多数建筑物的功能得到了正确识别。

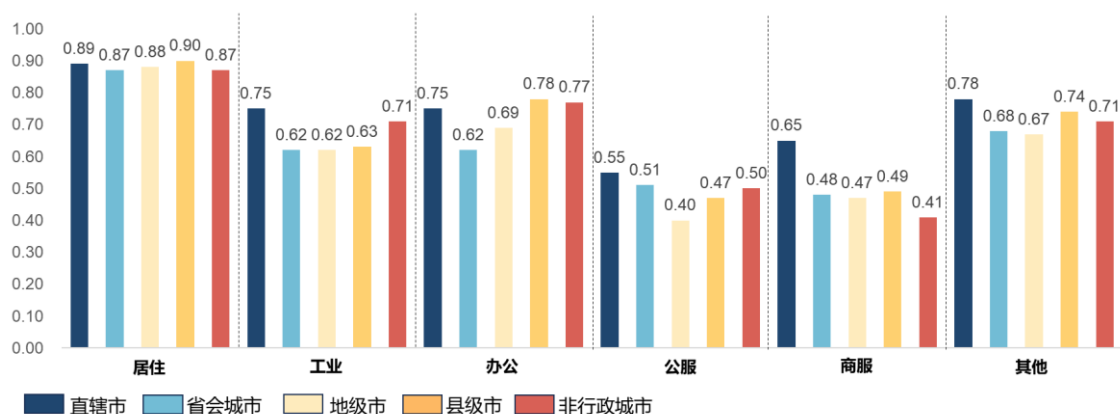


图6-14 建筑功能模型F1-Score对比

(4) 建筑识别结果

研究生成的建筑数据产品包含覆盖中国实体城市地区的 2,900 万栋建筑，每个建筑都包括建筑轮廓、高度和功能属性等（图 6-15）。

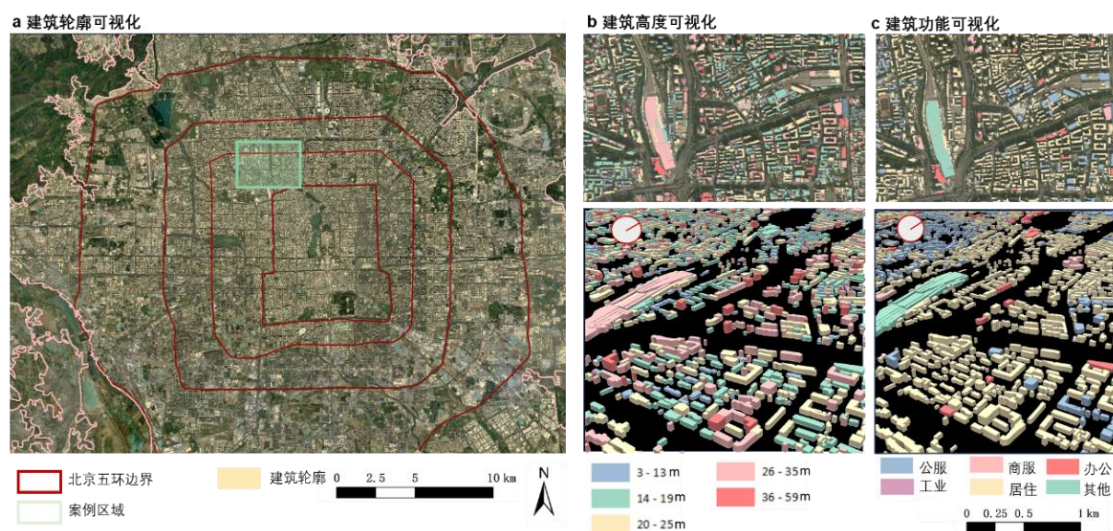


图6-15 建筑识别结果可视化

从建筑底面积总和、平均建筑高度和建筑总面积来看，中国建筑存量的空间分布主要集中在京津冀地区、中原地区、长三角和珠三角地区。建筑底面积

总和呈现出东高西低的格局，而建筑高度则呈现出南高北低的空间分布（图6-16）。

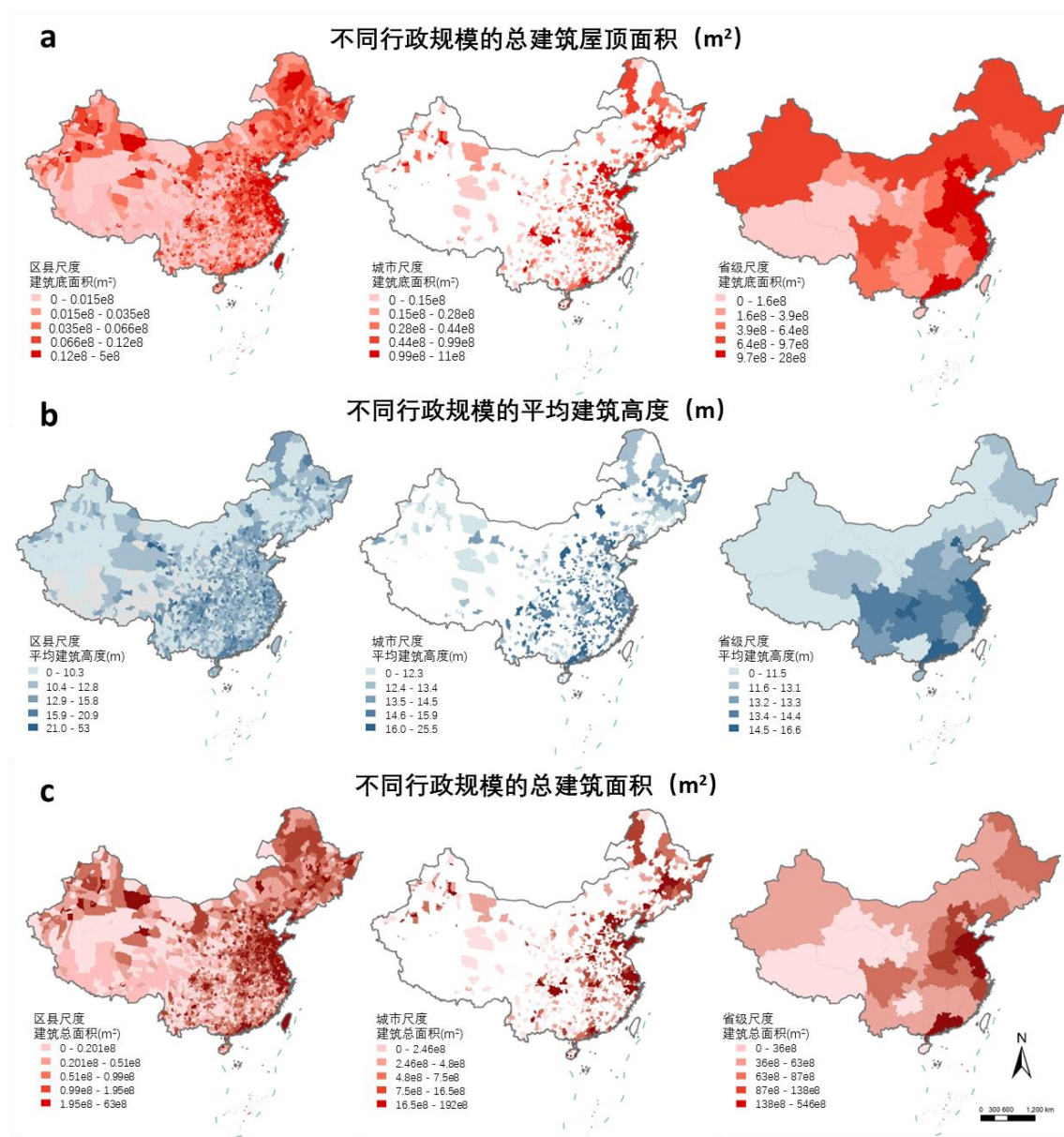


图6-16 建筑轮廓及高度空间分布

根据建筑功能的推断结果，中国目前的建筑存量主要由居住建筑（74.3%）组成，其次是公共服务建筑（10.6%）和办公楼（9.7%），工业建筑的比例最低（0.39%）。图6-17显示了各省不同类型建筑的数量和比例。所有建筑类型在数量上都符合东高西低的规律。东部地区的办公楼和工业建筑比例较高，西部地区的公共服务建筑比例明显高于东部地区。

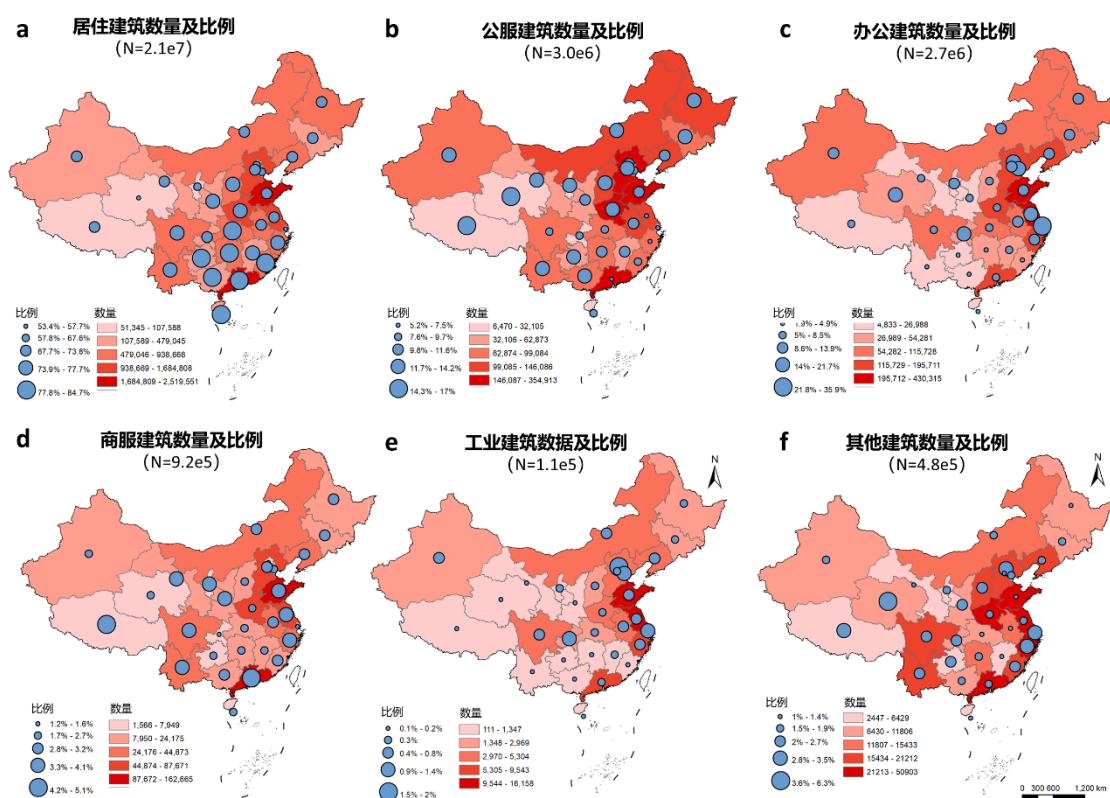


图6-17 建筑功能空间分布

6.4.1.2 居住街区计算结果

按照前述居住街区识别算法，计算各街区居住建筑面积占比，将占比超过 40% 的街区识别为居住街区。本文最终得到约 33 万个居住街区，总面积超过 7 万 km^2 ，平均每个居住街区的面积为 0.21 km^2 。这些居住街区包含了 1,740 万个居住建筑，建筑底面积为 9,044 km^2 ，总建筑面积为 42,764 km^2 。每个居住街区平均包括 52 个居住建筑，且不同地区居住街区的规模和密度存在差异。在这些居住街区中，还包括了城中村类型的街区，共计 61,231 个城中村居住街区。这些城中村街区总计包括了 318 万个城中村自建房建筑。

6.4.1.3 户型面积计算结果

本文计算了区县、实体城市、行政城市、省级、城市等级不同类型户型面积的平均值，来代替街区缺失的二手房户型面积信息。研究发现，不同类型居住建筑的户型面积出现明显差异，0-3 层类居住建筑及城中村类居住建筑户型面积相对较大，而 4-6 层类居住建筑及 6-18 层类居住建筑户型面积相对较小（详见附录 H）。这种差异性可能与建筑的结构、使用功能以及建筑密度等因素有关，反映了不同层数居住建筑在设计规划上的不同需求。

另外，户型面积表现出了明显的地区差异性，相较而言，东南区域的城市户型面积相对较大，东北地区的城市户型面积较小。此外在区县、实体城市、行政城市以及省级等不同尺度下，户型面积的空间差异性在逐步降低。

这进一步验证了本文在对住房建筑进行分类的基础上，采取按区县、实体城市、行政城市和省级等不同尺度逐步替换缺失户型面积信息的方法是合理且有效的。这种方法不仅可以合理填补数据缺口，还能保持数据的空间一致性，从而提高研究结果的可靠性和准确性。

6.4.1.4 住房存量计算结果

本文最终得出，中国整体住房存量为 3.26 亿套。从图 6-18 中可以清晰地看到，尽管住房存量总量庞大，但其分布极为不均。不同层级的城市在住房存量上存在显著差异，尤其是在经济发达、人口密集的区域，住房存量相对较多。

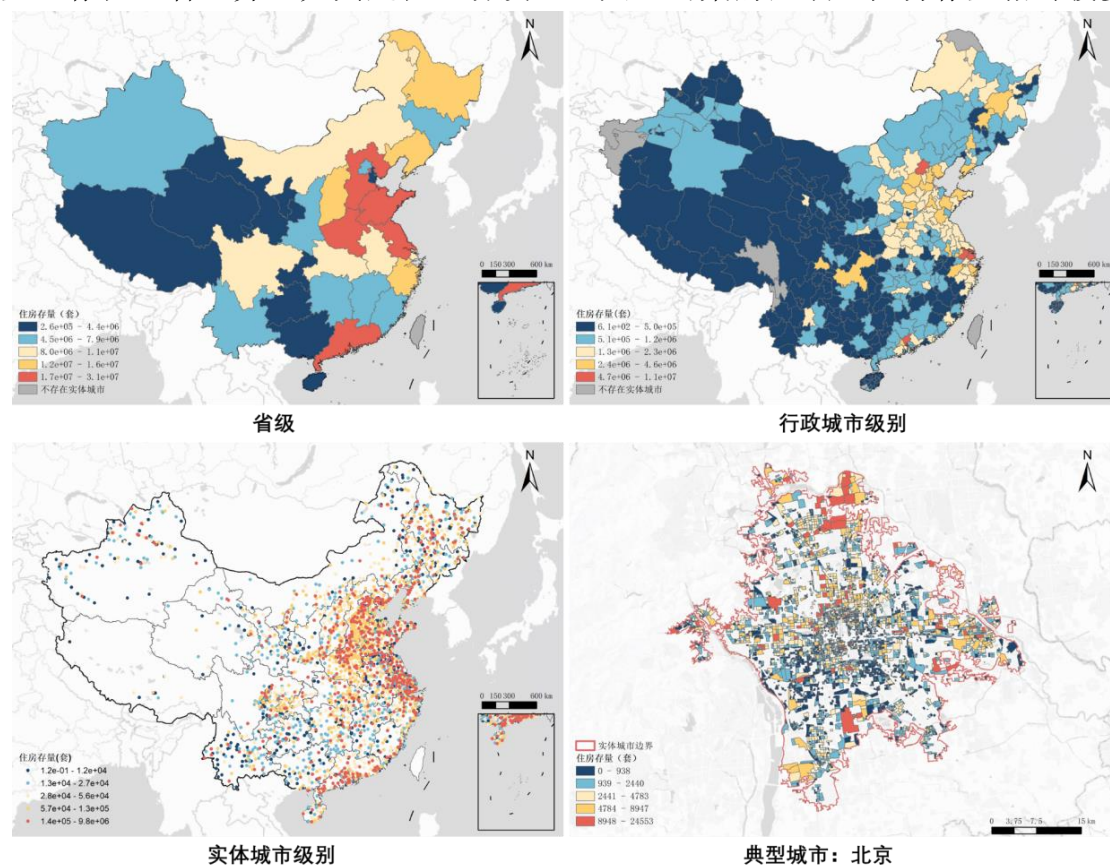


图6-18 全国住房存量空间分布

具体来看，华北地区以及广东省住房存量较为庞大，而西北、西南地区的省份则相对较少。从行政城市层面来看，北京、上海、广州、苏州、成都等大城市的住房存量远高于其他城市。每个城市的住房存量均超过 400 万套。上

海的住房存量最多，达到了 1,084 万套，北京次之，为 785 万套。排名前五的城市总住房存量已经突破 3,900 万套，约占全部实体城市住房存量的 12%。

从实体城市层级来看，大城市的主城区住房存量更为显著，尤其是上海、北京、苏州、深圳、成都和天津等大城市的主城区，住房存量普遍较高。例如，上海主城区的住房存量高达 980 万套，北京主城区为 643 万套，而其他实体城市的住房存量普遍低于 400 万套。事实上，约 98% 的实体城市住房存量规模均在 100 万套以内。这一现象揭示了中国城市住房市场的地域差异性和层次性。较发达的城市中心区拥有更高的住房存量，而较小的城市和边远地区的住房存量则相对较低。

6.4.2 家庭数量计算结果

6.4.2.1 人口数据生成结果

本文构建了人口数据生成模型，最终在街区尺度上实现了人口数量的预测，其 RMSE 为 36.8，表明模型具备较高的预测精度。基于该模型，本文生成了所有实体城市的 2023 年人口数据，为后续的家庭数量计算提供了可靠依据。

图 6-19 展示了北京市的人口网格数据，从图中可以清晰地看到北京市各个区的人口分布情况。不同区域的人口密度差异明显，城市中心区域人口密集，而城市边缘区域则相对稀疏。

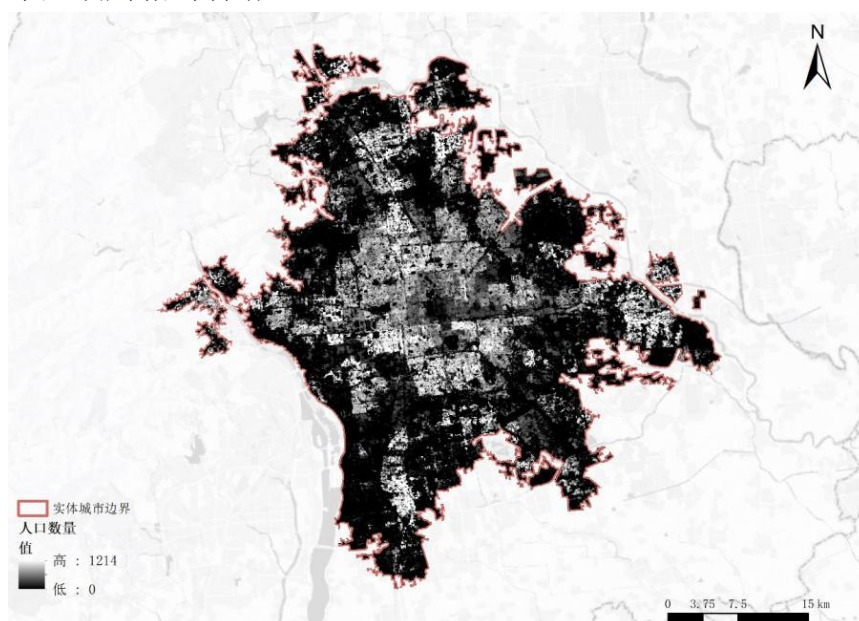


图6-19 北京市人口网格数据展示

6.4.2.2 凹包边界结果

街区内的实际居住人口并不完全集中在居住建筑中，直接以居住街区为单位计算人口数量可能会导致街区人口数量被人为拉高，从而影响测算结果的准确性。与传统的居住街区相比，凹包边界更加精准地反映了居住建筑的实际聚集区域。因此，本文利用居住街区居住建筑的凹包边界来提取人口数量。

由于较大的街区往往会被细分为多个凹包边界，因此，凹包边界的数量大于街区总数，33 万个居住街区的凹包边界数量达到了 44 万个。最终生成的凹包区域总面积达到了 5 万 km^2 ，相较于居住街区的 11 万 km^2 ，减少了约 50%。这有助于确保居住街区人口数量的精度和可信度，进一步提高了家庭数量计算的准确性和可靠性。

6.4.2.3 家庭数量计算结果

通过统计与分析，最终得出全国实体城市的居住人口总数为 7.5 亿人（图 6-20），代表了 3 亿个家庭（图 6-21）。研究发现，各省家庭数量的差异性显著。具体而言，广东省和山东省的居住人口众多，因而带来了相对较高的家庭数量。与此形成鲜明对比的是，黑龙江省尽管人口相对较少，但由于户规模普遍较低，从而导致了该省较多的家庭数量。西北地区的家庭数量和人口数量普遍较少。

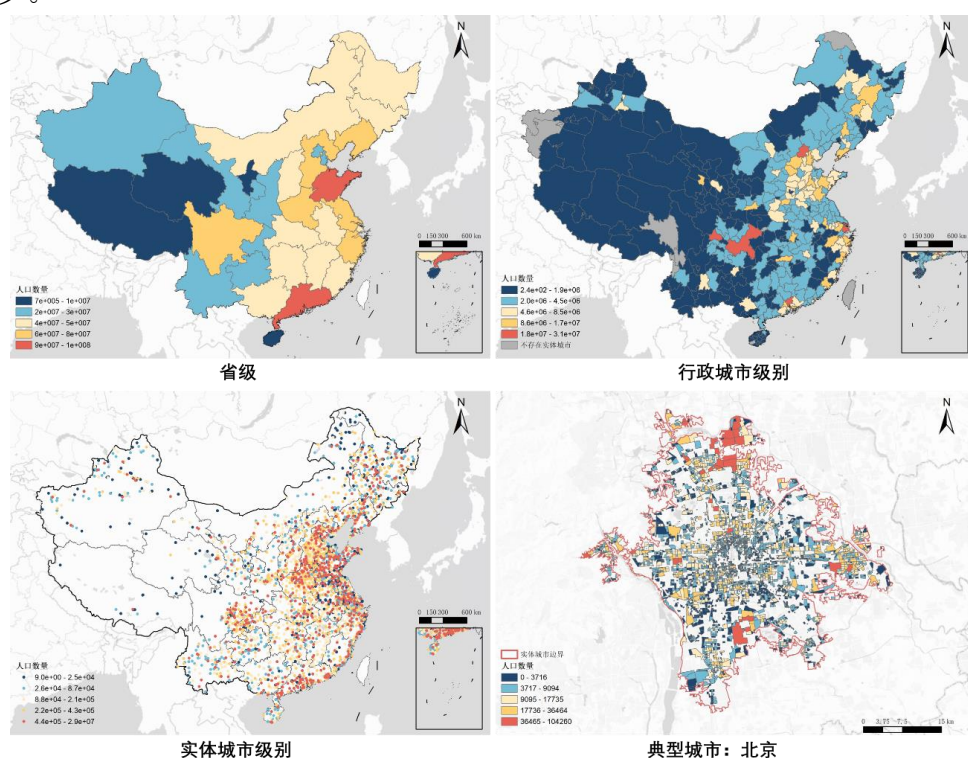


图6-20 全国人口数量空间分布

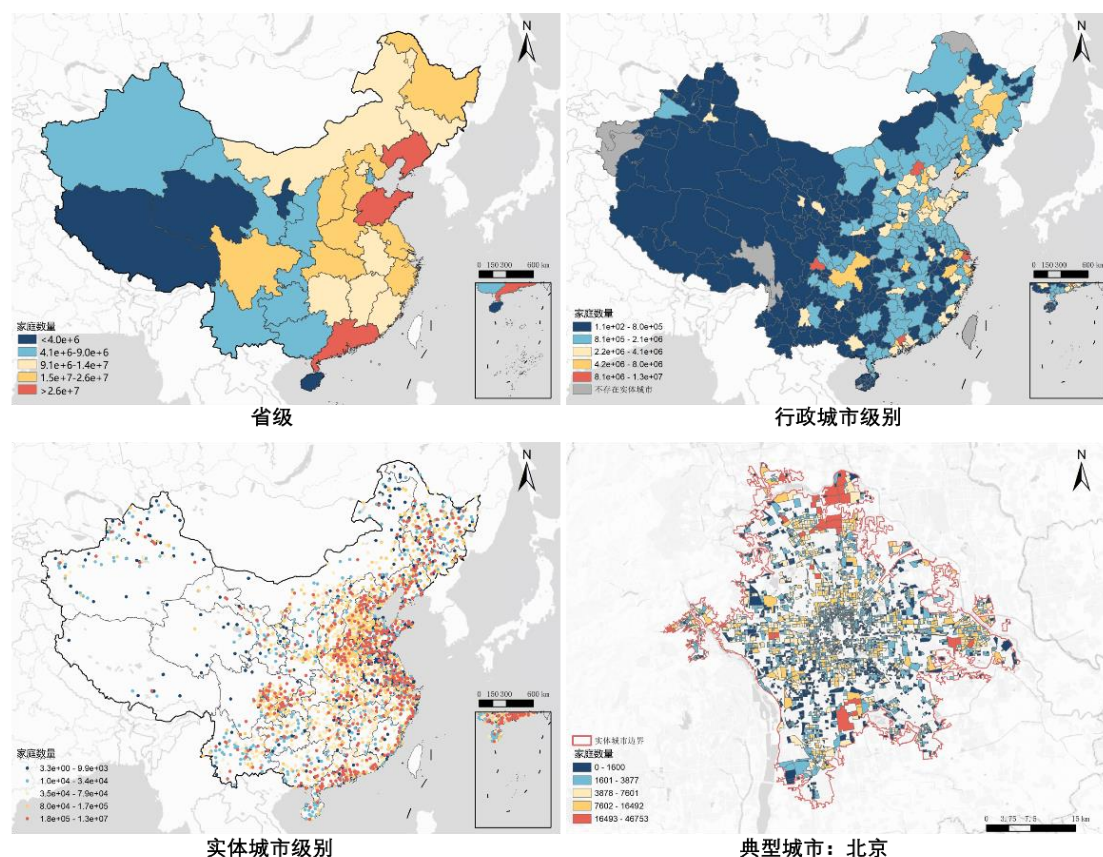


图6-21 全国家庭数量空间分布

6.4.3 住房空置率计算结果

6.4.3.1 住房空置率现状

本文对各街区的住房空置率进行计算，并按照实体城市、行政城市及省级尺度进行统计分析，最终得出中国实体城市整体住房空置率为 23.46%。

根据研究结果，住房空置率排名前五的省份分别是西藏、海南、河北、新疆以及青海（图 6-22）。这些省份的空置率普遍较高，且主要集中在西北和华北地区。其中，西藏的空置率最高，达到 40%，这一数据显著高于全国平均水平，反映出该地区在城市化进程中的特殊性。海南、河北、新疆和青海等也呈现出相对较高的空置率。相对而言，低于 10% 的空置率省份仅有重庆和广西，分别为 6% 和 9%，这些省份在住房供给和需求之间相对平衡，住房市场较为活跃，促使了住房需求的持续增长。

从行政城市尺度来看，空置率较高的城市依然主要集中在西北地区，表明这些地区住房供给过剩并形成较高的空置率。而华北地区的空置率处于中等水平，东南沿海区域空置率普遍较低。

在实体城市层面，华北地区的城市住房空置率相对较高。华北地区作为中国人口较为密集的区域之一，城市化进程较为迅速，部分地区仍出现了住房供给过剩，造成了较高的住房空置率。与此同时，东南区域的空置率较低，这主要得益于该地区较高的经济发展水平、较强的吸引力以及持续增长的住房需求。特别是一些经济发达的城市，如上海、广州、深圳等，其住房市场的供需关系较为平衡，空置率较低。

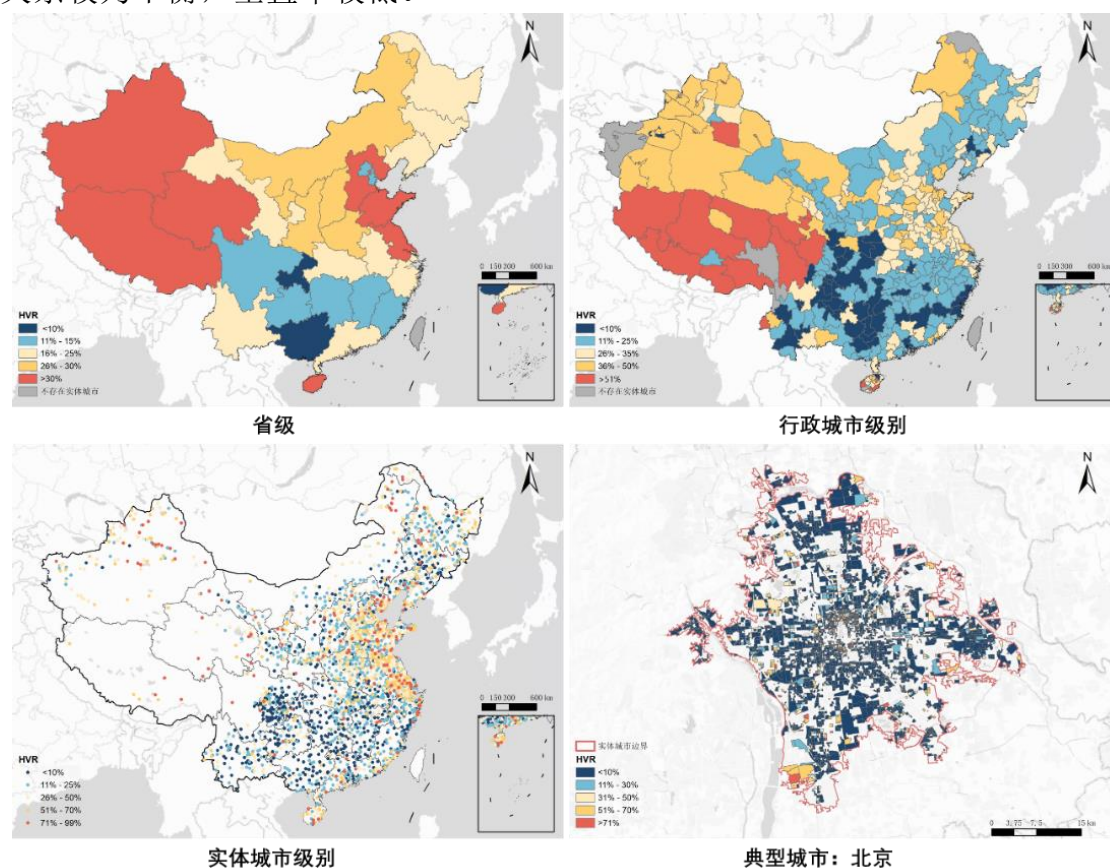


图6-22 全国住房空置率空间分布

6.4.4.2 空置套数及空置面积

本文进一步计算了空置住房的套数与空置住房的总面积。研究表明，空置住房的套数与空置住房的面积在空间分布上呈现出高度一致的趋势。具体而言，中国整体空置住房套数为 7,714 万套，总空置面积达 10,850km²，按照中国 2020 年平均户规模 2.62 人/户来计算，这些空置住房可容纳约 2.2 亿人居住（图 6-23）。

从地区分布来看，山东、河北、江苏、河南等省份的空置住房存量及面积较高。尤其是山东省，其空置住房存量位居全国前列，共约 978 万套空置住房，空置总面积达到 1,484 km²。这些空置住房可容纳约 2500 万人居住，反映

出该省在住房供给方面的过剩情况。相比之下，西藏、重庆省份的空置住房存量及面积较少，均低于100万套。

从行政城市尺度来看，高空置住房存量的城市主要集中在北京、上海、广州等一线城市的周边区域。这些城市虽然地理位置优越、基础设施相对完善，但由于受到北京、上海、广州、深圳等超大城市的强辐射效应影响，产业资源和人口不断向核心城市聚集，导致周边中小城市和部分卫星城的人口出现持续外流的现象。这种人口迁移的趋势造成了这些区域的住房需求萎缩，住房市场活跃度下降，从而导致大量住房被闲置。特别是在部分依赖房地产拉动经济增长的城市，由于前期房地产开发过度、供应过剩，更加剧了空置问题的严重性。

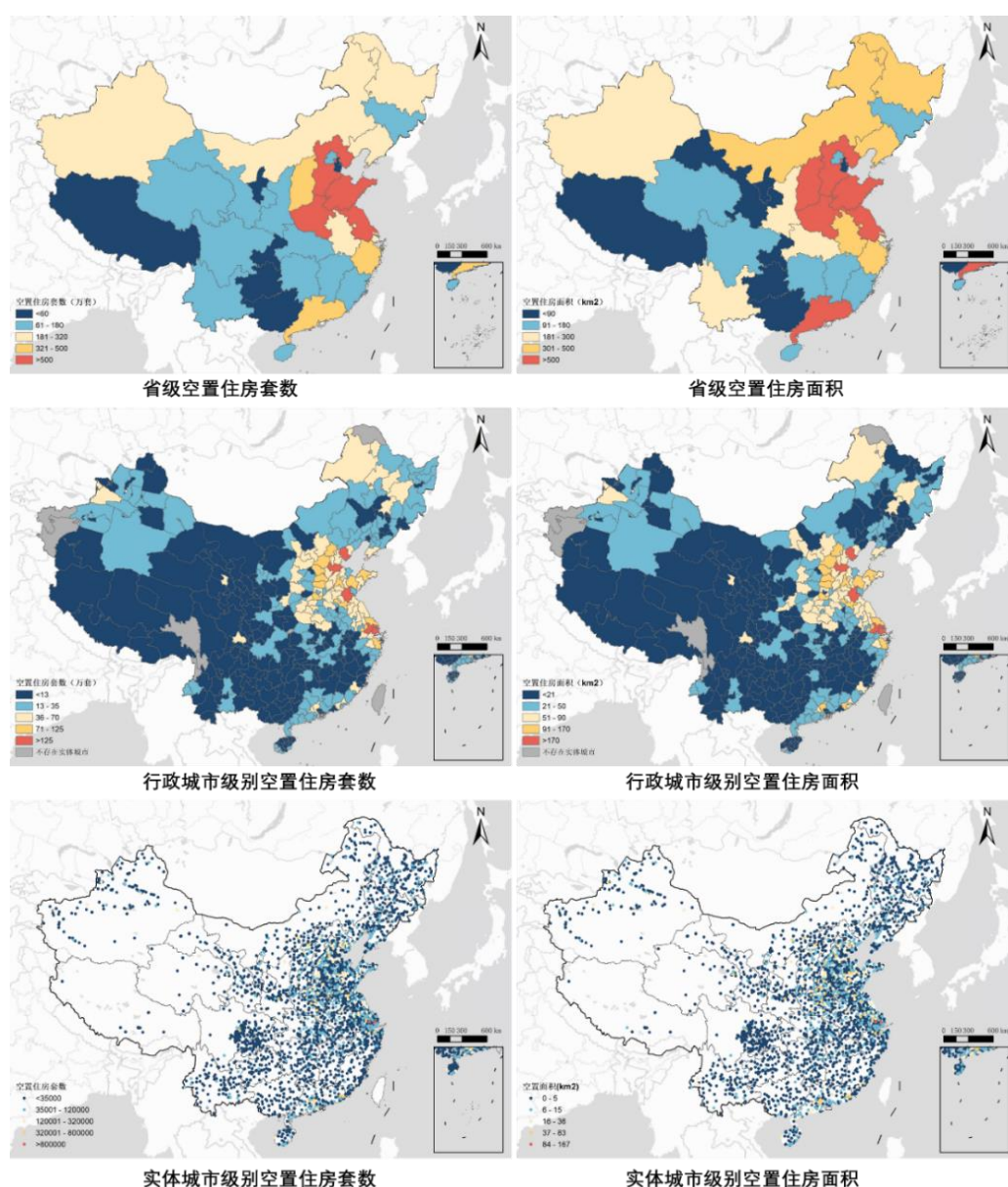


图6-23 省、行政城市、实体城市级别空置住房套数及面积分布

6.4.3.3 住房空置率验证

本文采用多种方法对研究结果进行验证，包括同安居客平台待售待租住房数量对比、同既有研究对比、同新闻报道对比以及实地调查验证。

（1）同安居客平台待售待租住房数量相比

本文以被安居客数据覆盖，且二手房数量大于 500 的实体城市（ $N=1,813$ ）为研究对象，计算本文得出的空置住房数量与安居客待售待租住房数量相关系数，最终得到相关系数为 0.72（ $p<0.001$ ），该结果验证了本文结果的可靠程度。

（2）同既有研究对比

本文在第五章中利用百度 LBS 数据计算得出了北京五环内小区尺度住房空置率的空间分布结果（图 6-24）。刘艳军等（2021）则基于用电数据，得出了伊春城区内小区尺度住房空置率的空间分布情况（图 6-25）。将两者的研究与本章研究结果进行对比可以发现，高住房空置率的居住区及街区在空间分布上表现出较高的一致性，这在一定程度上验证了本文结果的准确性与可靠性。

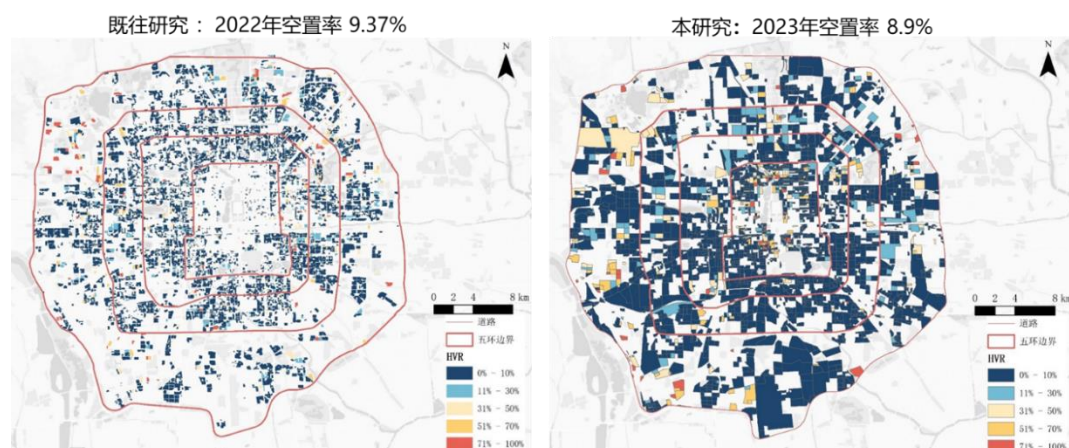


图6-24 第五章研究与本章研究中北京市五环内居住区及居住街区空置率对比

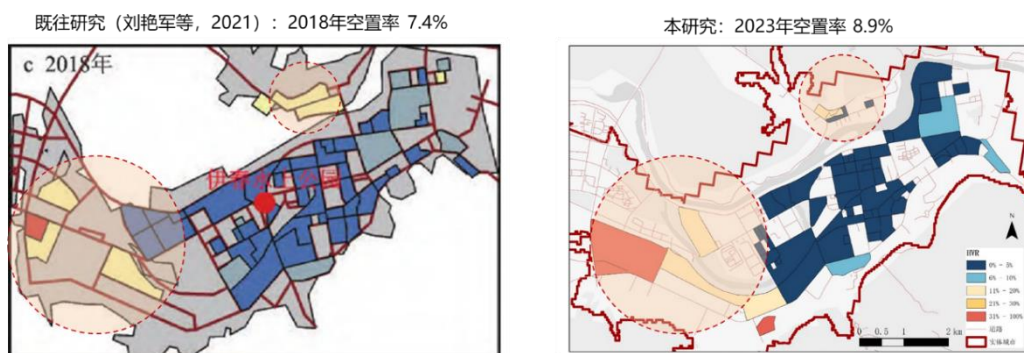


图6-25 既往研究（刘艳军等，2021）与本文中的伊春市住房空置率对比

（3）同新闻报道对比

甘肃玉门市作为中国第一个石油基地，在建国后吸引了大量石油工人前往居住。然而，在 20 世纪 90 年代，玉门油田石油储量开始下降，原本充满活力的工业体系，逐渐失去动力。2003 年，国家为了优化资源配置，决定将玉门的政府、企业和重点设施迁往新城区。老玉门市区被重新命名为“老君庙镇”，逐渐废弃，目前只有极少量工人居住。在本文中，玉门老城区空置率 93.8%，新城区 10.8%，同新闻报道相符（图 6-26）。

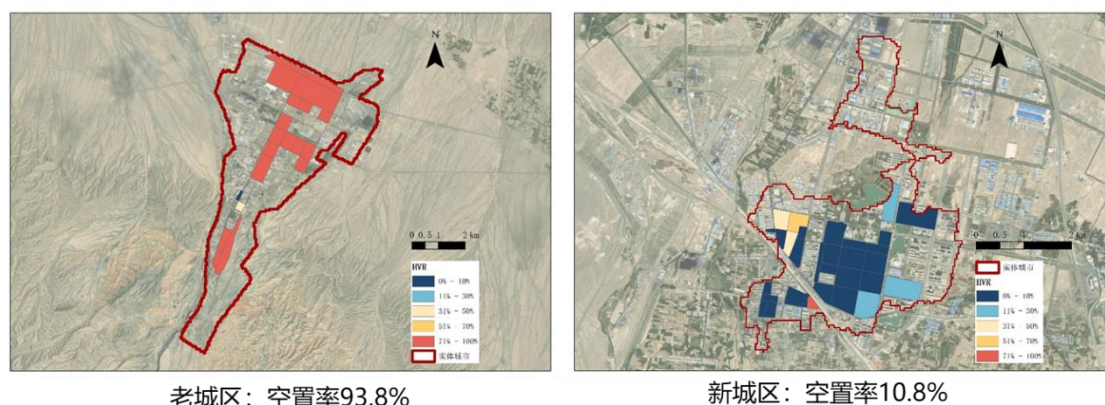


图6-26 甘肃玉门市老城区及新城区街区尺度空置率分布

河南济源市面临资源枯竭问题，曾经有 3 万多人生活在济源市，现如今已出现了大量的人口流失问题，遍地的楼房无人居住。在本文中，济源市空置率 39.8%，同新闻报道相符。此外，研究通过安居客小区信息进一步进行验证，其中，德宏迎宾府小区在 2021 年仍未交房，目前空置率 94.6%；升龙城小区 AB 区 2014 年已经交房，但 C 区仍在建设，目前空置率 38.3%（图 6-27）。

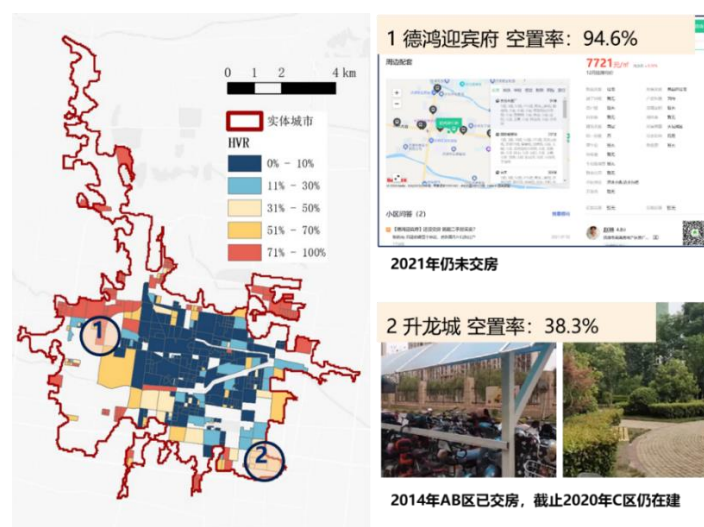


图6-27 河南济源市街区尺度空置率分布及典型小区安居客照片

(4) 实地调查验证

研究还前往辽宁省阜新市进行实地调查，对不同程度住房空置率街区进行实地调查与居民访谈，可以看出实地调查与访谈结果同本文结果相符（图 6-28）。

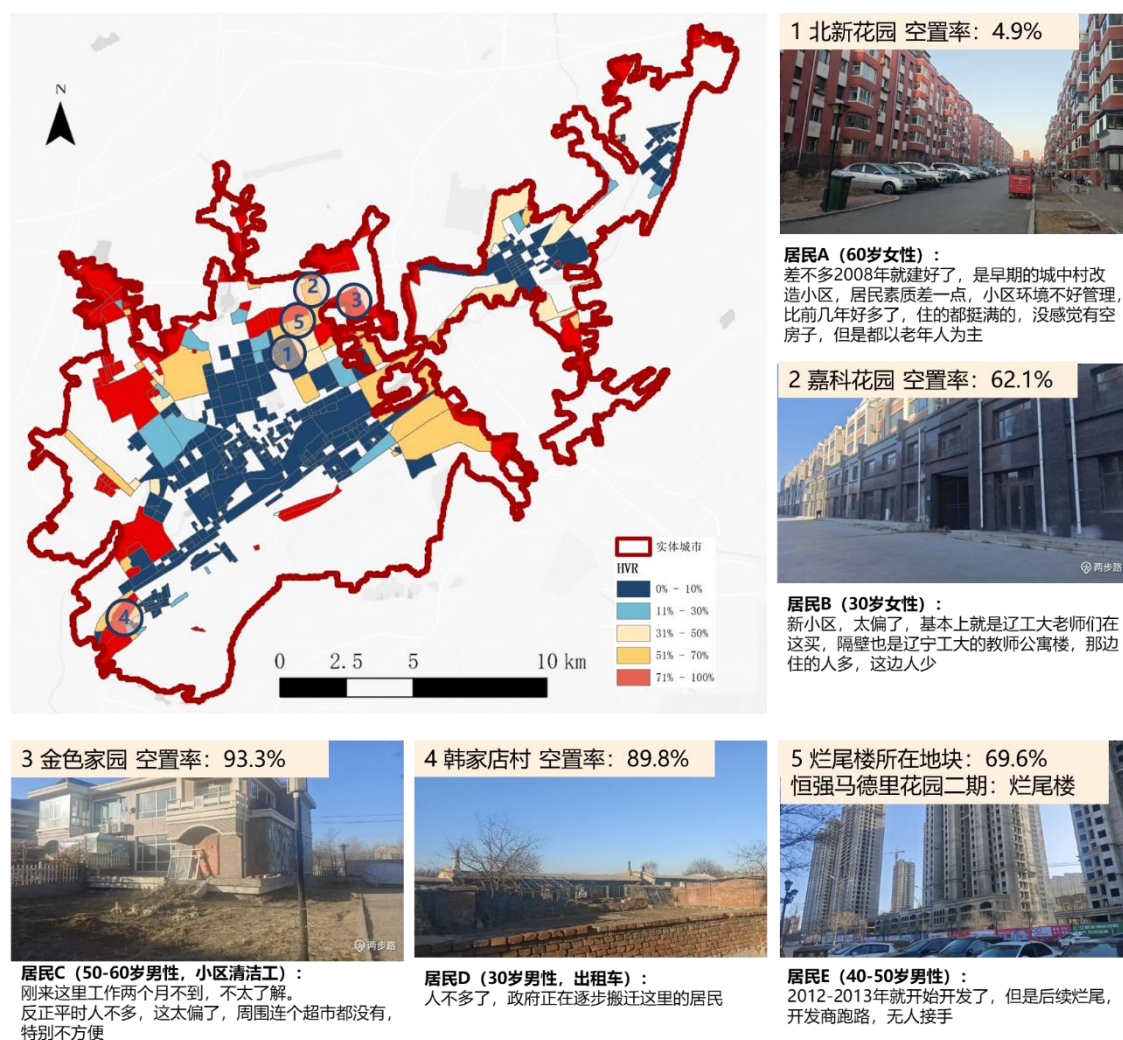


图6-28 辽宁阜新市居住街区住房空置率分布及典型小区现场照片

(5) 居住区图像数据验证

本文进一步依据住房空置率将居住街区划分为三个等级：低于 25%、25% - 50%及高于 50%，并按不同行政等级分层抽样，从每一类别中各选取 500 个街区，共计 2,500 个街区。在安居客网站中收集相关街区的在线视频数据，提取其中 2022 至 2024 年间的数数据，并通过人工标注判定街区的空置率等级。随后，将标注结果与本文所测算的空置率进行比对，结果显示 Kappa 值达到 0.78，进一步验证了本文研究方法的可靠性与测度结果的准确性（图 6-28）。



图6-28 不同空置率等级居住街区及其对应的安居客视频截图示意

6.5 本章小结

鉴于目前我国尚无全国范围的住房空置现状调查，本章基于第五章所探讨的研究方法，研发了一套利用开源免费数据结合深度学习模型及机器学习模型的居住街区尺度住房空置率测度方法框架，并完成了全国实体城市层面的居住街区住房空置现状测度工作，旨在为未来住房政策的制定、城市发展规划以及相关研究提供科学依据。

本文以中国 2,859 个实体城市为研究对象，开展了全国住房存量的测算工作。通过 OCRNet 深度学习模型，从高分遥感影像中提取建筑物的轮廓信息，并结合 XGBoost 机器学习模型推算建筑物的高度和功能属性。进在此基础上进一步提取居住建筑，并生成居住街区。通过与户型面积数据相结合，推测各街区的住房存量，最终汇总到实体城市尺度。结合人口网格数据，并参考不同规模家庭的统计信息，推算每个街区的家庭数量，据此计算全国范围内的住房空置率。

研究结果显示，全国住房存量为 3.26 亿套，其中包括 4,412 万套城中村住房和 2.82 亿套非城中村住房。全国实体城市人口总数为 7.5 亿人，对应约 3 亿个家庭。全国城市整体的住房空置率为 23.46%，空置住房套数为 7,714 万套，空置住房面积 10,580km²。华北地区的住房空置率及空置住房套数较高。

本研究的结果为我国城市住房空置现状提供了重要的数据支持，结合这

些结果，政府部门、城市规划者和房地产开发商可根据不同区域的空置特征制定有针对性的政策措施。

第7章 城市住房空置规律解析及应对策略

本章基于前述研究成果，遵循“空间规律分析—影响因素解析—应对策略提出”的分析路径，系统性地对我国住房空置现象进行了多尺度、多层次的综合分析。具体而言，分别对第六章获取的约33万个居住街区、第五章北京五环内5,737个居住区、第四章两个典型小区的住房空置测度结果进行深入分析，全面梳理住房空置在数值层面和空间层面的分布规律。在此基础上，结合文献综述中提及的经济水平、人口结构、空间品质及区位便捷性等多维度影响因素，利用相关性分析及机器学习模型等系统解析了住房空置现象的关键驱动机制。最后，通过考虑未来人口迁移趋势、城市发展阶段及区域差异等因素，从居住街区尺度、居住区尺度到住房单元尺度，提出有针对性的住房空置应对策略与政策建议（图7-1）。

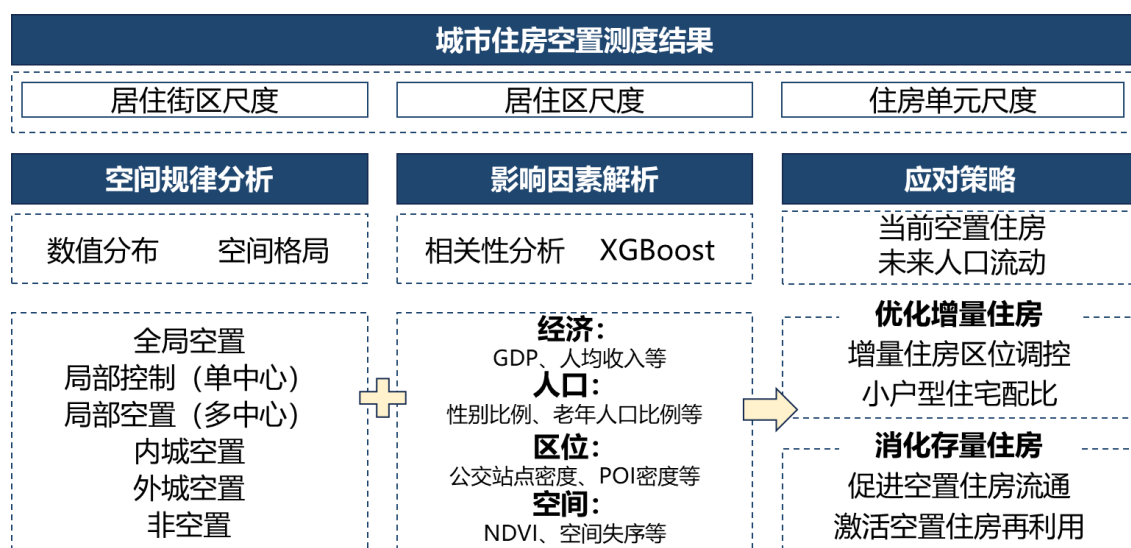


图7-1 住房空置规律解析及规划应对技术路线

7.1 住房空置分布规律

7.1.1 住房空置率数值分布规律

（1）居住街区尺度数值分布规律

研究通过对第六章中33万个居住街区的住房空置率进行密度图绘制，旨在揭示空置率在不同街区中的分布规律（图7-2）。可以明显看出，街区的住

房空置率呈现拖尾分布特征。具体而言，绝大多数街区的住房空置率集中在 0% 至 10%之间，这一分布特征表明，大多数街区的空置率相对较低，表明这些区域的住房需求较为旺盛，市场供需关系较为平衡。然而，密度图的拖尾特征也揭示出少数街区的空置率显著偏高，这部分街区的空置率远高于 10%，甚至可能超过 50%。这种现象提示了城市住房市场的不均衡性，部分区域可能面临较为严重的空置问题，而其他区域则保持较为健康的供需平衡。

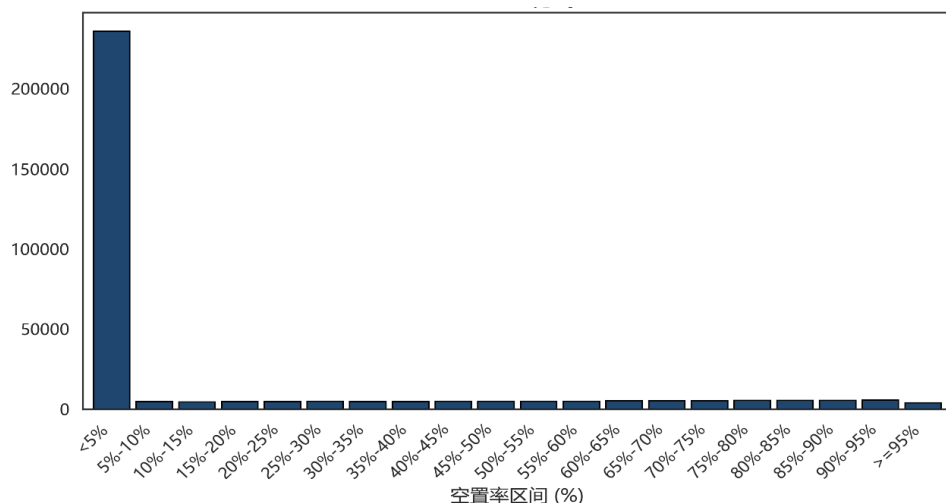


图7-2 不同住房空置率区间下街区数量

进一步分析不同省份在不同住房空置率区间的街区数量，同样可以发现，绝大多数街区的住房空置率低于 10%（图 7-3）。然而，在住房空置率超过 10% 的街区中，空置率高于 50% 的街区比例明显较大。这表明，空置的住房大多集中在城市的少数区域或特定街区中。

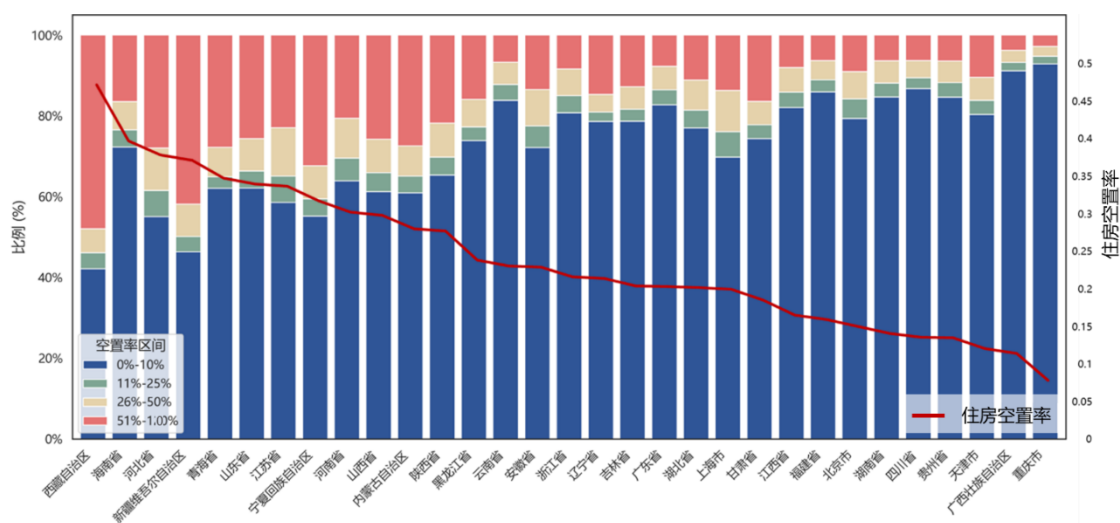


图7-3 省级住房空置率及不同住房空置率区间的街区比例统计

（2）居住区尺度数值分布规律

同样的数值分布规律出现在了居住区尺度，对第五章北京五环内居住区尺度的住房空置率结果进行统计可以发现（图 7-4），北京五环内的住房空置率呈下降趋势，且绝大多数居住区处于低空置状态。

此外，低空置率居住区的占比显著上升，空置率低于 10%的居住区比例由 2018 年 3 月的 63%稳步提升至 2022 年 9 月的 79%，表明绝大多数居住区的住房利用率不断提高，空置问题正逐步得到缓解。同时，空置率超过 75%的居住区占比始终较低，并呈持续下降趋势，从 2018 年的 5%下降至 2022 年的仅 2%，反映出极高空置区域正在逐渐减少。

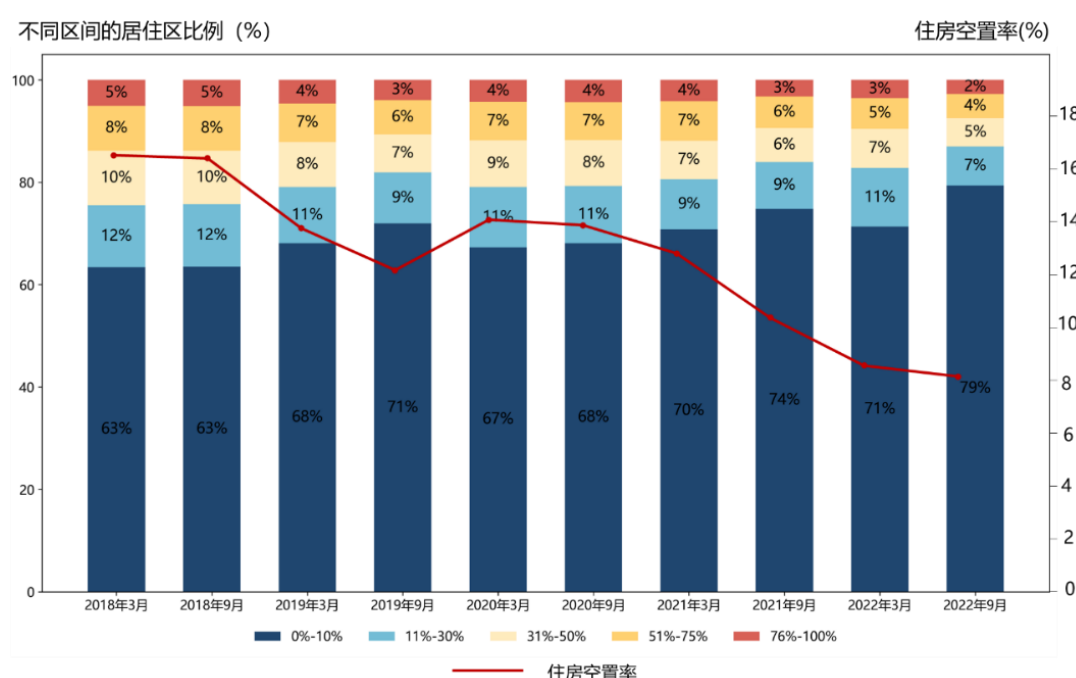


图7-4 不同区间住房空置率居住区数量比例

7.1.2 住房空置率空间分布规律

7.1.2.1 空间自相关

（1）居住街区尺度空间自相关分析

以居住街区为单元，以中国实体城市 33 万个居住街区为样本，采用全局莫兰指数（Moran's I）对住房空置率进行了空间分析，最终得出的莫兰指数为 0.19。这一结果表明，住房空置率在空间上存在一定程度的正向自相关性。具体而言，空置率较高的区域往往与其他空置率较高的区域相邻，而空置率较低的区域也倾向于与其他空置率较低的区域毗邻。

此外,研究计算得出的 Z 得分为 895。 Z 得分是莫兰指数与其期望值之间差异的标准化度量,反映了统计结果的显著性。通常, Z 得分的绝对值越大,意味着空间自相关性越强,结果的显著性越高。在本文中, Z 得分极为显著,说明莫兰指数的结果具有极强的统计显著性。因此,可以确认,居住街区尺度的住房空置率的空间分布具有明显的空间自相关性。

更进一步, P 值为 0,表明这种空间自相关性是非常显著的,几乎可以确定该模式并非由随机因素造成。这一显著性高的结果进一步强化了空置率在空间上的集聚效应,即某些区域的高空置率可能与该区域周围环境的经济、政策、地理等因素密切相关,进而形成空间上的集聚现象。

(2) 居住区尺度空间自相关分析

以居住区为研究单元,以北京五环内 5,737 个居住区为研究样本,计算得到的住房空置率莫兰指数仅为 0.07,表明空置率的空间集聚效应较弱,但 Z 得分高达 14.8,且 P 值为 0,意味着这种微弱的空间相关性具有极强的统计显著性。对中国 2,859 个实体城市分别计算其居住街区住房空置率的莫兰指数,发现各城市莫兰指数在 0.01-0.10 之间,均值为 0.05。这说明在城市范围内,住房空置率的分布并非完全随机,而是受到一定空间过程或机制的影响,例如区域发展不均衡、公共服务资源配置差异、交通可达性、居住吸引力等因素,造成部分街区或区域空置现象更为集中。虽然大规模的高空置区尚未形成,但局部空间聚集特征已具雏形。

(3) 住房单元尺度空间自相关分析

对多伦两个小区的 1,020 个住房单元是否为空置住房进行空间自相关分析,同样得到了较低的莫兰指数(0.04)和较高的 Z 得分(12.6)与显著的 P 值(0),这种结果说明,住房单元尺度的空置住房分布同样遵循一定的空间机制。在本研究中,因为小区内一栋新建楼栋近期刚交付使用,尚未大规模入住,因而成为整个小区中的空置“热点”,在空间上形成了显著的局部空置高发区域。

7.1.2.2 空间格局

(1) 居住街区尺度空间格局

结合目视审计的结果,本文将各实体城市内居住街区住房空置空间格局归纳为以下六大类型:全局空置、局部空置(单中心)、局部空置(多中心)、外城空置、内城空置与满置。每种空置模式反映了城市不同区域在住房空置现象上的分布差异(图 7-5)。对这些空置格局的分析能够帮助城市规划者、房

地产开发商和政府部门更好地理解空置问题的空间特征，进而为解决相关问题制定更加精准的政策。

a. 全局空置

全局空置类实体城市占比 18%。全局空置指的是在城市或区域范围内，大部分区域的空置情况均较高，且整体上空置率没有显著的空间差异。这种现象通常出现在新建城区，特别是大规模开发的街区中。由于这些区域往往存在过度开发或市场需求不足的问题，导致多个街区出现较高的空置率。

b. 局部空置（单中心）

局部空置（单中心）类实体城市占比 10%。单中心局部空置指的是在某个特定区域或单一中心区域内，空置率较高，而其他区域的空置率相对较低。住房空置现象在城市内部呈现出明显的聚集特征，通常出现在某个特定的区域，如城市边缘区、老旧城区或经济相对低迷的地区。

c. 局部空置（多中心）

局部空置（多中心）类实体城市占比 20%。多中心局部空置是指在城市内有多个空置率较高的区域，这些区域呈现出多点分布的特点，空置现象不仅集中在一个地方，而是多个区域都有空置情况。这种模式通常出现在一些大型城市或经济发展不均衡的地区，尤其是当某些次中心区域的功能衰退或某些区域的房地产过度开发时，空置现象可能在多个中心区域形成。与单中心空置不同，多中心空置表明城市内存在较大差异，可能由于不同区域的经济条件、基础设施建设、生活质量等方面的差异。例如，在一些大城市，市中心、老旧工业区以及近郊的新建居住区等地可能同时出现较高的空置率。

d. 外城空置

外城空置类实体城市占比 43%。外城空置是指城市外围区域或郊区的住房空置率较高，而市中心或核心区域的空置率较低。外城空置是城市空置格局中最常见的一种类型，尤其出现在大城市的郊区或边缘区域。造成这种现象的原因通常是城市边缘区域基础设施不足、交通不便，或是城市扩张过度带来了边缘区域的房地产供给过剩，往往表现为新建居住区的大量空置。

e. 内城空置

内城空置类实体城市占比 3%。内城空置是指城市中心区域的住房空置率较高，而城市外围区域或郊区的空置率较低。这种现象主要集中在老旧城区、商业化过度或过度开发的区域。与外城空置相对，内城空置通常表现在市中心区域，特别是一些历史悠久的城市或城市更新进程较慢的地区。这类区域可能因为房地产过度开发、房价过高导致的居民流失、或是由于经济衰退、商业活

动减少等因素，造成空置现象的聚集。

f. 满置

满置类实体城市占比 5%。满置是指整个城市或区域的住房几乎全部被占用，空置率极低。此种情况一般出现在住房需求极为旺盛的城市或区域，市场需求远大于供给，房地产市场上存在较强的需求拉动。尽管这种模式代表了良好的市场供需平衡，但在整体城市中较为少见。满置现象通常发生在一些经济较为发达、人口持续增长、房地产开发高度市场化的城市中。

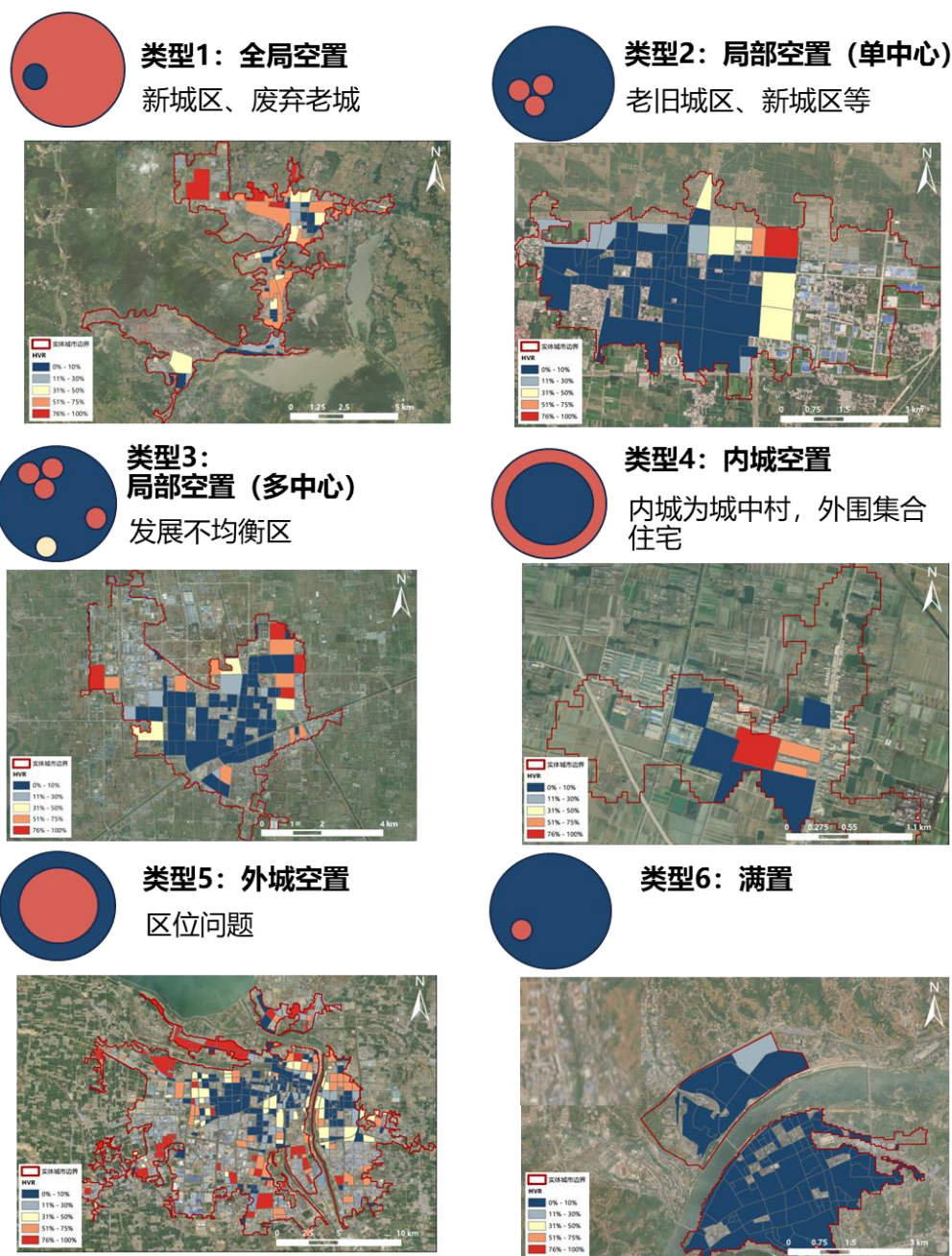


图7-5 不同住房空置率空间格局示意

（2）居住区尺度空间格局

对北京五环内居住区尺度住房空置率的空间格局进行审查发现，北京五环内同样遵循外城空置空间格局。整体来看，居住区住房空置率“由外向内递减”，空置率较高的居住区多集中在五环边缘及其外缘区域，尤其是靠近五环外沿的街区中，出现了较多空置率在50%以上的居住区。而城市中心区，即二环至四环之间的居住区，空置率普遍较低，反映出中心城区住房使用率更高、居住活跃度更强。

此外，虽然整体上呈现向心式分布，但在各个环线之间，仍存在一些局部的高空置“斑块”。这些高空置的居住可能与楼盘新交付、位置偏远、配套不足或投机购房相关。

（3）住房单元尺度空间格局

对多伦两个小区的空置住房单元进行空间格局归纳发现，空置住房单元具有明显的楼栋集中性，空置住房单元密集的楼栋多为新建或近期交房的居住建筑。

此外，空置住房单元在楼层之间的垂直分布相对均衡，并未出现某一特定楼层（如顶层或底层）集中空置的趋势，说明空置现象更多受到楼栋整体因素（如交付时间、地段）影响，而非楼层位置。

7.2 住房空置影响因素解析

鉴于居住区尺度与住房单元尺度的样本量相对较小，且样本主要集中于个别城市，结果的代表性和适用范围存在一定局限性。因此，本文进一步选取全国实体城市内33万个居住街区为研究样本，以居住街区尺度的住房空置率测量结果为因变量，开展住房空置影响因素的解析研究。

7.2.1 影响因素测度

本文基于文献综述中提及的各种影响因素，经过系统分析和实证验证，最终确定了可能影响住房空置率的69个关键因素。这些因素涵盖了街区本身属性和街区所在城市的属性两个层级，并在此基础上进一步归纳为经济水平（如GDP、房价、人均可支配收入等）、人口结构（如性别比例、65岁及以上人口比例等）、区位便捷性（如地铁站密度、距城市中心距离等）和空间品质（如空间失序指数、居住建筑质量问题指数等）四个维度（表7-1）。

表 7-1 影响因素测度方式

因素	测度方式	数据源	计算尺度
GDP(万元)	街区/实体城市内部所有栅格的 GDP 值总和	中科院 GDP 数据	街区及实体城市
GDP 增速 (%)	街区/实体城市 2015-2020 年间 GDP 相比的增速	安居客二手房数据	
房价(元/m ²)	街区/实体城市的平均房价	大众点评数据	
店铺数量	街区/实体城市的店铺平均人均消费水平	大众点评数据	
店铺平均消费水平(元/人)	街区/实体城市店铺的平均评论数	大众点评数据	
店铺平均关注度	街区/实体城市店铺数量		
人均可支配收入(元)	实体城市所在行政城市的人均可支配收入	统计年鉴数据	实体城市
人均可支配收入增速 (%)	实体城市所在行政城市 2020 年与 2015 年相比人均可支配收入的增速		
性别比例 (%)	街区/实体城市男性与女性人口数量比值	七普数据	街区及实体城市
非汉族比例 (%)	街区/实体城市少数民族与常住人口数量比值	七普数据	街区及实体城市
城镇人口比例 (%)	街区/实体城市城镇人口与常住人口数量比值	七普数据	实体城市
15-64 岁人口比例 (%)	街区/实体城市 15-64 岁人口与常住人口数量比值	七普数据	实体城市
65 岁及以上人口比例 (%)	街区/实体城市 65 岁及以上与常住人口数量比值		
失业率 (%)	实体城市所在行政城市的 2020 年失业率	统计年鉴数据	实体城市
人口流失率 (%)	实体城市 2019-2023 年间人口流失比例	百度人口数据	实体城市
公交站密度(个/km ²)	街区/实体城市内公交站点数量与街区/实体城市面积的比值	POI 数据 POI 数据	街区及实体城市
地铁站密度(个/km ²)	街区/实体城市内地铁站点数量与街区/实体城市面积的比值		
POI 密度(个/km ²)	街区/实体城市内 POI 数量与街区/实体城市面积的比值		
POI 多样性	街区/实体城市内不同类别 POI 的熵值		
距城市中心距离(km)	街区距城市中心 (POI 聚集区域) 的距离/实体城市内所有居住街区距城市中心距离的均值		
是否有机场	实体城市内是否有机场, 有为 1, 无为 0	POI 数据	实体城市
是否有火车站	实体城市内是否有火车站, 有为 1, 无为 0	行政边界数据	
所处城市等级	实体城市行政等级, 包括直辖市、省会城市、地级市、县级市及非城市	行政边界数据	
所处气候分区	实体城市所处气候分区	所处气候分区	

续表 7-1 影响因素测度方式

因素	测度方式	数据源	计算尺度	
城市面积 (km ²)	实体城市面积	实体城市数据	实体城市	
居住街区面积 (km ²)	街区面积/实体城市内居住街区面积	街区数据	街区及实体城市	
容积率	街区/实体城市内居住建筑总面积与实体城市面积的比值	三维建筑数据		
建筑密度	街区/实体城市内居住建筑底面积与实体城市面积的比值			
平均户型面积 (m ²)	街区/实体城市内居住建筑平均户型面积	安居客二手房数据		
城中村建筑占比 (%)	街区/实体城市内城中村居住建筑与全部居住建筑面积的比值	城中村边界数据		
空间品质	平均建成年代	街区/实体城市平均开发年代		街区及实体城市
	1985 年前已建成区域占比 (%)	街区/实体城市内 1985 年前已建成区域面积占比		
	2018 年后新建成区域占比 (%)	街区/实体城市内 2018 年后新建成区域面积占比		
	居住建筑平均建成年代	街区/实体城市内居住建筑平均建成年代	GAIA 数据	
	2018 年后新建的居住建筑面积比例 (%)	街区/实体城市内 2018 年后新建成居住建筑面积占比		
	1985 年前新建的居住建筑面积比例 (%)	街区/实体城市内 1985 年前已建成居住建筑面积占比		
	空间失序指数	街区/实体城市内空间失序指数均值	Ma 等, 2025	
居住建筑质量问题指数	街区/实体城市内居住建筑质量问题指数均值			
年均 NDVI	街区/实体城市内年平均 NDVI	MODIS NDVI 数据		
平均 DEM (m)	街区/实体城市内平均 DEM	DEM 数据		

7.2.2 相关性分析

7.2.2.1 经济水平维度相关性分析

从经济水平维度来看（图 7-6），住房空置率与绝大多数经济指标之间存在显著的负相关关系。街区所处城市的经济发展状况和街区自身经济属性对住房空置率的影响趋势较为相似，但整体相关性略弱。一方面，街区住房空置率

与该街区及所在城市的 GDP 以及人均 GDP 呈现负相关，这意味着经济发展水平较高的区域通常住房空置率较低。然而，街区住房空置率与 GDP 增速却呈现正相关趋势，这或许是由于经济增长迅速的城市中，新建住房数量增加较快，导致短期内住房空置率升高。

此外，街区住房空置率与房价之间存在一定的正相关性，这可能说明房价较高区域的投资性购房比例更高，从而推升了住房空置率。同时，街区住房空置率与区域内店铺数量及店铺关注度呈现明显的负相关关系，表明区域商业繁荣程度与居住需求呈正相关，商业越发达，住房需求越强，住房空置率相对较低。然而，店铺的平均消费水平与住房空置率之间的关系则不明显。

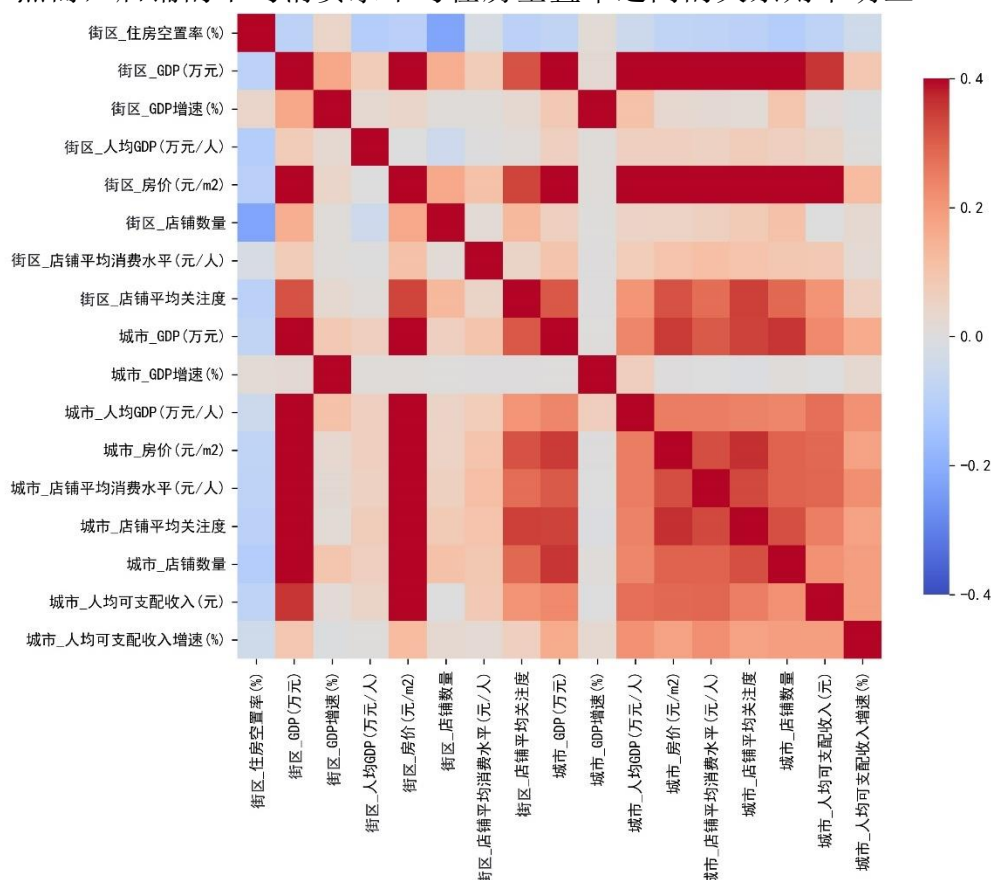


图7-6 经济水平维度相关性分析结果

7.2.2.2 人口结构维度相关性分析

在人口结构维度上（图 7-7），城市人口的年龄构成对住房空置率的影响同样具有重要意义。具体而言，15 至 64 岁的劳动适龄人口比例越高，住房空置率通常越低，说明以年轻家庭和在职人群为主的地区，购房或租房意愿更强，住房资源的利用更为充分。相反，在 65 岁及以上老年人口占比较高的区域，住房空置率则明显上升，反映出老龄化程度较高的地区由于人口流动性和新增

居住需求较弱，导致空置住房现象更加突出。

性别结构对于住房空置率并未表现出显著影响，然而民族结构与城镇人口比例对住房空置率存在一定的影响规律。非汉族人口比例与住房空置率呈现正相关趋势，这可能是因为民族聚居区在住房利用效率与经济活跃程度方面存在一定差异。城镇人口比例与空置率则表现出明显的负相关关系，这可能源于非城镇人口中流动性较强的人群比例更高，其聚集区域内人口流动频繁，导致住房空置情况更为突出。

此外，城市的人口流动状况对住房空置率的影响也不容忽视。分析发现，城市人口流失率与失业率均与住房空置率存在轻微的正相关，这在一定程度上表明人口外流严重或失业率较高的城市中，住房空置问题更为突出，体现了人口稳定性和就业发展水平对住房市场的直接影响。

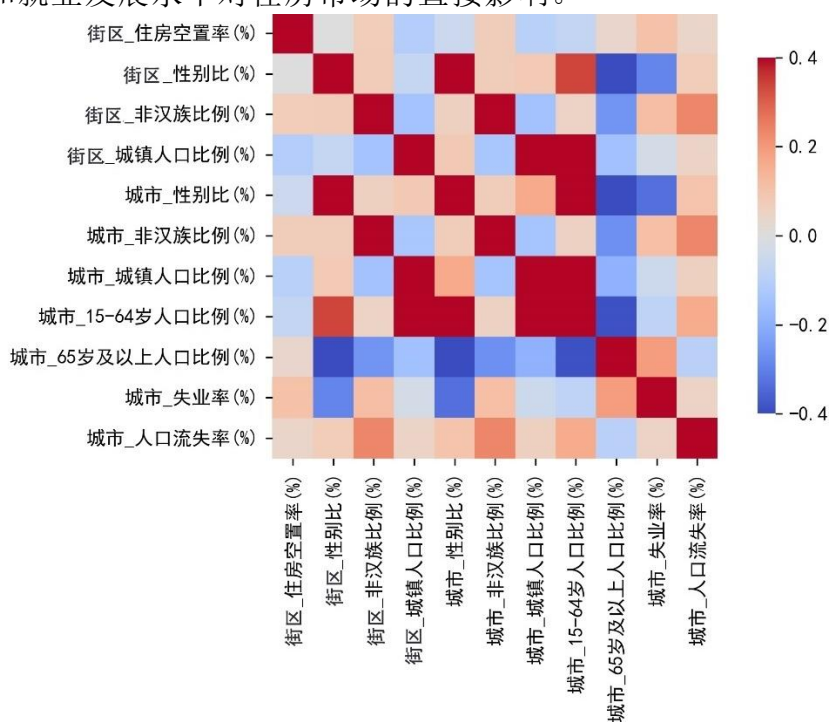


图7-7 人口结构维度相关性分析结果

7.2.2.3 区位便捷性维度相关性分析

区位便捷性相关性分析图（图 7-8）展示了地理位置和交通条件对住房空置率的影响。其中，公共交通密度与空置率呈现负相关，说明交通便利性对于降低住房空置率有积极作用。地铁站密度的负相关性更为明显，表明轨道交通对于提高住房利用率具有重要意义。

此外，POI 密度、功能混合度与空置率呈现显著负相关，这表明生活便利

性和功能多样性对于降低空置率有积极影响。街区距城市中心距离与空置率呈现正相关，表明中心区域的住房空置率往往较低，这可能与中心区域的便利性和资源集中度有关。

城市级别的区位因素表现出类似趋势，但相关性普遍较弱。值得注意的是，城市等级与空置率呈现负相关，表明大城市的住房空置率往往低于小城市。城市是否有机场、火车站等重要交通设施与空置率呈现负相关，再次说明交通可达性对住房空置率有重要影响。所处气候分区与空置率的相关性不明显，说明气候因素可能不是影响住房空置的主要因素。

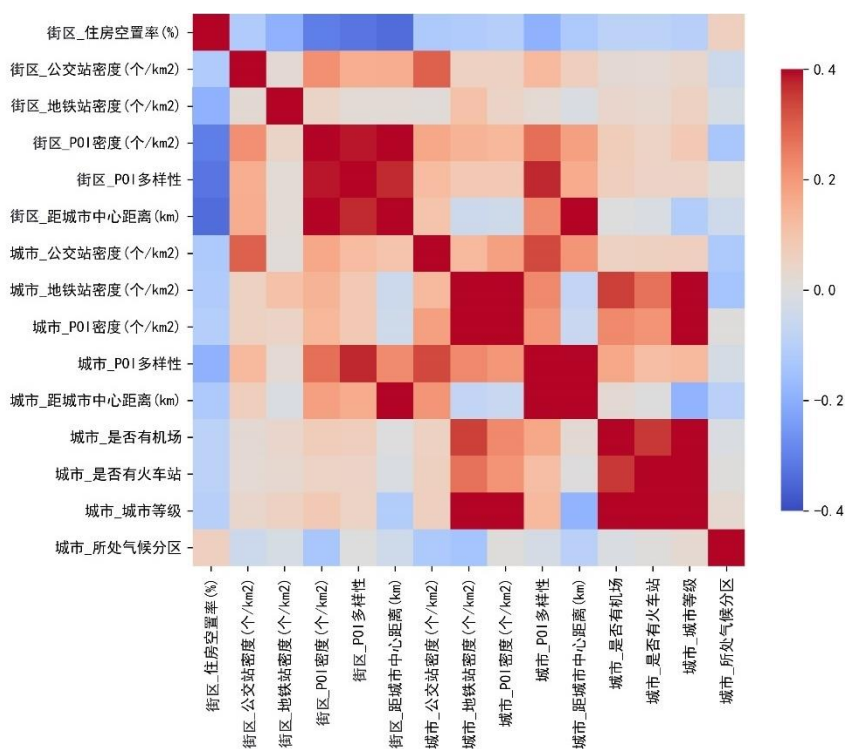


图7-8 区位便捷性维度相关性分析结果

7.2.2.4 空间品质维度相关性分析

空间品质维度的相关性分析揭示了一系列影响住房空置率的关键因素（图 7-9）。首先，街区的建筑规模与空置率呈现正相关关系，即建筑面积越大的街区，其住房空置率往往较高。然而，在更宏观的城市层面，建筑面积与空置率之间的相关性并不显著。这一结果表明，高密度开发并不必然导致高空置率，可能受具体的规划设计、市场需求及配套设施等因素的影响。在建筑密度、容积率、平均户型面积及城中村建筑占比等因素方面，它们与街区层面的空置率相关性较弱，表明这些单一变量可能不足以决定住房是否被闲置。

建筑年代与住房空置率之间的关系较为复杂。研究发现，1990 年以前建造的住宅比例与空置率呈现负相关关系，而 2018 年后新建住宅比例则与空置率呈现正相关。这表明，较老的建筑群，尤其是那些位于核心区、配套设施完善的老旧小区，可能因其优越的区位条件和稳定的居住需求具有较低的住房空置率。而近年来大规模开发的新兴片区，可能面临市场供给过剩、配套不完善或交通不便等问题，导致住房空置率较高。这一趋势也反映了城市发展过程中可能存在的“过度建设”现象，即新建住房的供应速度超出市场消化能力，进而导致大量房源闲置。

街区及城市层面的空间失序问题与住房空置率呈现明显的正相关关系。这意味着，在环境质量较差、空间秩序混乱的区域，住房空置率可能更高。这一结果符合常见的城市发展规律，即优质的居住环境和良好的规划有助于提高住房的实际入住率，而环境较差、配套不足的区域则更容易出现长期空置现象。

NDVI 和 DEM 均与住房空置率呈正相关，表明绿化程度较高或地势较高的区域，其空置率可能更高。这可能是由于高绿化区域通常位于远离核心区的郊区，而地势较高的区域则可能受到地形限制，导致开发难度大、交通不便，从而影响住房的实际入住率。

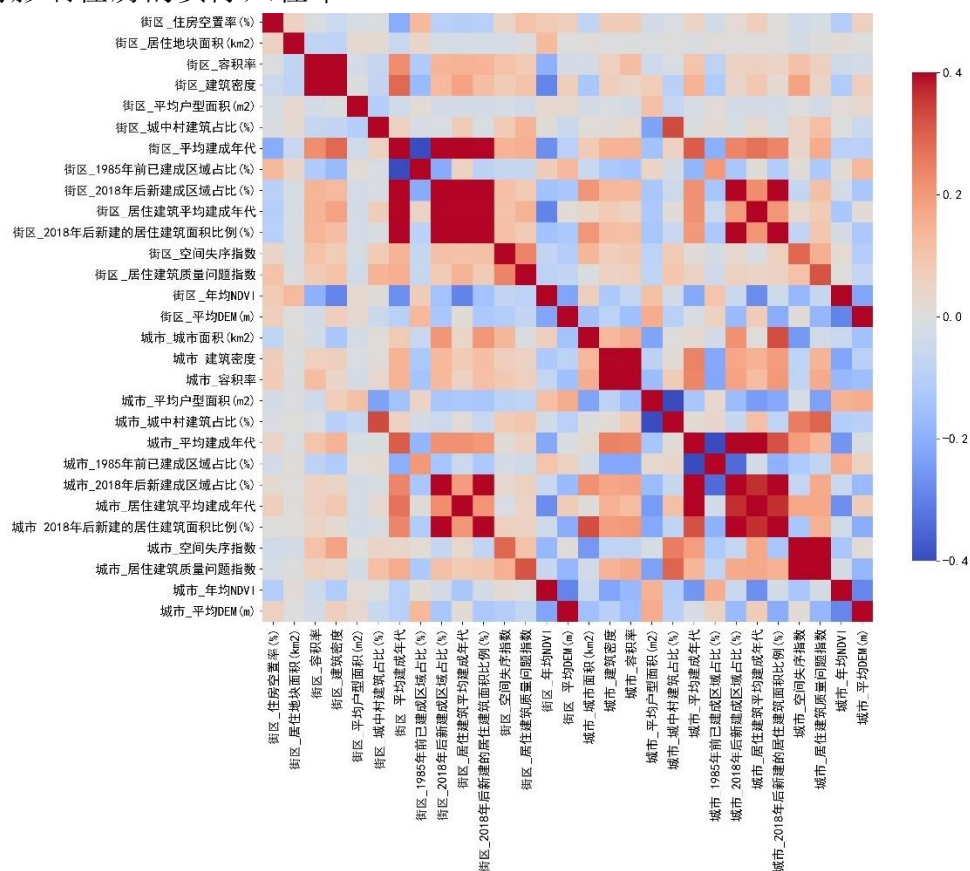


图7-9 空间品质维度相关性分析结果

7.2.3 机器学习模型分析

本文进一步以街区住房空置率作为因变量，并以上述影响因素为自变量，采用多种统计和机器学习模型，以全面捕捉因变量与自变量之间的关系，并最终比较各个模型的拟合效果。

结果表明，各模型的 R^2 值存在显著差异：分层回归模型在逐步纳入不同层级变量后表现有所提升，其中，仅包含街区本身属性指标的模型 R^2 为 0.32，而进一步加入街区所在城市属性指标后的模型 R^2 提升至 0.34。

相比之下，机器学习模型表现更为优越，其中，随机森林模型的 R^2 为 0.89，梯度提升模型的 R^2 为 0.87，而 XGBoost 模型的 R^2 最高，达到 0.95。这一结果表明，相较于传统的线性回归方法，机器学习模型在刻画街区住房空置率与影响因素之间的关系时具有更强的拟合能力，这也说明该关系存在明显的非线性特征。

此外，研究进一步分析了各个影响因素对住房空置率的相对重要性，并列出了 XGBoost 模型重要性排行前 20 的关键因素（图 7-10）。结果显示，区位便捷性指标和人口结构指标在影响住房空置率方面占据主导地位，其中，街区 POI 密度、人均 GDP 以及距城市中心的距离等因素在排名中位列前茅。

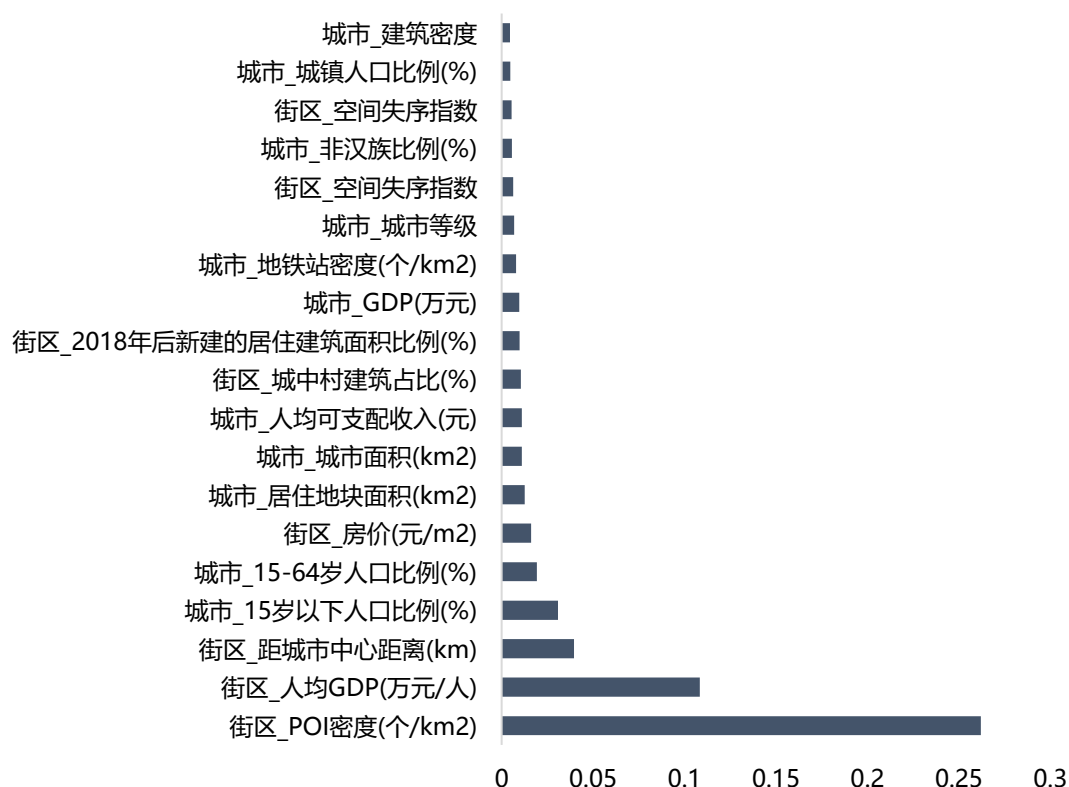


图7-10 XGBoost模型中排行前20的指标及其权重大小

7.3 住房空置规划应对策略

在吸纳国际国内成功案例的基础上，结合第四、五、六章的全国空置测度结果以及本章节住房空置率影响因素的解析，本文从宏观、中观和微观层面对我国当前住房空置政策的落实与优化策略进行梳理，目的是通过科学的政策设计与有效的执行机制，解决住房空置率较高问题，推动房地产市场健康发展。

7.3.1 结合未来人口流动确定城市应对方向

宏观尺度为城市层面，住房作为城市发展的基础资源，通常会在人口流动之前进行预先配置。这种配置不仅是对当前住房需求的响应，更是对未来人口流动变化的预测与应对。因此，现阶段的空置住房往往并非过剩资源的体现，而是城市为了适应未来潜在人口流入趋势所做的预备资源。研究空置住房与人口流动之间的关系，特别是通过将当前空置住房的空间分布与未来人口流动趋势进行匹配分析，为制定针对性住房空置应对策略提供了基础。

7.3.1.1 当前空置住房与未来人口流动错配

面向未来，随着人口达峰及人口老龄化问题的加剧，低结婚率和生育率趋势将对家庭结构产生深远影响，进而带来更加复杂的住房需求变化。在此背景下，人口规模的持续下降以及老年人和独居人口的增长，可能加剧城市中人口与住房之间的不匹配问题，进一步加大住房资源配置的难度。因此，如何有效应对这些变化，优化住房资源配置，将成为未来城市规划的关键任务之一。

（1）研究数据

目前，已有多项研究针对未来不同情景下的人口分布进行了预测。本文选用了Wang等基于WorldPop数据集发布的全球网格化人口数据（Wang等，2022）。该数据集采用随机森林算法生成，涵盖了全球248个国家和地区，包括中国，且其空间分辨率为30弧秒（约1km），时间间隔为5年，数据集与五个社会经济共享路径情景（Shared Socioeconomic Pathways, SSPs）保持一致。研究利用该数据集进行后续未来人口分布与空置住房分布的匹配分析。

（2）研究方法

本文以SSP2情景（即中度发展情景）下的2035年人口分布数据为数据基础，开展未来住房供需关系的测度与分析。具体而言，结合未来人口变化值与户规模数据，估算出各城市未来住房需求的增量；再与当前空置住房数量进行对比，从而推算出未来所需新增住房的套数。

为此，本文进一步将城市分为两类：第一类城市为住房存量增长型城市，

此类城市当前空置住房量低于未来家庭流入量，因此，仍需新增住房以满足需求；第二类城市为住房存量稳定型城市，此类城市未来人口持续流出，或当前空置住房量大于未来家庭流入量，因此现有住房资源能够满足未来需求，无需新增住房。通过这种分类方法，研究能够明确不同类型城市的住房供需关系，从而为不同城市制定差异化的住房政策提供依据。

（3）研究结果

研究发现，到 2035 年，在 2,859 个实体城市中，住房存量增长型城市仅有 194 个，这些城市的人口流入消耗了 569 万套空置房，但仍需额外新建 303 万套住房。

住房存量稳定型城市共 2,665 个，其中，1,377 个实体城市的人口流失将额外产生 116 万套空置住房；1,240 个实体城市的人口流入消耗了 903 万套空置房，但因当前空置住房存量较大，仍保留 4,708 万套空置房。

图 7-11 中蓝色标注的城市代表住房存量稳定型城市，橙色标注的城市代表住房存量增长型城市。可以看出，住房存量增长型城市数量较少，集中在西南区域部分及东南沿海部分，住房存量稳定型城市数量更多，集中在华北地区。

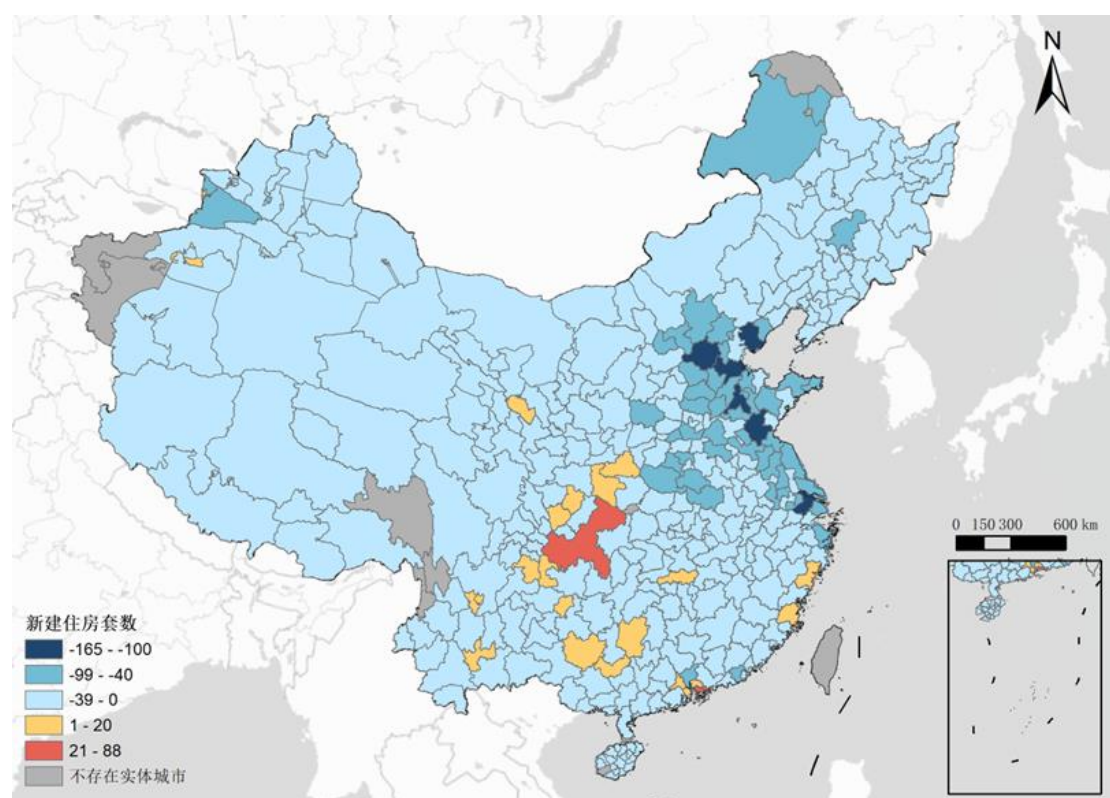


图7-11 2035年行政城市新增住房套数分布

7.3.1.2 住房存量增长型城市应对策略

（1）搭建住房空置信息统计系统

住房存量增长型城市应建立一个精细化且高效的住房空置信息统计系统，特别是要充分利用大数据技术，提高对住房市场的动态监控和精准管理。通过建立全国范围的住房空置率监测平台，定期发布空置率的最新数据，并进行趋势分析，可为政府制定政策提供数据支撑，帮助市场主体实时掌握市场变化，优化决策和投资策略。此外，该平台还应注重跨部门数据共享，实现从房地产开发、销售、租赁到空置率等多方面的全链条信息流通，为城市管理和规划提供精准依据。

（2）调控增量住房区位

针对新流入人口的住房需求，应优先考虑使用现有空置房作为解决方案，以降低空置率并合理利用现有资源。如果确实需要新增住房，建议优先选择当前市区内的闲置土地或其他闲置房产资源进行开发。在选址过程中，应充分考虑城市居民的工作、生活及交通出行的需求，避免职住分布失衡，导致新建住房的空置率偏高。

此外，在新建住房项目中，建议合理配置公共服务设施，如提前规划建设公交、地铁等交通系统，以提高居民的出行便利性。为保障中低收入群体的住房需求，可以在新建项目中设置一定比例的保障性住房和微型住房，确保这些群体能在合适的区位安家落户。

7.3.1.3 住房存量稳定型城市应对策略

（1）调整人口及就业政策

对于住房存量稳定型城市而言，人口结构的合理调整至关重要。随着城市发展逐渐进入稳定期，人口增量和住房需求的增长面临瓶颈，因此，优化人口结构、吸引高素质人才成为破解住房空置问题和促进城市活力的关键。

首先，城市应通过引入高新技术企业和优化人才引进政策，吸引更多的高素质人才流入。这不仅有助于提升城市的创新能力和竞争力，还能够有效增加对住房的需求，缓解空置住房的流动性问题。高新技术企业的落户不仅带动了相关行业的产业链发展，还能够吸引一大批高技能、高学历的人才，形成良性的人才流动和创新氛围，推动城市经济的持续增长。为此，政府可以通过设立人才引进专项资金、提供税收减免、住房补贴等激励措施，吸引外来高端人才和企业集聚。

此外，政府应鼓励灵活就业和创新型就业模式，推动年轻人劳动力等人

才群体的流入。这一政策可以为城市带来更加多元化的劳动力结构，缓解传统就业市场的压力，并增加对住房市场的需求。随着远程办公、自由职业以及灵活工作制度的普及，许多年轻人和创意型人才更愿意选择在房价成本更低的城市，以降低生活成本。因此，政府应制定相应的政策，为这些群体提供灵活的就业支持和创业环境，如提供创客空间、创业孵化器及资金扶持等，鼓励更多年轻人才留在城市发展。

（2）促进空置住房流通

为有效解决住房空置问题，城市应考虑建立空置住房银行，利用数字化平台系统化地发布空置房源的位置信息、当前状态、住房细节及相关数据，为居民和机构提供便捷的信息查询通道，帮助他们快速获得所需的空置住房资源，推动空置房源的流通和利用。

此外，城市应鼓励空置住房的灵活流通，通过城中村改造等引导住房“以旧换新”，或通过政策引导推动空置住房在短租、长租等多样化形式的使用。这种方式可以有效满足流动人口的住房需求，特别是在大城市和人口流动频繁的区域。政府可以通过税收优惠、租赁补贴等方式，鼓励空置住房以租赁形式投放市场，增加住房供应，减少空置率。此外，也可通过购房补贴等措施调整居民购房意愿，解决当前待售空置房。

（3）再利用空置住房

对于当前空置状态较为严重的城市，应严格限制新增住房的供应，避免过度开发。政府应通过合理规划与区域发展政策，减少过度投资和盲目开发，确保供需平衡。此外，在住房需求日益增长的背景下，优先考虑对现有空置住房进行再利用，如将空置住房改为创新空间、共享空间等短时用途或者保障房等长时用途，能够更有效地应对市场需求，避免过度依赖新建住房所带来的土地资源消耗和环境压力。

7.3.2 结合居住区质量确定街区再利用级别

空置住房的再利用涉及居住区质量、区位等的评估，不同居住区质量的空置住房再利用涉及不同成本的空置住房改建问题。研究以北京五环为例，阐述不同街区的空置住房应对策略。

7.3.2.1 居住区空置率及空间质量耦合分析

（1）研究数据

考虑到商业街景数据未能有效覆盖居住区内部，因此，本文收集了北京

市五环内安居客的居住区视频数据。经过数据预处理，包括抽帧和去重等操作，最终获得了 3,678 个居住区的 52 万个视频，总时长达 2,836 小时。在此基础上，按照 100 帧的抽取间隔，从视频中抽取了 106 万张图片。

（2）研究方法

首先，在总结归纳国外住房质量调查的基础上，结合我国独特住宅背景，构建了一个包含 11 项居住空间问题的居住区空间质量指标体系（详见附录 I）。其次，基于随机抽选的安居客图像数据，按照数据标注手册（详见附录 J），人工标注了一个包含 25,000 张图像的数据集，该数据集按 7:2:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集，并使用 YOLOv8 目标检测模型进行训练，模型的表现如表 7-2 所示。

表 7-2 居住区空间质量问题模型性能

指标	图像数量	标注框数量	Precision	Recall	mAP50
墙面破损	161	230	0.467	0.456	0.412
门不存在/破损/被障碍物遮挡	2130	2394	0.683	0.669	0.678
窗不存在/破损	76	195	0.404	0.441	0.474
外墙存在凸出违法建设	11492	75340	0.774	0.867	0.850
电线/管道/空调机等设施脱落/歪斜	3183	4152	0.739	0.799	0.745
入口未设置无障碍设施	1304	1468	0.814	0.788	0.803
存在不规范停车现象	5209	10039	0.832	0.761	0.771
存在垃圾无序堆放	1026	1208	0.661	0.663	0.612
道路未硬化/裂缝/破损	2498	3072	0.555	0.529	0.539
围墙破损/歪斜	546	757	0.754	0.783	0.765
主入口人车混行	4221	5463	0.467	0.456	0.412

最后，将训练完成的 YOLOv8 模型应用于全部图像数据，用以识别居住区中各类空间质量问题的出现频率。具体计算方式为：某一问题对应的图像数量占全部图像数量的比例。随后，对各类空间问题的出现比例进行标准化处理，并将各项标准化得分相加，综合形成每个居住区的空间质量问题指数，以衡量其整体空间环境状况。

在此基础上，研究筛选出空置率高于 10%的居住区，并根据空间质量问题指数将其划分为高质量居住区与低质量居住区。其中，高质量居住区进一步

按照所处的环路区位进行分类，区分为区位较好居住区与区位较差居住区，从而为后续空置住房的精细化治理与分类施策提供依据。

（3）研究结果

研究结果显示，1,136 个住房空置率超过 10% 的居住区中，1,104 个居住区拥有安居客视频数据，能够为本文提供有效的分析依据。研究发现，共有 103 个居住区的空间质量问题较为严重。这些居住区在未来的再利用过程中，亟需进行较大程度的改善和优化，以提升其居住环境质量。1,001 个居住区尽管存在一定质量问题，但并不严重，可视情况决定是否需要进行改善优化（图 7-12）。

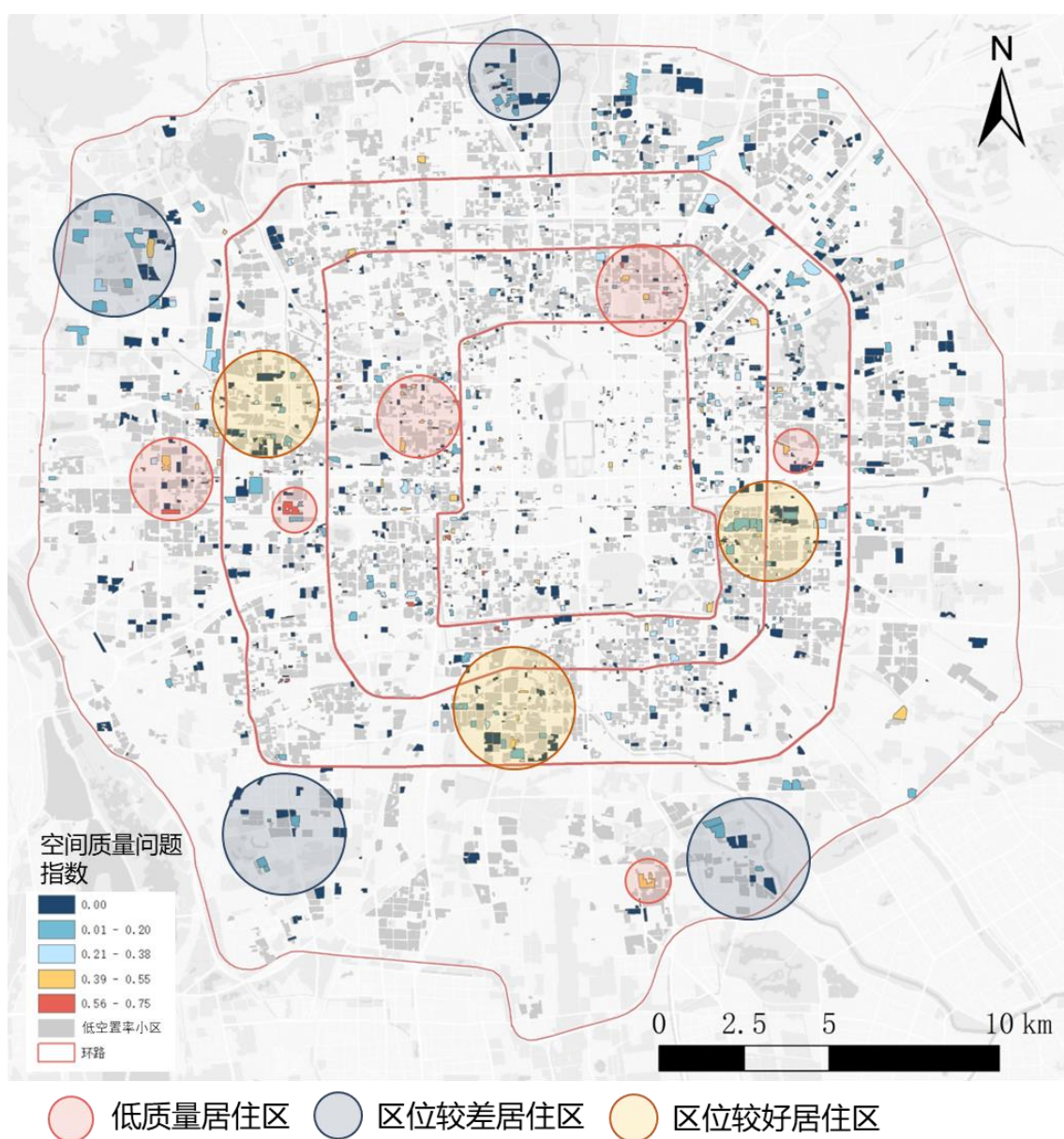


图7-12 居住区住房质量问题指数空间分布

7.3.2.2 高质量街区再利用策略

对于质量水平较好且具备再利用潜力的空置房，可以通过进行一定程度的改建赋予其新的功能。

对于区位较差的空置住房，可以通过租金优惠、购房减免等政策吸引租户或买家入住。政府可考虑对这些房源实施价格补贴，降低租金或售价，提升其市场竞争力，从而加快空置住房的转化和流通。这不仅有助于改善区域内的住房利用效率，还能促进较为滞后区域的经济和社会发展，改善区域的居住环境。部分空置住房可以改为创新中心，提供低廉租金的租赁空间，支持小微企业的成长与发展，激发城市的创业氛围，并带动区域经济的繁荣。此外，这些改造后的空置房不仅可以成为创新型企业的孵化器，还能创造大量就业机会，促进社会经济的多元化发展。对于城市边缘区域的高空置街区可以考虑发展一定程度的室内农场，以提高土地利用效率。

对于市中心区域的高租金空置房，应实施租金管控政策，防止过高租金导致的住房空置问题。通过合理的租金调控，可以使市中心区的空置住房得到有效利用，满足不同收入群体的居住需求，避免因租金过高而导致空置率居高不下。部分空置住房可以优先改造成公共服务设施，满足居民日益增长的社会化需求。例如，将空置房转型为社区活动中心、老年人活动中心等，提供丰富的文化、教育和休闲活动空间。这不仅能提升社区的凝聚力和活力，还能有效提升居民的生活质量和幸福感。

此外，位于高校周边的空置住房，可鼓励将其租赁给高校作为宿舍使用。缓解高校学生宿舍的紧张状况，为周边区域带来稳定的租赁需求，促进区域经济社会活动的繁荣。

7.3.2.3 低质量街区再利用策略

对于危旧小区和城中村等老旧居住区，可推行住房“以旧换新”政策，鼓励居民通过置换、拆迁或改造的方式改善居住条件。通过提供政策支持和财政补贴，帮助居民改善居住环境，提高生活质量。此外，还可以在改造过程中引入社会资本，推动老旧居住区的功能提升和环境改善，为居民提供更加安全、舒适的居住空间。

对设施陈旧、存在严重安全隐患的住房，可以采取拆除措施，拆除后的土地可以通过再规划用于建设生态基础设施或其他公共用途土地，以提升城市的环境质量和可持续发展潜力。

7.3.3 结合住房单元位置确定再利用方式

考虑到空置住房在街区内的分布往往呈现零散且不规则的特点，其位置差异较大，可能位于住宅楼的底层或高层区域，亦可能位于配有电梯的高层楼栋中。由于这些住房单元在空间结构、功能配置及可达性等方面存在显著差异，因此空置住房的再利用模式应根据其具体的空间位置和特点进行个性化设计。以多伦研究为例，本文探讨了不同空间位置下空置住房单元的再利用路径和模式（图 7-13），旨在提出既能高效利用资源，又能提升社区功能的解决方案。



图7-13 不同位置空置住房单元改造方式示意

首先，对于底层空置住房单元，由于其可达性较高，居民或访客可以直接进入，适合改造为公共服务设施。例如，底层空置单元可改建为社区活动中心、社区卫生站、文化服务中心等公共空间。这种改造不仅可以满足周边居民的日常需求，还能够增强社区的凝聚力，促进居民间的互动与交流。底层空置住房改建为公共服务设施，能够提升整个社区的功能性，增强社区的活力和便捷性，对居民的生活质量和社会关系有积极的推动作用。

对于非底层空置住房单元的改造模式，首先需要考虑是否配备电梯等设施。对于未配备电梯的非底层空置单元，由于上下楼存在不便，可考虑通过租赁补贴、税收优惠等政策，将这些单元转变为公租房或低价保障性住房，提供给中低收入群体。通过这种方式，不仅能够解决一部分社会住房的需求，还能有效提高空置住房的社会价值，优化资源配置，缓解住房压力。政府还可以通过低价收购等方式，使这些空置单元转化为长期有效的保障性住房，进一步增

强社会福利。

另一方面，对于已配备电梯的非底层空置住房单元，其相对较高的可达性和更适合老年人居住的特点，使其成为改建为社区养老中心的理想选择。这些空置单元可以经过适当改造，为老年人提供一个便利、安全的居住环境，并配备必要的护理设施和健康服务。随着老龄化社会的到来，社区养老服务需求逐渐增加，将空置住房改建为养老中心可以有效缓解养老资源短缺问题，并为老年人群体提供更为适宜的居住和看护环境。

此外，若某些空置单元位于商业区或交通便利的地段，其地理位置使其具备较高的商业价值，可以考虑将其改建为酒店或短租公寓。这样的改建不仅能有效激活空置单元的经济价值，还能促进当地旅游业和商业活动的发展。尤其在旅游资源丰富或商业活跃的地区，将空置住房转型为酒店或短租房有助于提升城市的商业氛围和市场活力，带动经济增长。

值得一提的是，以上方案均不会对住房内部的原有布局产生较大影响。政府可以通过提供租金补贴或区域优惠政策等方式，鼓励住房持有者将空置单元进行短期或长期租赁。通过政策引导和激励措施，政府能够确保空置住房的有效利用，并提高其社会和经济效益。

综上所述，不同空间位置下的空置住房单元应根据其具体特点，灵活采用多种再利用模式。通过合理规划和改造，可以实现空置住房的高效利用，不仅有助于缓解住房资源紧张的问题，还能满足社区发展和社会需求的多样化，促进城市的可持续发展。在这一过程中，政府政策的引导和支持将是推动空置住房再利用的关键因素，为城市建设和社会福利提供强有力的保障。

7.4 本章小结

本文首先对住房空置的数值分布规律及空间分布规律进行刻画。从数值上来看，绝大多数街区的住房空置率集中在 0%至 10%之间，少数街区的空置率显著偏高，这表明我国大部分区域保持了较为健康的住房供需平衡，但仍有部分区域面临较为严重的空置问题，

在空间分布规律方面，居住街区尺度的住房空置率的全局莫兰指数（Moran's I）为 0.19，说明，表明住房空置率在空间上存在一定程度的正向自相关性。各实体城市内住房空置空间格局可被归纳为以下六大类型：全局空置、单中心局部空置、多中心局部空置、外城空置、内城空置与满置，其中外城空置（43%）与多中心局部空置（20%）是占比最高的两种格局。在影响因素方面，相比经济水平与空间品质，区位便捷性指标以及人口结构指标对住房空置

率的影响更大。

在此基础上,本文从宏观、中观和微观三个尺度,提出了适合我国国情的住房空置应对策略。在宏观层面,结合中国当前的住房空置现状和未来人口流动趋势,将我国城市划分为两类:住房存量增长型城市与住房存量稳定型城市,并提出了具有针对性的规划应对策略。在中观层面,通过对居住区空间质量的量化分析,确定了不同居住区的再利用潜力,并提出了相应的改造与利用策略。在微观层面,探讨了空置住房单元在不同空间位置下的再利用路径与模式。

第 8 章 结论与讨论

8.1 研究总结

我国城市住房空置现象普遍存在，已引起各级政府及公众的大量关注。住房空置率的高低不仅反映出城市住房资源的利用效率，更直接影响着周边社区的社会经济发展和居民的生活质量。城市中大量的空置住房可能引发一系列潜在的负面效应，包括治安隐患、环境质量下降，以及对周边居民健康与生活体验的影响。因此，如何测度和量化城市住房空置率，掌握我国住房空置现状，已成为当前城市治理与社会政策制定中的一项关键任务。

8.1.1 空置住房单元识别方法总结

以内蒙古多伦县两个居住区的 16 栋集合住宅中的 1,020 户住房单元为研究对象，通过对比验证多种方法，构建一种兼顾效率与精度的空置住房单元识别与测度方法。研究流程包括以下几个步骤：首先，通过自采集数据，收集多个居住区在不同日期和时间段的多维度数据。具体数据包括：建筑内的电表数据和户前照片；建筑外的日间立面照片；建筑外的低空数据，如正射影像数据，以及日间与夜间的三维点云数据。其次，利用正射影像数据及日间三维点云数据，识别出居住建筑及住房单元，并为每个住房单元进行编码。最后，利用机器学习模型及多模态大模型，结合是否存在生活痕迹、夜间是否开灯等标准，识别空置住房单元。

为了验证识别的准确性，以电表数据识别的空置住房单元作为真值标准，对不同方法的测度结果进行精度检验。结果表明，夜间点云数据在采集成本、结果分析及准确度等方面具有显著优势，F1-Score 达 0.85。

然而，该项研究主要依赖自采集数据，因而在数据获取过程中仍面临较高的时间与人力成本限制，仅适用于相对较小的研究区域。对于更大范围、跨城市甚至全国尺度的研究，应探索和发展更高效、自动化程度更高的数据获取与处理方法，以提升研究的可扩展性与实用性。

8.1.2 居住区住房空置率测度方法总结

以北京市五环区域为研究范围，选取 5,737 个居住区作为研究对象与研究单元，通过对比验证多种数据，构建一种居住区尺度的住房空置率的大规模高

精度测度方法。研究流程包括以下几个步骤：首先，基于每个居住区的三维建筑模型与户型面积数据，推算各居住区的住房存量，总计约 28 万套住房单元。其次，利用并对比了五种不同来源的数据计算居住区家庭存量，包括百度位置服务数据（Location Based Services, LBS）数据、联通手机信令数据、吉林一号、珞珈一号以及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据。结果显示，这些数据源在家庭数量估算上存在明显差异。最后，为提升数据验证的可靠性，在 103 个典型居住区采集 Wi-Fi 探针数据，统计路由器等互联网接入点（Access Point, AP）数量，以此作为居住区家庭数量的真值对上述五种数据进行验证。最终发现，百度 LBS 数据得到的居住区住房空置率的结果与 Wi-Fi 探针数据得到的结果相关性最高，相关系数达 0.76，可以在其他大范围城市推广。

基于百度 LBS 数据的估算结果，北京五环区域的整体住房空置率为 9.37%。此外，通过对近五年数据的分析，研究发现北京市的住房空置率呈现持续下降的趋势。

然而，本文在数据采集中广泛依赖于开源但需付费的大数据资源，在全国范围内开展住房空置率测度时将带来较高的数据获取成本，限制了方法的可推广性和实用性。因此，仍需进一步探索和研发基于开源且免费的大数据资源的空置率测度方法，以实现对中国住房空置现状的更大尺度、低成本、可持续的监测与评估，为相关政策制定提供更具普适性的技术支撑。

8.1.3 全国城市居住街区尺度住房空置率测度总结

以中国 2,859 个实体城市为研究对象，充分利用开源免费大数据，结合深度学习模型及其他机器学习模型，构建一种居住街区尺度的住房空置率的大规模高精度测度方法。研究流程包括以下几个步骤：首先，采用深度学习模型，通过高分辨率遥感影像提取建筑物的轮廓信息，并进一步结合机器学习模型推算建筑物的高度与功能属性，提取居住街区，通过与已有的户型面积数据结合，推测出各居住街区的住房存量。其次，结合了全国范围内的人口网格数据，并参考了不同规模家庭的统计信息，进一步推算出每个街区的家庭数量，最终得出全国范围内的住房空置率，提供了对我国城市住房空置现状的综合了解。

根据本文的研究结果，全国范围内的住房存量为 3.26 亿套，其中城中村住房为 4,412 万套，非城中村住房为 2.82 亿套。全国实体城市人口总数为 7.6 亿人，代表着约 3 亿个家庭。全国城市整体的住房空置率为 23.68%，空置住房套数为 7,714 万套，空置面积 10,850 km²。

8.1.4 住房空置规律解析与应对策略总结

对上述研究结果进行进一步的分析发现，在数值分布规律方面，绝大多数街区的住房空置率集中在 0%至 10%之间，少数街区的空置率显著偏高。在空间分布规律方面，住房空置率在空间上存在一定程度的正向自相关性，且空间格局以外城空置（43%）与多中心局部空置（20%）为主。在影响因素方面，相比其他维度，区位便捷性指标及人口结构指标对住房空置率的影响更大。

基于上述分析结果，提出了我国住房空置的应对策略。在宏观层面，立足当下中国住房空置现状，结合未来人口流动趋势，将城市分为住房存量增长型城市及住房存量稳定型城市，对于住房存量增长型城市，应重点优化增量住房分布，对于住房存量稳定型城市，应控制增量住房建设，着重消化存量住房；在中观层次，利用深度学习模型结合房产平台居住区影像数据，计算每个居住区空间质量问题指数，结合居住区空间质量确定居住街区再利用级别，对于质量水平较好且具备再利用潜力的空置房，可以通过进行一定程度的改建赋予其新的功能；对于低质量居住区，需推行住房“以旧换新”政策。在微观层次，应根据空置住房单元空间位置的不同采取多元的再利用路径和模式。

8.2 主要创新点

我国住房存量庞大，且集合住宅是主要的建筑形态，这种复杂的住房结构为空置住房的识别与测度带来了巨大的挑战。为了克服这些挑战，本文创新性地提出了三种针对不同尺度、不同研究范围的以集合住宅为背景的住房空置测度方法框架。

（1）创新点一：集合住宅背景下空置住房单元识别的方法研发

本文首创性地构建了一套面向集合住宅的空置住房单元识别方法，填补了国内外在该领域的研究空白。与以往主要针对独栋住宅的空置识别方法不同，本文利用夜间点云数据，结合机器学习与空间分析技术，建立了一套自动化、精细化的识别框架。经实证验证，该方法的精度达到 F1-Score 0.85，在复杂城市空间中也具备高准确性与可操作性。

在数据获取方面，本方法完全依赖自采集数据，摆脱了对第三方数据平台的依赖，显著降低了数据获取的成本与技术门槛，同时避免了传统实地调查方式中常见的误差与主观偏差，增强了研究的灵活性与可扩展性。

该方法不仅实现了对集合住宅中单元级空置情况的高效识别，更为城市空间资源管理、住房监测及政策制定提供了可复制、可推广的技术路径，具备广

阔的应用前景。

（2）创新点二：居住区尺度住房空置率测度的方法研发

本文在住房空置率测度维度上实现了从街区尺度向居住区尺度的跨越式提升，构建了具备长期时效性与空间连续性的居住区级住房空置率监测方法。研究系统性地对比了现有研究中常用的五类大数据源——包括百度 LBS 数据、联通手机信令、吉林一号、珞珈一号以及 NPP/VIIRS 夜光遥感数据，全面评估并量化了它们在居住区尺度住房空置率测度中的表现差异。研究创新性地得出百度 LBS 数据在精度与稳定性方面表现最为优越的结论，该数据与实地调查获得的空置率数据之间的相关系数高达 0.76，验证了 LBS 数据在居住区尺度住房空置率测度的可靠性与适用性。

此外，研究还引入 Wi-Fi 探针技术，通过统计无线接入点（Access Point, AP）数量反推居住区家庭数，建立了一种实时性强、空间分辨率高且适用于我国集合住宅背景的居住区尺度住房空置率估算方法。该方法相较于传统手段，在大规模城市空置率动态监测中展现出更高的效率与准确性。

（3）创新点三：全国尺度居住街区住房空置率测度的方法研发

针对传统方法在数据成本与可拓展性方面的局限，研究进一步提出了一套完全依赖免费开源大数据的居住街区尺度住房空置率测算方法，并首次在全国所有实体城市范围内开展系统评估，全面获取了我国住房空置现状。

研究成果首次明确提出了我国住房空置率、空置套数及空置面积的全国性数据，并通过实地调查、新闻资料及历史数据比对等多种方式进行了交叉验证，确保结果的可靠性与科学性，为国家层面住房政策制定提供了坚实的数据支撑。

（4）创新点四：住房空置空间格局与影响因素的理论深化

在理论层面，研究对街区尺度住房空置的空间分布模式进行了系统归类与总结，首次提出我国住房空置的六类空间格局模型：全局空置、单中心局部空置、多中心局部空置、外城空置、内城空置和满置格局，并发现其中“外城空置”与“多中心局部空置”类型最为普遍，揭示出空置问题背后的空间逻辑。

此外，研究还基于全国大样本数据，识别并量化了住房空置率的关键影响因素，指出相较于经济水平和空间品质等传统因素，区位便捷性与人口结构特征对住房空置率的影响更为显著。这一发现不仅拓展了住房空置问题的理论维度，也丰富了其解释框架，为精准制定区域性住房政策和差异化的空置应对策略提供了科学依据与决策参考。

8.3 研究局限及未来展望

本文仍存在一些局限性，亟待在未来的研究中加以改进。

首先，在空置住房单元的识别过程中，仍然依赖人工操作，这在研究规模不断扩大的情况下可能成为瓶颈。为解决这一问题，未来研究可结合房产平台的户型数据和深度学习模型，以实现住房单元的自动分割（Hu 等，2020），提高识别的效率和准确性。

其次，在全国空置住房测度时，本文未考虑空置住房类别，如烂尾楼、二套房等。为进一步细化空置住房的分类，未来研究应结合更多统计数据，估算每个城市的套户比，并在此基础上细分未售出空置住房和已售出空置住房的数量，并结合多年街景数据，进一步确定烂尾楼的分布。

最后，受限于可用数据的年份，本文只计算了中国住房空置率的单一截面数据，未能考虑全国空置现象的趋势变化。未来的研究可以进一步结合历史建筑数据和人口分布数据，追溯近十年来住房空置的变化，探讨其长期演变趋势，并深入分析住房空置的成因及其外部性。

通过对这些局限性的改进和扩展，未来研究能够提供更加全面和准确的空置住房分析，为政策制定者和城市规划者提供更有力的数据支持，推动解决住房空置问题的相关政策和措施更加精准有效。

参考文献

- Akiyama Y, Ueda A, Ouchi K, et al., 2019. Estimating the spatial distribution of vacant houses using public municipal data [C]. International Conference on Geographic Information Science. Cham: Springer, 165-183.
- Alobeid A, Jacobsen K, Heipke C, 2009. Building height estimation in urban areas from very high resolution satellite stereo images [C]. ISPRS Hannover Workshop, 2-5.
- Angel S, 2000. Housing policy matters: A global analysis [M]. Oxford University Press.
- Arnio AN, Baumer EP, Wolff KT, et al., 2012. The contemporary foreclosure crisis and US crime rates [J]. Social Science Research, 41(6): 1598-1614.
- Australian Bureau of Statistics, 2022. Australian housing survey [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.abs.gov.au/ausstats/abs@.nsf/dossbytitle/949017CAABBD0B6ECA256BD00027B1CB?OpenDocument>
- Baba H, Asami Y, 2017. Regional differences in the socio-economic and built-environment factors of vacant house ratio as a key indicator for spatial urban shrinkage [J]. Urban and Regional Planning Review, 4: 251-267.
- Bentley GC, McCutcheon P, Cromley RG, et al., 2016. Race, class, unemployment, and housing vacancies in Detroit: an empirical analysis [J]. Urban Geography, 37(5): 785-800.
- Biljecki F, Chow YS, 2022. Global building morphology indicators [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 95: 101809.
- Biljecki F, Chow YS, Lee K, 2023. Quality of crowdsourced geospatial building information: A global assessment of OpenStreetMap attributes [J]. Building and Environment, 237: 110295.
- Biljecki F, Ledoux H, Stoter J, 2017. Generating 3D city models without elevation data [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 64: 1-18.
- Blossier F, 2012. Is taxing inhabitation effective? Evidence from the French tax scheme on vacant housing [D]. Ph.D. thesis, Ecole Polytechnique.
- Bowman AOM, 2004. Terra incognita: Vacant land and urban strategies [M]. Georgetown University Press.
- Branas CC, Kondo MC, Murphy SM, et al., 2016. Urban blight remediation as a cost-beneficial solution to firearm violence [J]. American Journal of Public Health, 106(12): 2158-2164.
- Branz, 2022. House condition survey [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.branz.co.nz/healthy-homes-research/hcs/>
- Breiman L, 1996. Bagging predictors [J]. Machine Learning, 24: 123-140.

- Bronfenbrenner U, 1979. The ecology of human development: Experiments by nature and design [M]. Harvard University Press.
- Caetano R, Vaeth PAC, Gruenewald PJ, et al., 2022. Trends and correlates of spatially aggregated alcohol - involved crashes among Whites and Hispanics in California [J]. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, 46(8): 1449-1459.
- Cao Q, Luan Q, Liu Y, et al., 2021. The effects of 2D and 3D building morphology on urban environments: A multi-scale analysis in the Beijing metropolitan region [J]. *Building and Environment*, 192: 107635.
- Cao Y, Huang X, 2021. A deep learning method for building height estimation using high-resolution multi-view imagery over urban areas: A case study of 42 Chinese cities [J]. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112590.
- Cao Y, Weng Q, 2024. A deep learning-based super-resolution method for building height estimation at 2.5 m spatial resolution in the Northern Hemisphere [J]. *Remote Sensing of Environment*, 310: 114241.
- Castro IE, Larsen DA, Hruska B, et al., 2019. Variability in the spatial density of vacant properties contributes to background lead (Pb) exposure in children [J]. *Environmental Research*, 170: 463-471.
- Chandar B, Dean O, 2016. The effect of a 311 vacant building call on crime rates [J]. *The Developing Economist*, 3(1).
- Chang CO, Chen SM, 2018. Dilemma of housing demand in Taiwan [J]. *International Real Estate Review*, 21: 367-388.
- Charles EJ, Mehaffey JH, Hawkins RB, et al., 2019. Socioeconomic distressed communities index predicts risk-adjusted mortality after cardiac surgery [J]. *The Annals of Thoracic Surgery*, 107(6): 1706-1712.
- Che Y, Li X, Liu X, et al., 2024. 3D-GloBFP: The first global three-dimensional building footprint dataset [J]. *Earth System Science Data Discussions*, 1-28.
- Chen D, Tu W, Cao R, et al., 2022. A hierarchical approach for fine-grained urban villages recognition fusing remote and social sensing data [J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 106: 102661.
- Chen T, Guestrin C, 2016. Xgboost: A scalable tree boosting system [C]. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Chen W, Zhou Y, Stokes E C, et al., 2023. Large-scale urban building function mapping by integrating multi-source web-based geospatial data [J]. *Geo-spatial Information Science*, 1-15.
- Chen X, Rafail P, 2020. Do housing vacancies induce more crime? A spatiotemporal regression analysis [J]. *Crime & Delinquency*, 66(11): 1579-1605.

- Chen Y, Sun W, Yang L, et al., 2024. Refining urban morphology: An explainable machine learning method for estimating footprint-level building height [J]. *Sustainable Cities and Society*, 105635.
- Chen Y, Xu C, Ge Y, et al., 2024. A 100 m gridded population dataset of China's seventh census using ensemble learning and big geospatial data [J]. *Earth System Science Data*, 16(8): 3705-3718.
- Chen Z, Yang B, Zhu R, et al., 2024. City-scale solar PV potential estimation on 3D buildings using multi-source RS data: A case study in Wuhan, China [J]. *Applied Energy*, 359: 122720.
- Chen Z, Yu B, Hu Y, et al., 2015. Estimating house vacancy rate in metropolitan areas using NPP-VIIRS nighttime light composite data [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(5): 2188-2197.
- Chhetri P, Han J H, Chandra S, et al., 2013. Mapping urban residential density patterns: Compact city model in Melbourne, Australia [J]. *City, Culture and Society*, 4(2): 77-85.
- Deilmann C, Effenberger KH, Banse J, 2009. Housing stock shrinkage: vacancy and demolition trends in Germany [J]. *Building Research & Information*, 37(5-6): 660-668.
- Dempsey N, 2010. Revisiting the Compact City [J]. *Environment*, 36(1): 5-8.
- Deng X, Cao Q, Wang L, et al., 2023. Characterizing urban densification and quantifying its effects on urban thermal environments and human thermal comfort [J]. *Landscape and Urban Planning*, 237: 104803.
- Deng Y, Chen R, Yang J, et al., 2022. Identify urban building functions with multisource data: A case study in Guangzhou, China [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 36(10): 2060-2085.
- Dovey K, Pafka E, 2014. The urban density assemblage: Modelling multiple measures [J]. *Urban Design International*, 19: 66-76.
- Du M, Wang L, Zou S, et al., 2018. Modeling the census tract level housing vacancy rate with the Jilin1-03 satellite and other geospatial data [J]. *Remote Sensing*, 10(12): 1920.
- Duck NJ, 2020. The impact of urban vacancy rates on housing prices [J]. *Journal of Urban Affairs*, 42(1): 40-55.
- Furr-Holden CDM, Lee MH, Johnson R, et al., 2015. Neighborhood environment and marijuana use in urban young adults [J]. *Prevention Science*, 16: 268-278.
- Gant Z, Gant L, Song R, et al., 2014. A census tract-level examination of social determinants of health among black/African American men with diagnosed HIV infection, 2005–2009—17 US areas [J]. *PLoS One*, 9(9): e107701.
- Gao X, Xu A, Liu L, et al., 2017. Understanding rural housing abandonment in China's rapid urbanization [J]. *Habitat International*, 67: 13-21.

- Gielen AC, Wilson MEH, Faden RR, et al., 1995. In-home injury prevention practices for infants and toddlers: the role of parental beliefs, barriers, and housing quality [J]. *Health Education Quarterly*, 22(1): 85-95.
- GlobalMLBuildingFootprints, 2024. [EB/OL]. [2024-08-16]. Available at: <https://github.com/microsoft/GlobalMLBuildingFootprints>
- Goh KT, Ng SK, Chan YC, et al., 1987. Epidemiological aspects of an outbreak of dengue fever/dengue haemorrhagic fever in Singapore [J]. *The Southeast Asian Journal of Tropical Medicine and Public Health*, 18(3): 295-302.
- Goldstick JE, Lipton RI, Carter P, et al., 2015. The effect of neighborhood context on the relationship between substance misuse and weapons aggression in urban adolescents seeking ED care [J]. *Substance Use & Misuse*, 50(5): 674-684.
- Gong P, Li X, Wang J, et al., 2020. Annual maps of global artificial impervious area (GAIA) between 1985 and 2018 [J]. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111510.
- González-Ochoa DJ, 2022. Policy-induced suburbanization: Mass-produced housing and location choices in Tijuana, Mexico [J]. *Housing Policy Debate*, 1-18.
- Grant LP, Gennings C, Wickham III EP, et al., 2018. Modeling pediatric body mass index and neighborhood environment at different spatial scales [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(3): 473.
- Greeley CS, Chuo CY, Kwak MJ, et al., 2016. Community characteristics associated with seeking medical evaluation for suspected child sexual abuse in Greater Houston [J]. *The Journal of Primary Prevention*, 37(3): 215-230.
- Gröger G, Plümer L, 2012. CityGML–Interoperable semantic 3D city models [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71: 12-33.
- Gu D, Newman G, Kim JH, et al., 2019. Neighborhood decline and mixed land uses: Mitigating housing abandonment in shrinking cities [J]. *Land Use Policy*, 83: 505-511.
- Gu Y, Zhang Y, Xuan W, 2023. Generative design method of building group based on AIP (Aging in Place) assessment: The case of dense urban renewal districts in Hong Kong [C]. *World Congress of Architects*. Springer International Publishing, 479-495.
- Harrison A, Immergluck D, 2021. Housing vacancy and hypervacant neighborhoods: Uneven recovery after the US foreclosure crisis [J]. *Journal of Urban Affairs*, 1-17.
- Henderson SR, 2015. State intervention in vacant residential properties: an evaluation of empty dwelling management orders in England [J]. *Environment and Planning C: Government and Policy*, 33(1): 61-82.
- Herbert CW, 2018. Squatting for survival: Precarious housing in a declining US city [J]. *Housing Policy Debate*, 28(5): 797-813.
- Herfort B, Lautenbach S, Porto de Albuquerque J, et al., 2023. A spatio-temporal analysis investigating completeness and inequalities of global urban building data in OpenStreetMap [J]. *Nature Communications*, 14(1): 3985.

- Heskin AD, Levine N, Garrett M, 2000. The effects of vacancy control: A spatial analysis of four California cities [J]. *Journal of the American Planning Association*, 66(2): 162-176.
- Hoekstra J, Vakili-Zad C, 2011. High vacancy rates and rising house prices: The Spanish paradox [J]. *Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie*, 102(1): 55-71.
- Hoffmann EJ, Abdulahhad K, Zhu XX, 2023. Using social media images for building function classification [J]. *Cities*, 133: 104107.
- Hongguang L, Junna L, 2012. The research of Wuhan commercial housing vacancy rate [C]. *International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*. IEEE, 1-4.
- Hospers GJ, 2013. Coping with shrinkage in Europe's cities and towns [J]. *Urban Design International*, 18(1): 78-89.
- Hu R, Huang Z, Tang Y, et al., 2020. Graph2plan: Learning floorplan generation from layout graphs [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 39(4): 118-121.
- Huang X, Ren L, Liu C, et al., 2022. Urban building classification (UBC) – A dataset for individual building detection and classification from satellite Imagery [C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1413-1421.
- Hui J, Du M, Ye X, et al., 2018. Effective building extraction from high-resolution remote sensing images with multitask driven deep neural network [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(5): 786-790.
- Huuhka S, 2016. Vacant residential buildings as potential reserves: A geographical and statistical study [J]. *Building Research & Information*, 44(8): 816-839.
- Ikeda M, 2018. Temporary use of vacant urban spaces in Berlin: three case studies in the former eastern inner-city district Friedrichshain [J]. *Geographical Review of Japan Series B*, 91(1): 1-16.
- Immergluck D, 2016. Examining changes in long-term neighborhood housing vacancy during the 2011 to 2014 US national recovery [J]. *Journal of Urban Affairs*, 38(5): 607-622.
- Jang H, Ahn K, Kim D, et al., 2018. Detection and prediction of house price bubbles: Evidence from a new city [C]. *Proceedings of the International Conference on Computational Science*. Cham: Springer, 782-795.
- Jang H, Lee W, Kim Y, et al., 2022. Suicide rate and social environment characteristics in South Korea: the roles of socioeconomic, demographic, urbanicity, general health behaviors, and other environmental factors on suicide rate [J]. *BMC Public Health*, 22(1): 1-10.
- Jay J, de Jong J, Jimenez MP, et al., 2022. Effects of demolishing abandoned buildings on firearm violence: a moderation analysis using aerial imagery and deep learning [J]. *Injury Prevention*, 28(3): 249-255.
- Jiang J, Cheng X, Xiang F, et al., 2020. Research on vacancy rate and idle rate of residential houses based on power data [C]. *Proceedings of the 2020 IEEE 9th Joint International*

- Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). IEEE, 2017-2019.
- Johnson LT, 2021. Modeling urban neighborhood violence: The systemic model and variable effects of social structure [J]. *Urban Affairs Review*, 57(1): 128-152.
- Johnson Lyons S, Gant Z, Jin C, et al., 2022. A census tract–level examination of differences in social determinants of health among people with HIV, by race/ethnicity and geography, United States and Puerto Rico, 2017 [J]. *Public Health Reports*, 137(2): 278-290.
- Joyce KM, Burke RC, Veldman TJ, et al., 2018. Use of fine-scale geospatial units and population data to evaluate access to emergency care [J]. *Western Journal of Emergency Medicine*, 19(6): 1043.
- Kadhim N, Mourshed M, 2017. A shadow-overlapping algorithm for estimating building heights from VHR satellite images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(1): 8-12.
- Kamai EM, Daniels JL, Delamater PL, et al., 2022. Patterns of children’s blood lead screening and blood lead levels in North Carolina, 2011–2018—Who is tested, Who is missed? [J]. *Environmental Health Perspectives*, 130(6): 067002.
- Keall M, Baker MG, Howden-Chapman P, et al., 2010. Assessing housing quality and its impact on health, safety and sustainability [J]. *Journal of Epidemiology & Community Health*, 64(9): 765-771.
- Kim D, Arima T, Sakai T, 2016. Study on causes of vacant house and lot in sloped urban district from the viewpoint of walking energy expenditure [J]. *Journal of Architecture and Planning (Transactions of AIJ)*, 81(726).
- Kim G, Newman G, Jiang B, 2020. Urban regeneration: Community engagement process for vacant land in declining cities [J]. *Cities*, 102: 102730.
- Kitchin R, O’Callaghan C, Boyle M, et al., 2012. Placing neoliberalism: the rise and fall of Ireland’s Celtic Tiger [J]. *Environment and Planning A*, 44(6): 1302-1326.
- Kolbe TH, 2009. Representing and exchanging 3D city models with CityGML [C]. *Proceedings of the 3D Geo-Information Sciences*. Cham: Springer, 15-31.
- Kondo M, Degli Esposti M, Jay J, et al., 2022. Changes in crime surrounding an urban home renovation and rebuild programme [J]. *Urban Studies*, 59(5): 1011-1030.
- Konomi S, Sasao T, Hosio S, et al., 2017. Exploring the use of ambient WiFi signals to find vacant houses [C]. *Ambient Intelligence: 13th European Conference, AmI 2017, Malaga, Spain, April 26–28, 2017*. Springer International Publishing, 130-135.
- Konomi S, Sasao T, Hosio S, et al., 2019. Using ambient WiFi signals to find occupied and vacant houses in local communities [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 10: 779-789.
- Krysan M, Crowder KD, 2017. Residential segregation in American cities: A decade of trend and change, 2000–2010 [J]. *Urban Affairs Review*, 53(4): 367-402.

- Larkin JL, Vickery DM, 2022. Understanding the relationship between housing vacancy and neighborhood development [J]. *Journal of Urban Affairs*, 44(4): 557-576.
- Lawrence DA, Harris CM, 2023. Assessing the impacts of vacant homes on urban environments [J]. *Urban Studies*, 60(1): 28-46.
- Lee C, Jung J, 2022. Statistical modeling of spatial distribution of vacancy rates in the global urban housing market [J]. *International Journal of Urban Sciences*, 26(1): 1-20.
- Lew D, Rigdon SE, 2019. Mapping rates of inpatient hospitalizations related to mental disorders in the state of Missouri: A conditional autoregressive model with zip code-level data [J]. *Spatial and Spatio-Temporal Epidemiology*, 28: 24-32.
- Lewis A, 2019. The impact of vacant property on neighborhood revitalization [J]. *Urban Studies*, 56(9): 1969-1983.
- Li H, Zeng C, Wan W, et al., 2019. A remote sensing-based vacancy area index for estimating housing vacancy and Ghost Cities in China [C]. *IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, 2019: 7518-7521.
- Li K, Zeng H, 2024. Multidisciplinary parameters for characterizing the 3D urban morphology: An overview based on the relational perspective [J]. *Sustainable Cities and Society*, 105364.
- Li L, 2013. Vacancy and abandonment in postindustrial cities [J]. *Journal of Urban Affairs*, 35(2): 185-202.
- Li M, Koks E, Taubenböck H, et al., 2020. Continental-scale mapping and analysis of 3D building structure [J]. *Remote Sensing of Environment*, 245: 111859.
- Li Q, et al., 2024. A review of building extraction from remote sensing imagery: Geometrical structures and semantic attributes [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 1-15.
- Li W, Zhang Y, Li M, et al., 2024. Rethinking the country-level percentage of population residing in urban area with a global harmonized urban definition [J]. *iScience*, 27(6).
- Li X, Gong P, Zhou Y, et al., 2020. Mapping global urban boundaries from the global artificial impervious area (GAIA) data [J]. *Environmental Research Letters*, 15(9): 094044.
- Li Y, Zhang Y, Wu Q, et al., 2023. Greening the concrete jungle: Unveiling the co-mitigation of greenspace configuration on PM2.5 and land surface temperature with explanatory machine learning [J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 128086.
- Li Y, Ma Y, Long Y, 2024. Protocol for assessing neighborhood physical disorder using the YOLOv8 deep learning model [J]. *STAR Protocols*, 5(1): 102778.
- Li Y, Miller HJ, Root ED, et al., 2022. Understanding the role of urban social and physical environment in opioid overdose events using found geospatial data [J]. *Health & Place*, 75: 102792.
- Liang H, Tomey K, Chen D, et al., 2008. Objective measures of neighborhood environment and self-reported physical activity in spinal cord injured men [J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 89(8): 1468-1473.

- Lin Y, Zhang X, Liu Y, et al., 2024. Long-term detection and monitoring of Chinese urban village using satellite imagery [C]. Proceedings of the Thirty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence, 7349-7357.
- Liu C J, Krylov V A, Kane P, et al., 2020. IM2ELEVATION: Building height estimation from single-view aerial imagery [J]. Remote Sensing, 12(17): 2719.
- Liu M, Ma J, Zhou R, et al., 2021. High-resolution mapping of mainland China's urban floor area [J]. Landscape and Urban Planning, 214: 104187.
- Liu W, Sun X, Zhang W, et al., 2022. Associatively segmenting semantics and estimating height from monocular remote-sensing imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 1-17.
- Liu X, Huang Y, Xu X, et al., 2020. High-spatiotemporal-resolution mapping of global urban change from 1985 to 2015 [J]. Nature Sustainability, 3(7): 564-570.
- Liu Z, Tang H, Feng L, et al., 2023. CBRA: The first multi-annual (2016–2021) and high-resolution (2.5 m) building rooftop area dataset in China derived with Super-resolution Segmentation from Sentinel-2 imagery [J]. Earth System Science Data Discussions, 1-40.
- Lodge EK, Martin CL, Fry RC, et al., 2022. Objectively measured external building quality, Census housing vacancies and age, and serum metals in an adult cohort in Detroit, Michigan [J]. Journal of Exposure Science & Environmental Epidemiology, 1-10.
- Lu H, Zhang C, Liu G, Ye X, Miao C, 2018. Mapping China's ghost cities through the combination of nighttime satellite data and daytime satellite data [J]. Remote Sensing, 10(7): 1037.
- Ma J, Cheng JCP, Jiang F, et al., 2020. Analyzing driving factors of land values in urban scale based on big data and non-linear machine learning techniques [J]. Land Use Policy, 94: 104537.
- Ma S, Long Y, 2019. Identifying spatial cities in China at the community scale [J]. Journal of Urban and Regional Planning, 11(1): 37-50.
- Ma Y, Zhou C, Fang Y, 2003. Analysis on the present situation and contributing factors of vacant commercial housing in Guangzhou urban district [J]. Chinese Geographical Science, 13(2): 182-189.
- Mao Y, Chen K, Diao W, et al., 2022. Beyond single receptive field: A receptive field fusion-and-stratification network for airborne laser scanning point cloud classification [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 188: 45-61.
- Mao Y, Chen K, Zhao L, et al., 2023. Elevation estimation-driven building 3-D reconstruction from single-view remote sensing imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61: 1-18.
- Masi E, Pino FA, Santos MGS, et al., 2010. Socioeconomic and environmental risk factors for urban rodent infestation in Sao Paulo, Brazil [J]. Journal of Pest Science, 83(3): 231-241.

- Matlack JL, Vigdor JL, 2008. Do rising tides lift all prices? Income inequality and housing affordability [J]. *Journal of Housing Economics*, 17(3): 212-224.
- Mburu LW, Helbich M, 2016. Environmental risk factors influencing bicycle theft: A spatial analysis in London, UK [J]. *PLoS One*, 11(9): e0163354.
- McClure K, 2019. The allocation of rental assistance resources: The paradox of high housing costs and high vacancy rates[J]. *International Journal of Housing Policy*, 19(1): 69-94.
- Mehaffey JH, Hawkins RB, Charles EJ, et al., 2019. Socioeconomically distressed communities associated with long-term mortality after bariatric surgery [J]. *Journal of Surgical Research*, 243: 8-13.
- Ménard S, 2012. Should we tax vacant dwellings? A search equilibrium model applied to the rental housing market [J]. *Economics Letters*, 117(1): 88-90.
- Meng X, Long Y, 2022. Shrinking cities in China: Evidence from the latest two population censuses 2010–2020 [J]. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 54(3): 449-453.
- Mooney SJ, Bader MD, Lovasi GS, et al., 2020. Using universal kriging to improve neighborhood physical disorder measurement [J]. *Sociological Methods & Research*, 49(4): 1163-1185.
- Morckel V, 2015. Community gardens or vacant lots? Rethinking the attractiveness and seasonality of green land uses in distressed neighborhoods [J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 14(3): 714-721.
- Morckel V, Durst N, 2021. Using emerging hot spot analysis to explore spatiotemporal patterns of housing vacancy in Ohio metropolitan statistical areas [J]. *Urban Affairs Review*, (1): 309-328.
- Morckel V, 2014. Predicting abandoned housing: Does the operational definition of abandonment matter? [J]. *Community Development*, 45: 122-134.
- Morris MC, Marco M, Bailey B, et al., 2019. Opioid prescription rates and risk for substantiated child abuse and neglect: A Bayesian spatiotemporal analysis [J]. *Drug and Alcohol Dependence*, 205: 107623.
- Nadalin V, Iglioni D, 2017. Empty spaces in the crowd. Residential vacancy in São Paulo's city centre [J]. *Urban Studies*, 54(13): 3085-3100.
- Nam J, Han J, Lee C, 2016. Factors contributing to residential vacancy and some approaches to management in Gyeonggi Province, Korea [J]. *Sustainability*, 8(4): 367.
- Nepomnyaschy L, Reichman NE, 2006. Low birthweight and asthma among young urban children [J]. *American Journal of Public Health*, 96(9): 1604-1610.
- Newman G, Lee RJ, Gu D, et al., 2019. Evaluating drivers of housing vacancy: A longitudinal analysis of large US cities from 1960 to 2010 [J]. *Journal of Housing and the Built Environment*, 34: 807-827.

- Newman G, Li D, Park Y, 2022. The relationships between neighbourhood vacancy, probable PTSD, and health-related quality of life in flood-disaster-impacted communities [J]. *Urban Studies*, 00420980221083101.
- Nie W, Fan X, Nie G, et al., 2022. Building function type identification using mobile signaling data based on a machine learning method [J]. *Remote Sensing*, 14(19): 4697.
- Norris M, Shiels P, 2004. Regular National Report on housing developments in European countries: Synthesis report [M]. Stationery Office.
- Ogawa Y, Zhao C, Oki T, et al., 2023. Deep learning approach for classifying the built year and structure of individual buildings by automatically linking street view images and GIS building data [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16: 1740-1755.
- Okoye SM, Spira AP, Perrin NA, et al., 2021. Exterior housing conditions are associated with objective measures of poor sleep among low-income older adults with disabilities [J]. *Sleep Health*, 7(6): 731-734.
- Ouellet M, 2007. Measuring urbanization with satellite data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 110(1): 25-33.
- Pan J, Dong L, 2021. Spatial identification of housing vacancy in China [J]. *Chinese Geographical Science*, 31(2): 359-375.
- Park Y, Guldmann JM, 2019. Creating 3D city models with building footprints and LIDAR point cloud classification: A machine learning approach [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 75: 76-89.
- Perry EC, Shields WC, O'Brocki R, et al., 2015. Examining fire department injury data as a tool for epidemiological investigation [J]. *Journal of Burn Care & Research*, 36(2): 310-314.
- Ramalingam SP, Kumar V, 2025. Building usage prediction in complex urban scenes by fusing text and facade features from street view images using deep learning [J]. *Building and Environment*, 267: 112174.
- Razavi M, 2020. Exploring vacancy data for policy and planning: A case study of New York City [J]. *Journal of Urban Affairs*, 42(6): 861-883.
- Reynolds J, 2013. Addressing vacancies in urban renewal: Housing policies in the United States [J]. *Housing Policy Debate*, 23(3): 563-578.
- Robinson P, 2008. The role of vacant properties in fostering or preventing crime: A review [J]. *Crime & Delinquency*, 54(4): 553-577.
- Rogoff K, Yang Y, 2021. Has China's housing production peaked? [J]. *China & World Economy*, 29(1): 1-31.
- Rosen KT, Smith LB, 1983. The price-adjustment process for rental housing and the natural vacancy rate [J]. *The American Economic Review*, 73(4): 779-786.
- Rother ET, 2007. Systematic literature review X narrative review [J]. *Acta Paulista de Enfermagem*, 20: v-vi.

- Rouwendaal J, Longhi S, 2008. The effect of consumers' expectations in a booming housing market: space-time patterns in the Netherlands, 1999–2000 [J]. *Housing Studies*, 23(2): 291-317.
- Royo S, 2009. After the fiesta: The Spanish economy meets the global financial crisis [J]. *South European Society and Politics*, 14(1): 19-34.
- Sadayuki T, Kanayama Y, Arimura TH, 2020. The externality of vacant houses: The case of Toshima municipality, Tokyo, Japan [J]. *Review of Regional Studies*, 50(2): 260-281.
- Santos T, Rodrigues AM, Ramalheite F, 2015. Assessing patterns of urban transmutation through 3D geographical modelling and using historical micro-datasets [C]. *International Conference on Computational Science and Its Applications*. Cham: Springer, 32-44.
- Sayre JW, Katzel MD, 1979. Household surface lead dust: its accumulation in vacant homes [J]. *Environmental Health Perspectives*, 29: 179-182.
- Schachterle SE, Bishai D, Shields W, et al., 2012. Proximity to vacant buildings is associated with increased fire risk in Baltimore, Maryland, homes [J]. *Injury Prevention*, 18(2): 98-102.
- Schilling J, Logan J, 2008. Greening the rust belt: A green infrastructure model for right sizing America's shrinking cities [J]. *Journal of the American Planning Association*, 74(4): 451-466.
- Schwarz K, Berland A, Herrmann DL, 2018. Green, but not just? Rethinking environmental justice indicators in shrinking cities [J]. *Sustainable Cities and Society*, 41: 816-821.
- Segú M, 2020. The impact of taxing vacancy on housing markets: Evidence from France [J]. *Journal of Public Economics*, 185: 104079.
- Shai D, 2006. Income, housing, and fire injuries: a census tract analysis [J]. *Public Health Reports*, 121(2): 149-154.
- Shi L, Leichtle T, Huang X, et al., 2025. The decreasing housing utilization efficiency in China's cities [J]. *Nature Cities*, 1-11.
- Shi L, Wurm M, Huang X, et al., 2022. Estimating housing vacancy rates at block level: The example of Guiyang, China [J]. *Landscape and Urban Planning*, 224: 104431.
- Shi Q, et al., 2024. The last puzzle of global building footprints—Mapping 280 million buildings in East Asia based on VHR Images [J]. *Remote Sensing*, 4: 0138.
- Sirko W, et al., 2021. Continental-scale building detection from high resolution satellite imagery [J]. *arXiv*. Available at: <https://arxiv.org/abs/2107.12283>.
- Snedker KA, Herting JR, 2016. Adolescent mental health: Neighborhood stress and emotional distress [J]. *Youth & Society*, 48(5): 695-719.
- Spader J, Schuetz J, Cortes A, 2016. Fewer vacants, fewer crimes? Impacts of neighborhood revitalization policies on crime [J]. *Regional Science and Urban Economics*, 60: 73-84.

- Stacy CP, 2018. The effect of vacant building demolitions on crime under depopulation [J]. *Journal of Regional Science*, 58(1): 100-115.
- Statistics Bureau of Japan, 2018. Outline of the 2018 Housing and Land Survey of Japan [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.stat.go.jp/english/data/jyutaku/pdf/30outline.pdf>
- Su Y, Xu Q, Zhu X, et al., 2024. Automatic functional classification of buildings supported by a POI semantic characterization knowledge graph [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 13(8): 285.
- Suglia SF, Duarte CS, Sandel MT, 2011. Housing quality, housing instability, and maternal mental health [J]. *Journal of Urban Health*, 88(6): 1105-1116.
- Sumida Y, Mishima N, 2018. A study on system for reuse of vacant houses of a historic town by an intermediate organization viewing from habitants' perception [J]. *International Journal of Engineering and Technology*, 10(2).
- Sun M, et al., 2022. Understanding architecture age and style through deep learning [J]. *Cities*, 128: 103787.
- Sun X, Huang X, Mao Y, et al., 2024. GABLE: A first fine-grained 3D building model of China on a national scale from very high resolution satellite imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 305: 114057.
- Suresh G, Vito GF, 2009. Homicide patterns and public housing: The case of Louisville, KY (1989-2007) [J]. *Homicide Studies*, 13(4): 411-433.
- Taggart E, Figgatt M, Robinson L, et al., 2019. Geographic analysis of blood lead levels and neighborhood-level risk factors among children born in 2008-2010 [J]. *Journal of Environmental Health*, 82(3): 18-25.
- Tamura S, Kajie K, Tanaka T, 2023. Factors influencing the occurrence of vacant houses in a small provincial town in Japan [J]. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 16(4): 1371-1394.
- Tan Z, Wei D, Yin Z, 2020. Housing vacancy rate in major cities in China: perspectives from nighttime light data [J]. *Complexity*, 2020.
- Tang P, Du P, Lin C, et al., 2020. A novel sample selection method for impervious surface area mapping using JL1-3B night time light and Sentinel-2 imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 3931-3941.
- Tatsukami Y, Yokoyama S, Tokuono T, 2021. Evaluation of action in local governments for reducing vacant houses and availability of qualitative system [J]. *Japan Architectural Review*, 4(4): 589-607.
- Thalmann P, 2008. Housing market equilibrium with extraordinarily low vacancy rates [J]. *Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, JEL*, 31: J69.
- The Association of Residential Performance Evaluation Representatives, 2024. Japanese housing performance display system [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.hyoukakyokai.or.jp/seido/info.html>

- Tintera J, 2019. Innovative housing policy tools for local governments in shrinking communities with a large share of privately owned apartments: A case study of Valga, Estonia [J]. *Transylvanian Review of Administrative Sciences*, 15(SI): 124-139.
- Tomer A, Kane JW, Fishbane L, 2019. Connecting people by proximity: A better way to plan metro areas [EB/OL]. Available at: <https://doi.org/20.500.12592/2q41wj>
- Tusting L S, Bisanzio D, Alabaster G, et al., 2019. Mapping changes in housing in sub-Saharan Africa from 2000 to 2015 [J]. *Nature*, 568(7752): 391-394.
- Uejio CK, Wilhelmi OV, Golden JS, et al., 2011. Intra-urban societal vulnerability to extreme heat: the role of heat exposure and the built environment, socioeconomics, and neighborhood stability [J]. *Health & Place*, 17(2): 498-507.
- UK Government, 2022. English Housing Survey [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.gov.uk/guidance/english-housingsurvey-guidance-and-methodology>
- UK Government, 2022. Housing Quality Indicators [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.gov.uk/guidance/housingquality-indicators>
- United States Census, 2022. The method of the AHS Survey [EB/OL]. [2022-03-15]. Available at: <https://www.census.gov/programssurveys/ahs/about/methodology.html>
- Vakili-Zad C, Hoekstra J, 2011. High dwelling vacancy rate and high prices of housing in Malta: a Mediterranean phenomenon [J]. *Journal of Housing and the Built Environment*, 26(4): 441-455.
- Walker CM, Colton Flynn K, Ovando-Montejo GA, et al., 2017. Does demolition improve biodiversity? Linking urban green space and socioeconomic characteristics to avian richness in a shrinking city [J]. *Urban Ecosystems*, 20: 1191-1202.
- Wang H, 2020. Stickiness of rental rate and housing vacancy rate [J]. *Economics Letters*, 195: 109487.
- Wang L, Fan H, Wang Y, 2019. An estimation of housing vacancy rate using NPP-VIIRS night-time light data and OpenStreetMap data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 40(22): 8566-8588.
- Wang L, Hou C, Zhang Y, He J, 2024. Measuring solar radiation and spatio-temporal distribution in different cities using satellite-based data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39(2): 434-449.
- Wang S, Hao H, Liu Y, et al., 2021. Research on the application of power grid big data in census work [C]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 693(1): 012014.
- Wang X, Meng X, Long Y, 2022. Projecting 1 km-grid population distributions from 2020 to 2100 globally under shared socioeconomic pathways[J]. *Scientific Data*, 9(1): 563.
- Wegmann J, 2020. Residences without residents: Assessing the geography of ghost dwellings in big US cities [J]. *Journal of Urban Affairs*, 42(8): 1103-1124.

- Wei X, Liu Y, 2020. On the determination of housing vacancy rate by traditional and innovative techniques: A comparative study of census and satellite data [J]. *Sustainability*, 12(11): 3445.
- Wheeler DC, Do EK, Hayes RB, et al., 2020. Neighborhood disadvantage and tobacco retail outlet and vape shop outlet rates [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(8): 2864.
- Williams S, Xu W, Tan SB, et al., 2019. Ghost cities of China: Identifying urban vacancy through social media data [J]. *Cities*, 94: 275-285.
- Wilson DK, Kirtland KA, Ainsworth BE, et al., 2004. Socioeconomic status and perceptions of access and safety for physical activity [J]. *Annals of Behavioral Medicine*, 28(1): 20-28.
- Wu WB, Ma J, Banzhaf E, et al., 2023. A first Chinese building height estimate at 10 m resolution (CNBH-10 m) using multi-source earth observations and machine learning [J]. *Remote Sensing of Environment*, 291: 113578.
- Wuyts W, Sedlitzky R, Morita M, et al., 2020. Understanding and managing vacant houses in support of a material stock-type society—The case of Kitakyushu, Japan [J]. *Sustainability*, 12(13): 5363.
- Wyatt P, 2008. Empty dwellings: The use of council-tax records in identifying and monitoring vacant private housing in England [J]. *Environment and Planning A*, 40(5): 1171-1184.
- Xiao Z, Li W, Zhou H, et al., 2021. Research on estimation of regional housing vacancy rate based on electricity big data [C]. 2021 IEEE 5th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). IEEE: 3064-3069.
- Xie Y, Gong H, Lan H, et al., 2018. Examining shrinking city of Detroit in the context of socio-spatial inequalities [J]. *Landscape and Urban Planning*, 177: 350-361.
- Xu Y, Song Y, Cai J, Zhu H, 2021. Population mapping in China with Tencent social user and remote sensing data [J]. *Applied Geography*, 130: 102450.
- Yang D, Xiao B, Lu X, et al., 2023. Assessment and driving factor of housing vacancies in Shandong Peninsula urban agglomeration based on multi-source remote sensing data[J]. *Heliyon*, 9(6).
- Yang P, Pan J, 2022. Estimating housing vacancy rate using nightlight and POI: A case study of main urban area of Xi'an City, China [J]. *Applied Sciences*, 12(23): 12328.
- Yao N, Li Y, Lei T, et al., 2018. Drought evolution, severity and trends in mainland China over 1961–2013 [J]. *Science of The Total Environment*, 616: 73-89.
- Yao W, Teng G, Li H, 2013. Recognition methods of housing vacancy based on digital image processing [C]. 2013 International Conference on Information Science and Cloud Computing Companion. IEEE: 675-680.
- Yao Y, Li Y, 2011. House vacancy at urban areas in China with nocturnal light data of DMSP-OLS [C]. Proceedings 2011 IEEE International Conference on Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services. IEEE: 457-462.

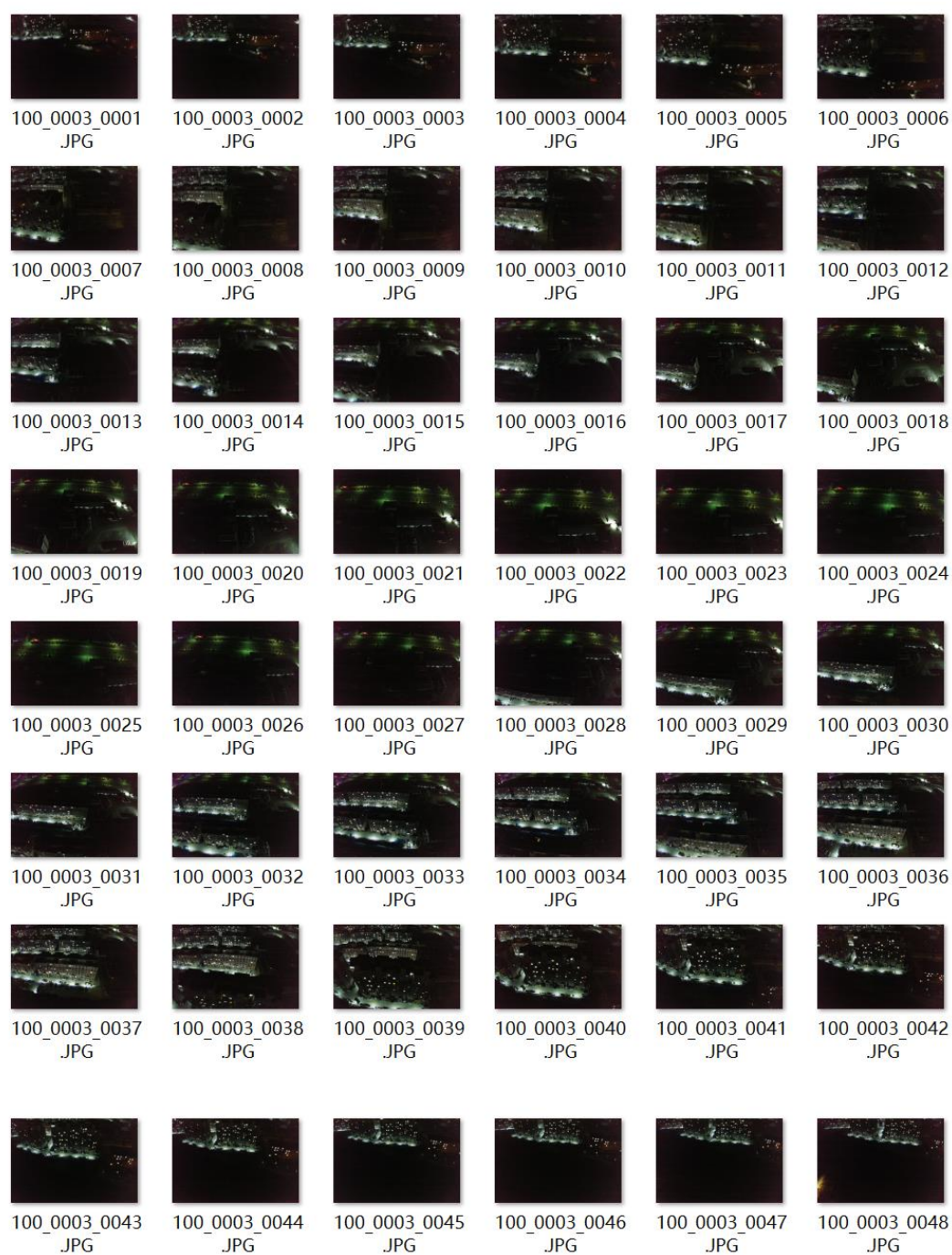
- Yin L, Yin F, Silverman R M, 2024. Rethinking demolition plans to fight neighborhood blight in shrinking cities: Applying agent-based policy simulations [J]. *Cities*, 150: 105035.
- Yin L, Silverman RM, 2015. Housing abandonment and demolition: Exploring the use of micro-level and multi-year models [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(3): 1184-1200.
- Yonas MA, O'Campo P, Burke JG, et al., 2007. Neighborhood-level factors and youth violence: giving voice to the perceptions of prominent neighborhood individuals [J]. *Health Education & Behavior*, 34(4): 669-685.
- Yuan Y, 2020. OCRNet: Object-contextual representations for semantic segmentation [C]. *ECCV 2020*. Springer: 173-190.
- Yue X, Wang Y, Zhao Y, et al., 2022. Estimation of urban housing vacancy based on daytime housing exterior images—A case study of Guangzhou in China [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(6): 349.
- Zhai Y, Wu H, Fan H, Wang D, 2018. Using mobile signaling data to exam urban park service radius in Shanghai: Methods and limitations [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 71: 27-40.
- Zhang B, 2020. Why is Japan's housing vacancy rate so high? A history of postwar housing policy [J]. *Social Science Japan Journal*, 23(1): 65-77.
- Zhang C, Jia S, Yang R, 2016. Housing affordability and housing vacancy in China: The role of income inequality [J]. *Journal of Housing Economics*, 33: 4-14.
- Zhang Y, Tu T, Long Y, 2025. Inferring ghost cities on the globe in newly developed urban areas based on urban vitality with multi-source data[J]. *Habitat International*, 158: 103350.
- Zhang Y, Zhang Q, Zhao Y, et al., 2022. Artificial intelligence prediction of urban spatial risk factors from an epidemic perspective [C]. *International Conference on Computer Design, Robotics, and Fabrication*. Springer Nature Singapore: 209-222.
- Zhang Y, Zhang Q, Zhao Y, Deng Y, Zheng H, 2022. Urban spatial risk prediction and optimization analysis of POI based on deep learning from the perspective of an epidemic [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102942.
- Zhang Y, Zhao H, Long Y, 2025. CMAB: A multi-attribute building dataset of China[J]. *Scientific Data*, 12(1): 430.
- Zhang Z, Qian Z, Zhong T, et al., 2022. Vectorized rooftop area data for 90 cities in China [J]. *Scientific Data*, 9(1): 66.
- Zhao S, Li W, Zhao K, et al., 2021. Change characteristics and multilevel influencing factors of real estate inventory—Case studies from 35 key cities in China [J]. *Land*, 10(9): 928.
- Zheng H, Zhang R, Yin X, et al., 2025. Unused housing in urban China and its carbon emission impact [J]. *Nature Communications*, 16(1): 1985.

- Zheng Y, Zhang X, Ou J, Liu X, 2024. Identifying building function using multisource data: A case study of China's three major urban agglomerations [J]. *Sustainable Cities and Society*, 108: 105498.
- Zhu Q, Li Z, Song T, et al., 2024. Unrestricted region and scale: Deep self-supervised building mapping framework across different cities from five continents [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 209: 344-367.
- Zou S, Wang L, 2021. Detecting individual abandoned houses from Google Street View: A hierarchical deep learning approach [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 175: 298-310.
- Zou S, Wang L, 2022. Mapping individual abandoned houses across cities by integrating VHR remote sensing and street view imagery [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 113: 103018.
- 邓思敏, 喻瑶, 梅婷, 等, 2018. 长沙市中心城区住房空置状况调查研究[J]. *住宅与房地产*, 2018,(21):3+9.
- 董磊磊, 潘竟虎, 冯娅娅, 等, 2017. 基于夜间灯光的中国房屋空置的空间分异格局[J]. *经济地理*, 37(9): 62-69+176.
- 杜志威, 金利霞, 张虹鸥, 2020. 精明收缩理念下城市空置问题的规划响应与启示——基于德国、美国和日本比较[J]. *国际城市规划*, 35(2): 29-37.
- 高峰, 2010. 对美国住房空置率统计的研究[J]. *兰州商学院学报*, 26(6): 86-90.
- 国家发展改革委. 国家发展改革委等部门关于加强高校学生宿舍建设的指导意见[EB/OL]. (2024-01-18). [2024-12-13]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202401/content_6926771.htm
- 国务院办公厅. 国务院办公厅关于全面推进城镇老旧小区改造工作的指导意见[EB/OL]. (2020-07-20). [2024-12-13]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2020-07/20/content_5528320.htm
- 国新办. 国新办举行国务院政策例行吹风会 介绍切实做好保交房工作配套政策有关情况[EB/OL]. (2024-05-17). [2024-12-13]. <https://ag.ny.gov/sites/default/files/changes-in-ny-s-rent-law.pdf>
- 贺蕾, 潘竟虎, 董磊磊, 2020. 基于遥感和微博签到数据的住房空置空间识别[J]. *遥感技术与应用*, 35(4): 820-831.
- 贾海, 2003. 商品房空置率计算方法研究[J]. *统计研究*, 9: 26-29.
- 江苏省人民政府. 常州市出台进一步促进房地产市场平稳健康发展的若干政策措施[EB/OL]. (2024-06-14)[2024-12-11]. https://www.jiangsu.gov.cn/art/2024/6/14/art_88140_11276121.html
- 金细簪, 黄嘉林, 2020. 日本空置住房问题及应对措施的经验与启示[J]. *现代日本经济*, 39(6): 78-92.
- 鞠方, 阳娟, 黎小佳, 2018. 基于空间异质性的中国住房空置率与房地产金融风险研究[J]. *财经理论与实践*, 39(4): 26-31.

- 鞠方, 于静静, 周建军, 2013. 我国商品房空置率对房价波动影响的实证研究[J]. 湖南科技大学学报(社会科学版), 16(5): 69-74.
- 刘成璧, 张晓蕴, 2007. 法国住宅类税收及其对中国的借鉴[J]. 北京工商大学学报(社会科学版), 2: 27-31.
- 刘华, 黄安琪, 陈力朋, 2020. 房地产税对住房租赁价格的影响:来自重庆的经验证据[J]. 中国软科学, 1: 143-153.
- 刘艳军, 张艺宁, 孙宏日, 等, 2021. 收缩城市住房空置时空分异及影响机制——基于居民用电量视角[J]. 地理科学, 41(12): 2087-2095.
- 刘玉安, 蔺小英, 2022. 瑞典的住房政策及其启示[J]. 当代世界社会主义问题, 1: 145-155.
- 孟祥凤, 马爽, 项雯怡, 等, 2021. 基于百度慧眼的中国收缩城市分类研究[J]. 地理学报, 76(10): 2477-2488.
- 日本国土交通省, 2020. 事業実施報告書[EB/OL]. (2020). [2024-12-13]. <https://www.mlit.go.jp/common/001379019.pdf>
- 日本国土交通省, 2021. 空き家対策における事例集[EB/OL]. (2021). [2024-12-13]. <https://www.mlit.go.jp/common/001397793.pdf>
- 深圳市人民政府. 《深圳市关于促进和规范利用既有房屋改造为养老服务设施试点工作指引》印发实施(2024-05-28). [2024-12-13]. https://www.sz.gov.cn/cn/xxgk/zfxxgj/bmdt/content/post_11317954.html
- 沈晓艳, 黄贤金, 2017. 基于土地供应侧的中国商品住宅空置效应分析——以 35 个大中城市为例[J]. 现代城市研究, 10: 12-17.
- 孙宏日, 刘艳军, 付慧, 等, 2024. 东北地区收缩城市房屋空置的时空分异及影响机制——基于实体地域城市尺度[J]. 地理学报, 2024, 79(6): 1412-1432.
- 台玉红, 2009. 住房空置率对住宅价格的影响分析[J]. 经济问题, 8: 42-43.
- 唐如建, 付光辉, 2017. 南京市新建商品住宅空置率空间差异分析[J]. 城市问题, 2: 77-82.
- 王佳秋, 高丽丽, 2006. 房地产泡沫相关因素及相关关系的实证研究[J]. 数学的实践与认识, 1: 80-84.
- 王建民, 2005. 当前台湾房地产市场形势透析[J]. 台湾研究, 2: 31-37.
- 王洁, 张继良, 2020. 住房空置率对房价的影响——基于 35 个重点城市的面板数据[J]. 资源科学, 42(6): 1135-1147.
- 王文甫, 刘亚玲, 2020. 房地产税不同征税方案的再分配效应与潜在税收能力的测算与比较[J]. 税务研究, 4: 39-46.
- 新华社, 我国将新增实施 100 万套城中村改造和危旧房改造(2024-10-17). [2024-12-13]. https://www.gov.cn/lianbo/bumen/202410/content_6980918.htm
- 修丽娜, 刘湘南, 黄凌翔, 2009. 房地产泡沫实证分析——以天津市为例[J]. 城市发展研究, 16(7): 71-75.
- 徐博, 2020. 走向空间过剩时代: 日本的困境与抉择[J]. 现代日本经济, 39(6): 60-77.
- 徐惠, 2007. 成都市主城区住房空置率调查研究[J]. 建筑经济, 10: 53-55.
- 杨建仁, 2007. 我国房地产市场现状和特点分析[J]. 商场现代化, 36: 253.

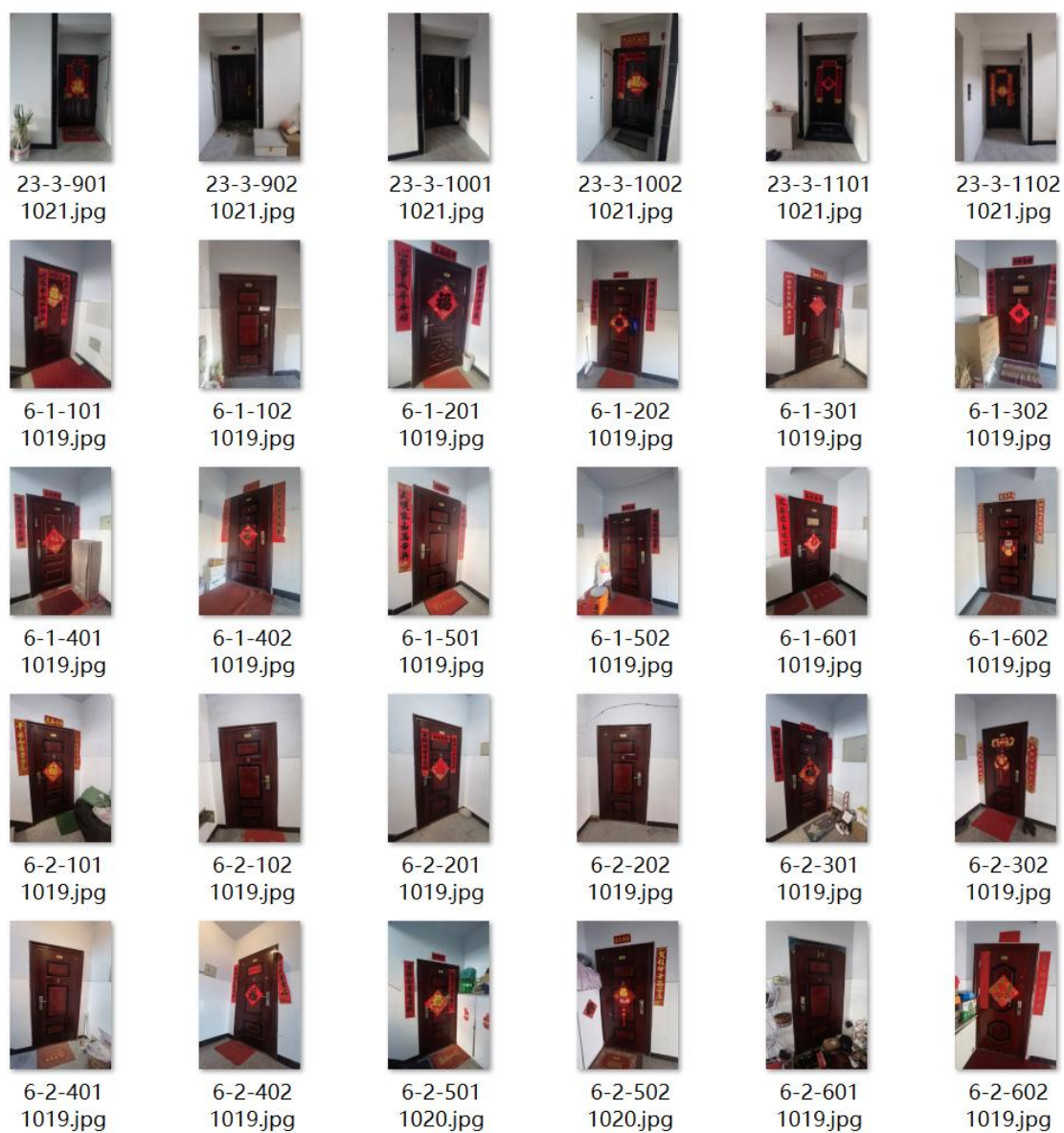
- 张川川, 贾琬, 杨汝岱, 2016. “鬼城”下的蜗居: 收入不平等与房地产泡沫[J]. 世界经济, 39(2): 120-141.
- 张栋, 李德平, 周亮, 等, 2021. 利用高分影像和珞珈一号数据进行住房空置率高精度空间估算[J]. 测绘通报, 1: 41-46+52.
- 张友全, 王幼松, 郝志彪, 2012. 广州市商品住宅空置率影响因素的实证分析[J]. 建筑经济, 1: 33-36.
- 赵奉军, 王先柱, 2011. 城市住房空置率统计的国际经验与初步估计[J]. 现代经济探讨, 9: 18-22.
- 郑海雁, 金农, 季聪, 等, 2015. 电力用户用电数据分析技术及典型场景应用[J]. 电网技术, 39(11): 3147-3152.
- 中国人民银行, 2024. 中国人民银行 国家金融监督管理总局关于金融支持住房租赁市场发展的意见[EB/OL]. (2024-01-15)[2024-12-11]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202401/content_6924672.htm
- 中国人民银行舟山市中心支行课题组, 2007. 房价变动相关性指标实证分析[J]. 浙江金融, 9: 12-13.
- 中华人民共和国中央人民政府, 2024. 何立峰在全国切实做好保交房工作视频会议上要求: 打好商品住房烂尾风险处置攻坚战 保障购房人合法权益[EB/OL]. (2024-05-17). [2024-12-13]. https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202405/content_6951555.htm
- 中华人民共和国自然资源部, 2024. 自然资源部办公厅关于做好 2024 年住宅用地供应有关工作的通知[EB/OL]. (2024-04-19)[2024-12-11]. https://gi.mnr.gov.cn/202404/t20240430_2844166.html
- 周建军, 马雪晴, 贾丽娜, 2020. 人口老龄化、房价与住房空置率的影响研究[J]. 湖南大学学报(社会科学版), 34(3): 78-87.
- 住房和城乡建设部, 2024. 住房和城乡建设部办公厅关于做好住房公积金个人住房贷款利率下调相关工作的通知[EB/OL]. (2024-05-17)[2024-12-11]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202405/content_6952356.htm
- 自然资源部, 2024. 自然资源部办公厅关于进一步加强规划土地政策支持老旧小区改造更新工作的通知[EB/OL]. (2024-05-24). [2024-12-13]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202406/content_6957452.htm

附录 A 点云原始数据展示



图F-1 点云原始图像展示

附录 B 户前图像数据展示



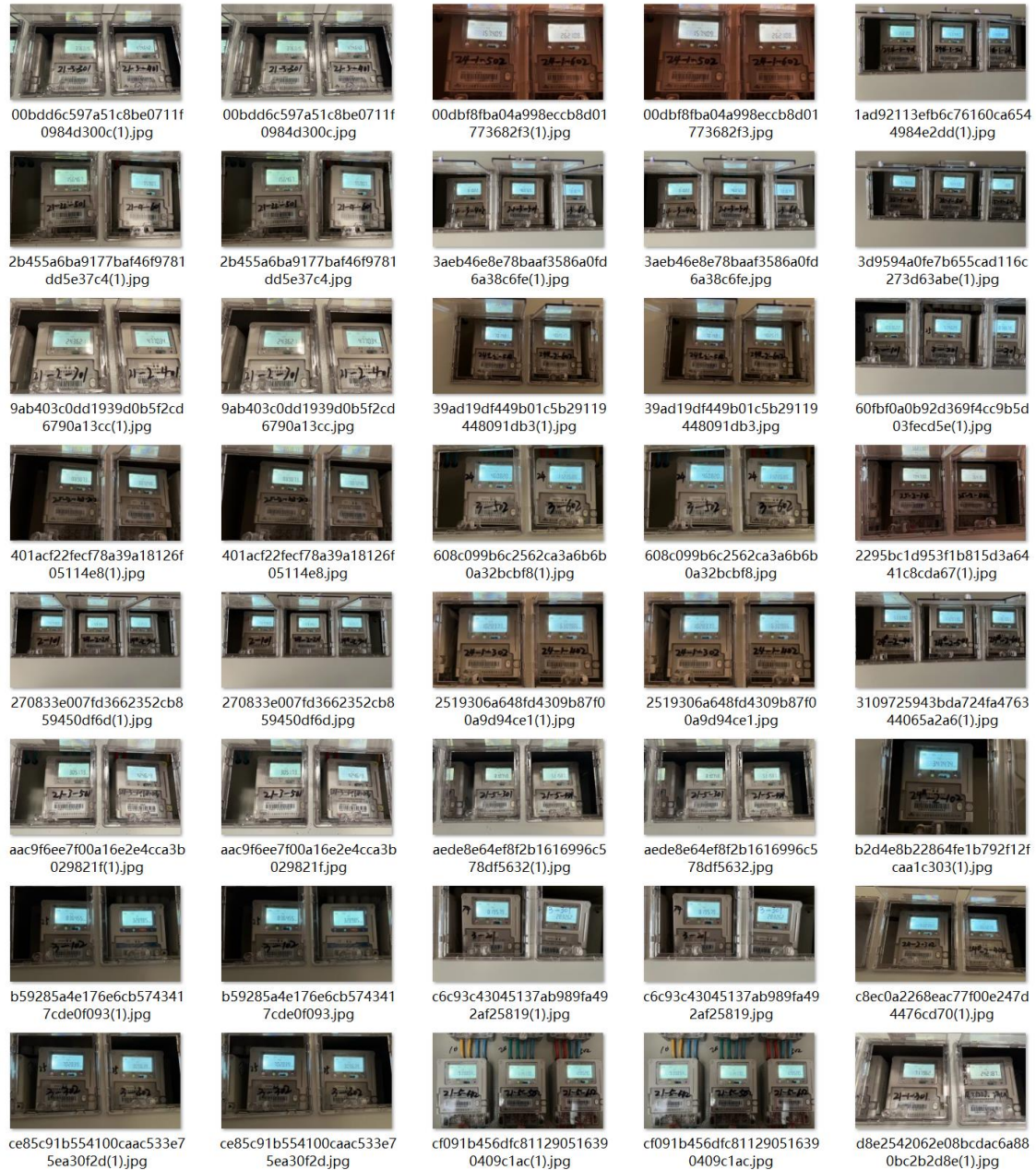
图F-2 户前图像数据展示

附录 C 外立面图像数据展示



图F-3 外立面图像数据展示

附录 D 电表图像数据展示



图F-4 电表图像数据展示

附录 E Wi-Fi 数据采集手册

WIFI探针工作手册

前期准备工作

1. 充电宝、手机、Gopro均需要提前一晚充好电。目前的采集经验来看，一个2w毫安的充电宝可以支撑一天的采集工作
2. 安装两步路，并提前做好如下设置



WIFI探针工作手册

前期准备工作

3. Gopro需要各位提前测试好。打开Gopro，按Gopro左侧开关调至视频模式，设置：1x正常速度（30FPS），画幅比例为super view，模式为标准（1080 | 30 | SV），防抖模式：增强



WIFI探针工作手册

前期准备工作

4. Gopro支架需要各位提前测试好，在自己的骑行工具上测试。具体示意图：



WIFI探针工作手册

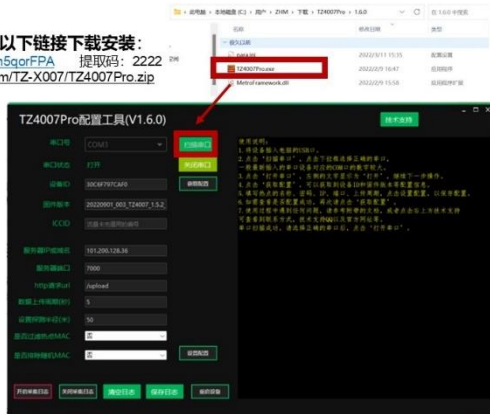
WIFI探针配置

1. 安装配置文件, 文件已发至微信群, 或点击以下链接下载安装:
百度网盘链接: <https://pan.baidu.com/s/1yvjmV-qeM11mwm5qorFPA> 提取码: 2222
官网链接: <https://mncats-pub.oss-cn-shenzhen.aliyuncs.com/TZ-X007/TZ4007Pro.zip>

2. 将探针设备通过USB线插在Windows电脑的USB接口上, 打开通过上述链接下载的
配置工具, 点击**扫描串口**, 设备一般会占用大于COM1串口, 比如COM3 (如果扫描不到大于1的COM口, 则需要先安装CH340的驱动)

CH340驱动下载地址:
百度网盘链接:
<https://pan.baidu.com/s/1GyVAcETJMmk9-zO8YKWNpG>
提取码: 2222

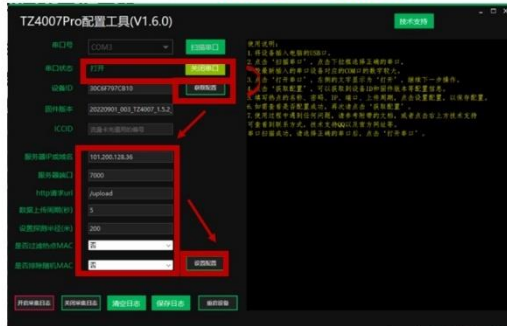
官网链接: <https://mncats-pub.oss-cn-shenzhen.aliyuncs.com/%E4%B8%B2%E5%8F%A3%E9%A9%B1%E5%8A%A8/CH341SER.zip>



WIFI探针工作手册

WIFI探针配置

3. 识别到COM口后, 点击**打开串口**, 点击**获取配置**, 读取到设备ID和固件版本及ICCID信息, 这些不用调整。



4. 其余按以下填写(最好复制避免出错):

服务器IP或域名改为101.200.128.36

服务器端口: 7000

http请求uri: /upload

数据上传周期: 5

设置探测半径 (米) 200

是否过滤热点MAC: 否

是否排除随机MAC: 否

5. 点击**设置配置**即可保存

WIFI探针工作手册

WIFI探针数据及小区影像数据采集

1. 前往需要采集的小区 (各位负责的小区LIST已发至微信群, 请各位按自己当天日程自行规划采集顺序)

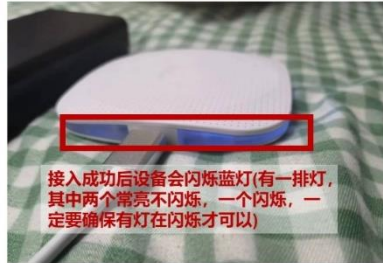
2. 在**进入小区后**, 将Gopro通过支架搭载在骑行工具上, 开启Gopro, 将Gopro摄像头调整到**自行车正前方**, 保证路面在屏幕中占比**不超过1/3**, 如图所示, 接入**充电宝**, 并按**拍摄键**开始拍摄视频, 停顿2-3s观看屏幕上方**视频录制时间**, 确保**正常** (如果是延时摄影模式, 会比正常时间慢很多)



WIFI探针工作手册

WIFI探针数据及小区影像数据采集

3. 将探针设备通过USB线插在充电宝的USB接口上，确保接入后**充电宝处于工作状态及设备蓝灯闪烁**；确保WIFI探针设备在采集过程中**未被放置于书包等其他封闭空间内或者铁制的自行车车筐内**



WIFI探针工作手册

WIFI探针数据及小区影像数据采集

4. 打开两步路，点击开始记录，确定目前**两步路定位与自身所处位置无偏移**（如有偏移，重启两步路及手机GPS重新尝试）



WIFI探针工作手册

WIFI探针数据及小区影像数据采集

5. 沿小区道路移动采集，采集速度**不超过7km/h**

6. 在小区内**所有道路都骑行一遍**

7. **行驶出小区后**关闭两步路，停止Gopro录制，关闭WIFI探针（保险起见最好是拔掉和充电宝相连的usb口，而不是Micro口）

8. 前往下一个小区

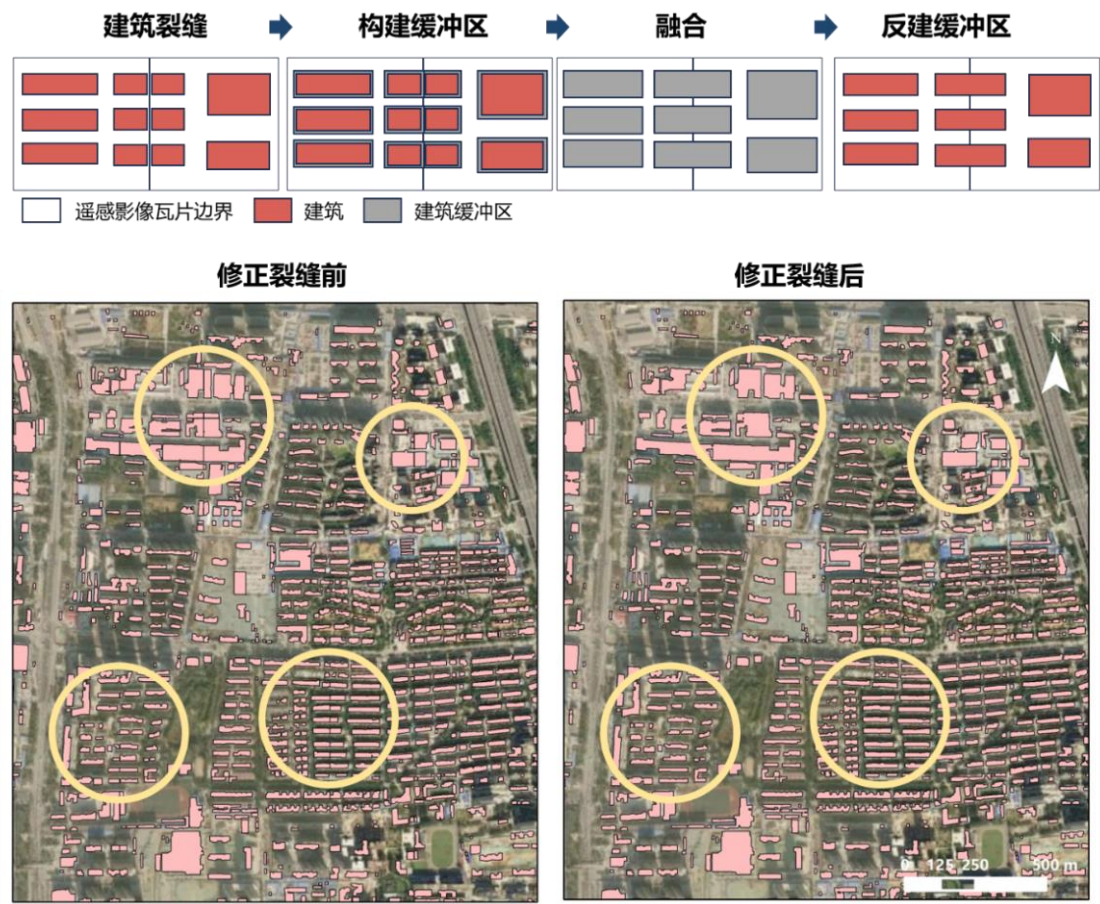
注意：

如果是规模较小（比如只有2-3栋楼）的小区，也要确保在该小区内不同位置停留总时间超过8min

要确保前一个小区数据采集结束时间和下一个小区数据采集开始时间至少相差1min以上

附录 F 建筑数据裂缝修补

在建筑轮廓识别中，由于同一栋建筑可能因位于不同的切片中而被分割，本文使用缓冲区处理方法来消除这些裂。具体方法是为每一个建筑要素新建一个 1.5m 的缓冲区，融合相交的建筑及其缓冲区，最终构建 1.5m 负缓冲区修复建筑轮廓（图 F-5）。

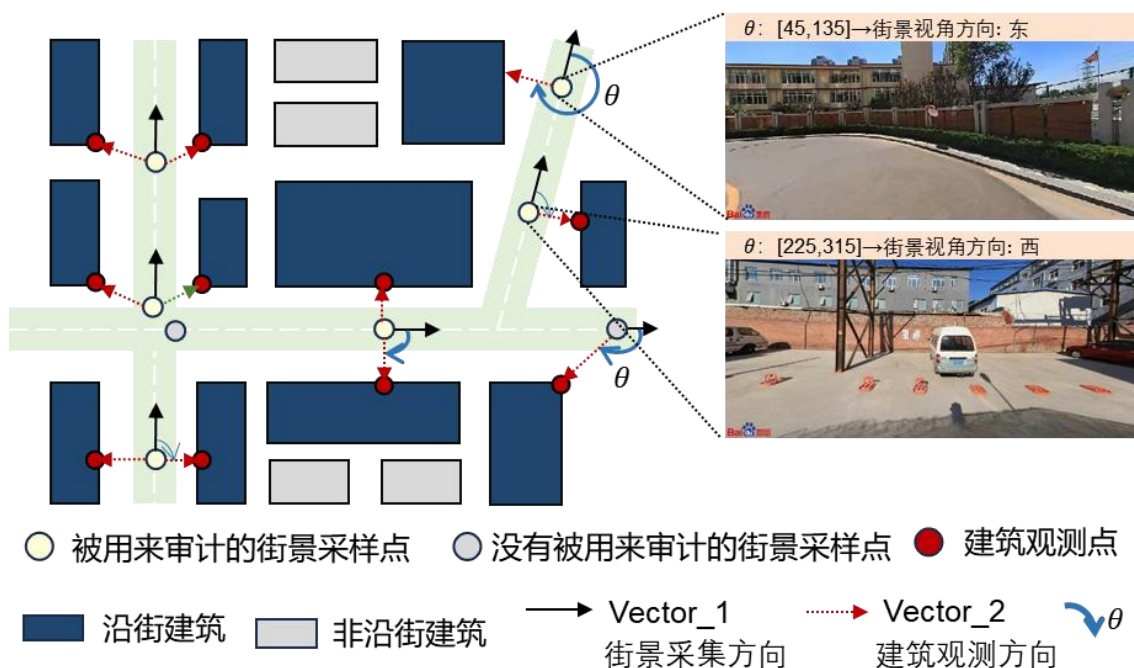


图F-5 建筑裂缝修复流程及效果

附录 G 建筑数据验证平台

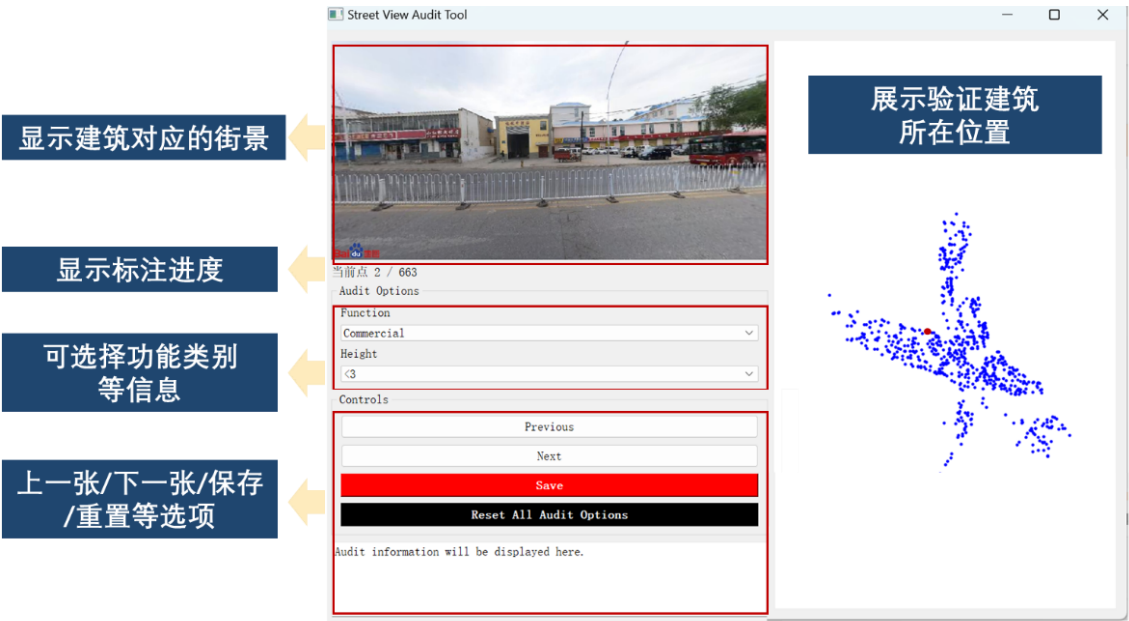
利用街景数据进一步验证了建筑高度和功能预测结果的准确性。具体而言，从北京、西宁、汕头、义乌和云南广南县五个地区抽取了 2500 栋不同功能和高度的沿街建筑物数据进行验证。

街景数据通过百度地图开放平台获取，每个街景点记录了数据采集的方向，并包含四张图片。根据街景视角与采集方向的关系，确定视角的方向：当街景视角与采集方向一致时，视角方向为北；当街景视角与采集方向相反时，视角方向为南；当街景视角与采集方向偏东 90 度时，视角方向为东；当街景视角与采集方向偏西 90 度时，视角方向为西。因此，研究通过计算街景数据采集方向与最近建筑观测点的夹角来确定应提取哪张街景图像进行审核。具体而言，当街景数据采集方向与街景点与最近建筑观测点的夹角位于 $[45^\circ, 135^\circ]$ 区间时，选择东向视角的街景图像；当夹角位于 $[225^\circ, 315^\circ]$ 区间时，选择西向视角的街景图像。街景数据匹配建筑流程示意如图 F-6。



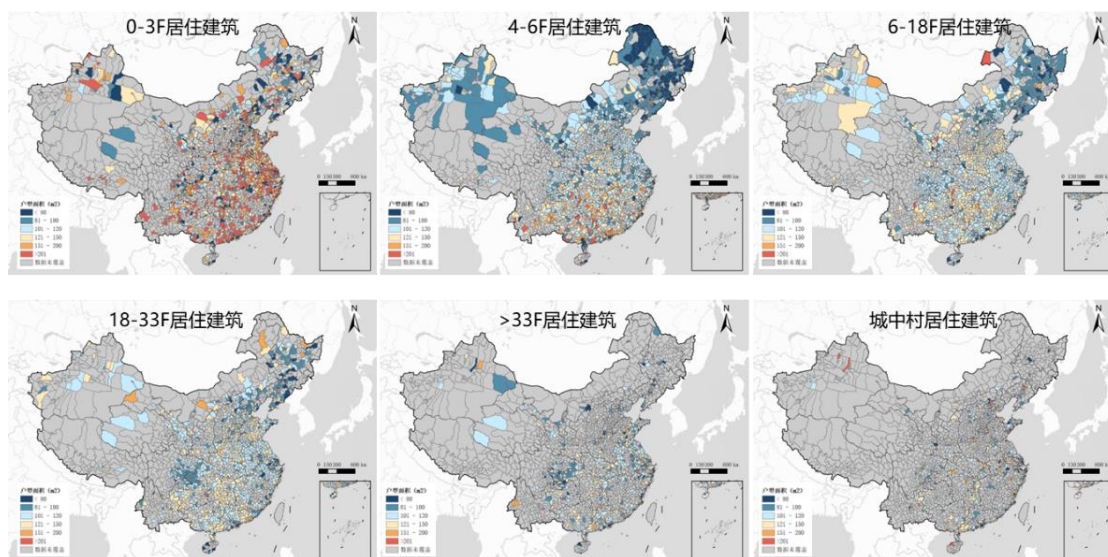
图F-6 街景数据匹配建筑流程示意

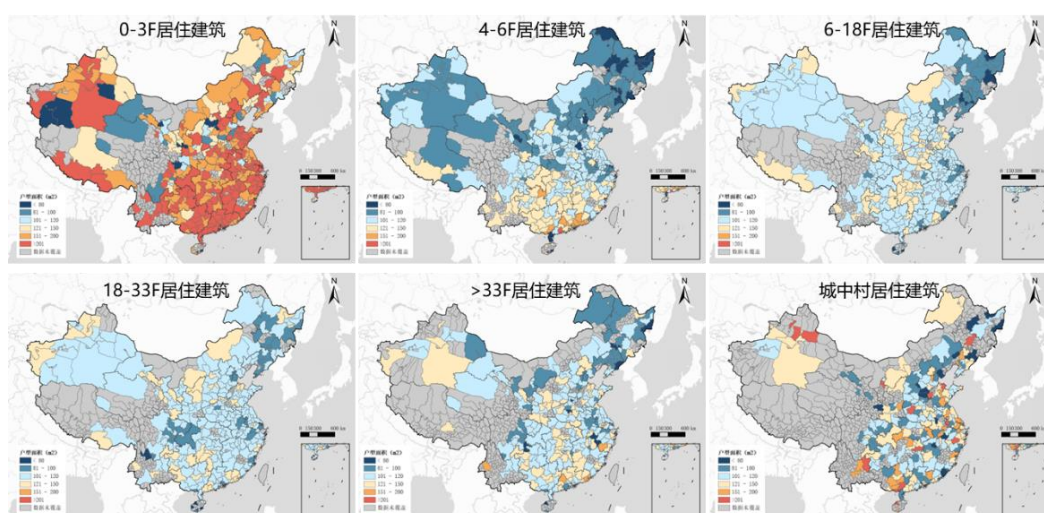
为了提高数据验证的效率，本文开发了一个在线标注平台，见面如图 F-7，并通过人工审计验证了 2500 栋建筑的功能。将这些人工验证结果与数据集中的预测值进行比较。



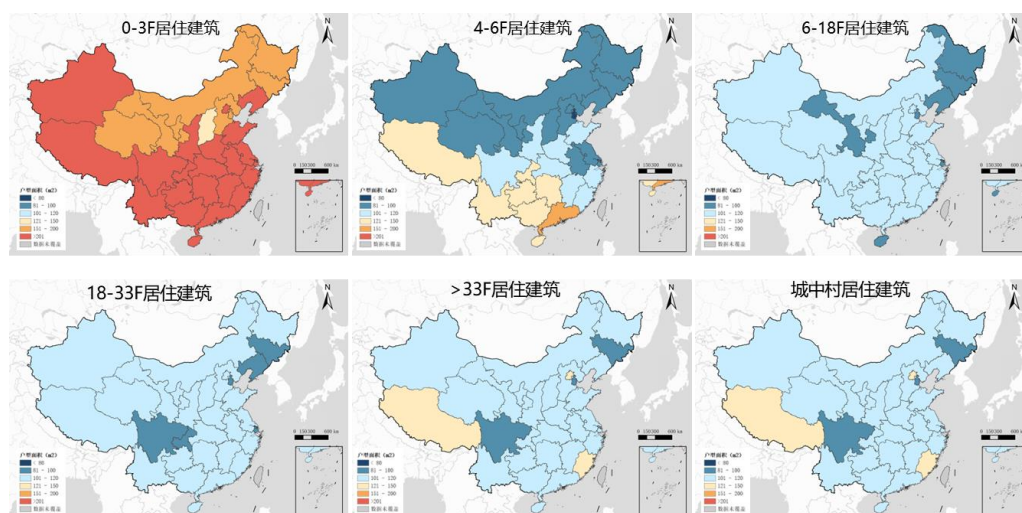
图F-7 在线标注平台

附录 H 户型面积计算结果





图F-10 行政城市尺度各类型住房平均户型面积



图F-11 省级尺度各类型住房平均户型面积

附录 I 居住区空间质量问题指标体系构建

国外居住区外观空间质量评估工作主要以住房质量评估的形式开展，已有丰富的经验，美国、英国、韩国、日本等国家已形成系统的住房质量调查流程或工具，对外观等在内的住房质量进行评估。我国城市及住房背景相较国外更为复杂，已有研究多从住宅类型、住房面积、住宅内部设施、服务设施可达性或是住房满意度等角度对住房质量进行评价，难以大规模推广。因此，本文在总结归纳国外住房质量调查的基础上（表 F-1），提出了中国背景下的居住区空间质量问题指标体系（表 F-2）。

表 F-1 各国住房外观空间质量调查、政策及文献汇总

类型	编号	名称	国家	数据类型	样本量
国际住房质量调查	1	美国住房调查	美国	纵向	117528
	2	英国住房调查	英国	横截面	13300 家庭访谈样本，6200 实地调查样本
	3	澳大利亚住房调查	澳大利亚	横截面	13788
	4	新西兰布兰兹住房状况调查	新西兰	横截面	560
	5	日本土地与住房调查	日本	横截面	3800000
	6	日本住宅保证检查	日本	横截面	——
	7	韩国国土交通部建筑管理检查指南	韩国	横截面	——
	8	英国住房质量指标	英国	横截面	——
国际住房质量文献	9	Moon 和 Stotsky, 1993	美国	纵向	——
	10	Gielen 等, 1995	美国	横截面	150
	11	Evans 等, .2000	美国	纵向	31
	12	Fiadzo , Houston 和 Godwin, 2001	加纳	横截面	14514
	13	Keall 等, 2010	新西兰	——	——
	14	Suglia , Duarte 和 Sandel, 2011	美国	横截面	2119

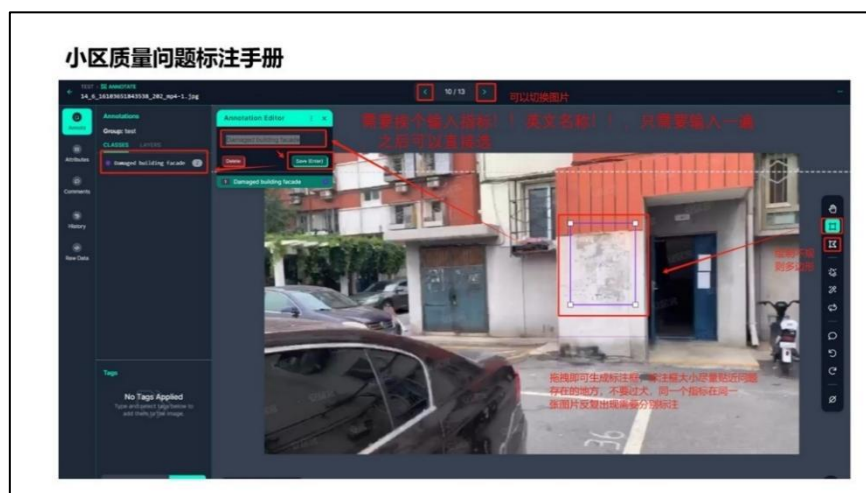
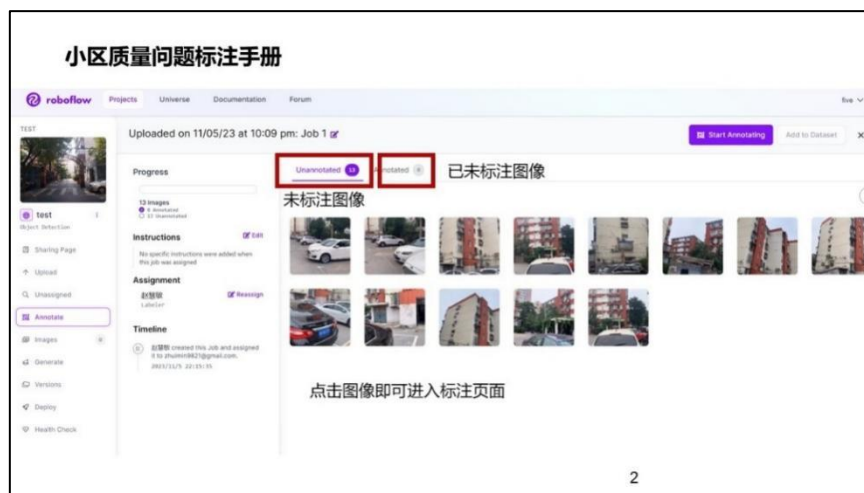
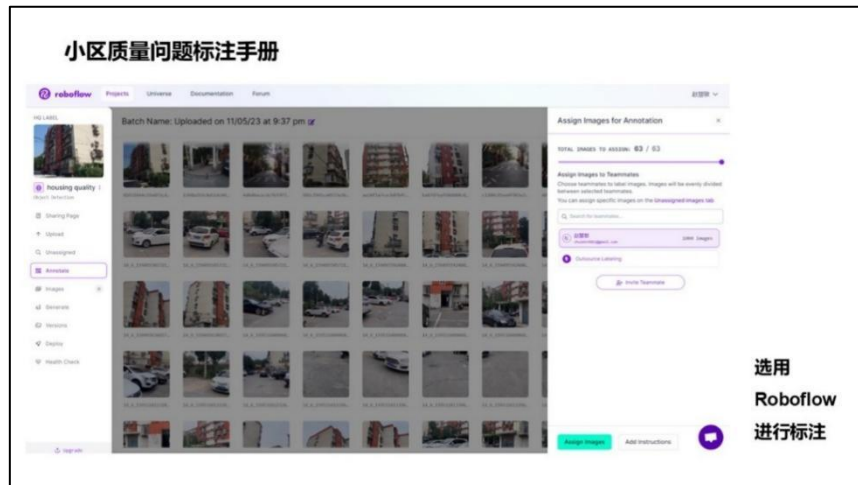
附录 I 居住区空间质量问题指标体系构建

表 F-2 居住区空间质量问题指标体系

维度	指标	对应的国际住房质量评估工具
居住 建筑 外观 质量	墙面破损	1、2、3、4、6、7、9、10、11、12、13
	门不存在/破损/被障碍物遮挡	1、2、4、6、13
	窗不存在/破损	1、2、3、4、6、10、13
	电线/管道/空调机等设施脱落/歪斜	1、2、4、6、10、13
	入口未设置无障碍设施	2、6
居住 区 环境 质量	存在不规范停车现象	2、8
	存在垃圾无序堆放	2、8
	道路未硬化/裂缝/破损	2、4、8、13
	围墙破损/歪斜	——
	主入口人车混行	——

注：数字对应表 F-1 中的评估工具编号

附录 J 居住区空间质量问题标注手册



建筑质量 | 墙面破损



建筑质量 | 门不存在/破损/被障碍物遮挡



建筑质量 | 外墙存在凸出违法建设



建筑质量 | 电线/管道/空调机等设施脱落/歪斜

电线凌乱/脱落



管道歪斜/风化/生锈/破损



其他设施 (有高空坠落等的风险)



空调机歪斜/老化



建筑质量 | 入口未设置无障碍设施

入口有台阶且无宽度足够上轮椅的坡道(1)



入口处本身没有高差(0)



小区质量 | 存在不规范停车现象

机动车随意停放(1)



机动车占据慢行道(1)



自行车/电动车随意停放(1)



在禁止停车区域停车(1)



在停车区内停车(0)



在路旁规律停车且不影响居民出行(0)



小区质量 | 存在垃圾无序堆放

小区公共空间/道路等存在堆积的垃圾(1)



垃圾桶垃圾溢出/垃圾在垃圾桶外堆积(1)



小区质量 | 道路未硬化/裂缝/破损

小区车行/人行道路未硬化(1)



小区车行/人行道路出现明显的裂缝或者其他破损现象(1)



路边绿化等裸露出地面(0)



因材质转换/道路铺设中自然出现的裂缝(0)



小区质量 | 围墙破损/歪斜

围墙覆层脱落(1)



围墙/围栏歪斜(1)



围墙/围栏附近出现危险标志(1)



围墙存在裂缝(1)



围墙/围栏破损(1)



小区没有明显的围墙/围栏，直接计0

小区质量 | 主入口人车混行

小区出入口未明显区分人行和车行入口(1)



小区出入口区分人行和车行入口(0)



备注：部分小区涉及多个出入口，只要一个出入口区分人行/车行即可记为0

致 谢

衷心感谢我的导师龙瀛教授，在整个博士研究期间给予我悉心指导、坚定支持与殷切鼓励。龙老师不仅为我提供了广阔的学术平台，拓展了我的研究视野，也显著提升了我的综合能力。在研究过程中，老师富有启发性的见解和宝贵建议始终引领我不断完善科研工作。尤其在论文的撰写与研究中，龙老师提供了细致入微的指导与方法支持，确保了研究的顺利推进。同时，他还指导我开展了城市住房空置现状的实地调研，并积极促成我与业内专家的深入交流，这些宝贵的经历极大地丰富了我的实践经验和学术视角。

特别感谢金泽大学的沈振江院士与滕潇老师，感谢他们为我提供前往日本考察空置住房的宝贵机会，并在我交换期间给予了持续的关心与帮助。

诚挚感谢内蒙古工业大学的荣丽华老师与李伊彤博士，在多伦调研期间对无人机数据采集工作的悉心指导与大力支持，使我得以顺利完成相关研究任务。

在博士论文的阶段汇报、答辩及写作完善过程中，我还受益于清华大学建筑学院多位老师的悉心指导。衷心感谢尹稚老师、田莉老师、党安荣老师、于涛方老师、邵磊老师以及来源老师，感谢他们在各个环节中给予我的耐心指导和中肯建议，帮助我深入认识论文的优势与不足，不断提升研究成果的学术质量。

此外，衷心感谢课题组的各位博士后师兄师姐及同门同学。在论文撰写过程中，他们在研究方法、数据采集与分析、写作表达等方面给予我许多宝贵建议和无私帮助，使我的研究工作更加顺利、高效。

回望整个博士求学之路，既有思维的淬炼，也有意志的磨砺。每一位给予我帮助的师长与同学，都是我成长道路上不可或缺的力量。正是有了他们的支持与陪伴，我才能坚定前行、不断突破。谨以此文，向所有在我学术旅程中给予支持与关怀的师长、朋友与家人致以最诚挚的谢意。

声 明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

签 名：_____日 期：_____

个人简历、在学期间完成的相关学术成果

个人简历

1997年12月5日出生于山西平遥县。

2015年9月考入哈尔滨工业大学建筑学院城乡规划专业，2019年7月本科毕业并获得工学学士学位。

2019年9月免试进入哈尔滨工业大学建筑学院城乡规划专业攻读硕士学位，2021年7月硕士毕业并获得工学硕士学位。

2021年9月进入清华大学建筑学院攻读城乡规划专业博士至今。

在学期间完成的相关学术成果

学术论文：

- [1] Zhang Y†, **Zhao H†**, Long Y. CMAB: A Multi-Attribute Building Dataset of China[J]. Scientific Data, 2025, 12(1): 430.
- [2] Huang Y†, **Zhao H†**, Deng Q, et al. Association of neighborhood physical activity facilities with incident cardiovascular disease[J]. International Journal of Health Geographics, 2023, 22(1): 16.
- [3] Gao S†, **Zhao H†**, Chen J, et al. Deciphering physical disorder of urban street space in China's rust belt: Identification, perception, and interpretation through street-view images[J]. URBAN DESIGN International, 2025: 1-15.
- [4] **Zhao H**, Ma Y, Liu N, et al. A systematic review of the association between neighborhood physical disorder and individual health[J]. Discover Cities, 2025, 2(1): 11.
- [5] 龙瀛, **赵慧敏**, 张业成. 新城市科学：技术、计算、变革与应用[J]. 城市规划, 2024, 48(7): 4-15.
- [6] Zhang Y, **Zhao H**, Li Y, et al. Predicting highly dynamic traffic noise using rotating mobile monitoring and machine learning method[J]. Environmental Research, 2023, 229: 115896.
- [7] Zhang Y, Yu D, **Zhao H**, et al. Chasing the heat: Unraveling urban hyperlocal air temperature mapping with mobile sensing and machine learning[J]. Science of The Total Environment, 2024, 927: 172168.

- [8] Li Y, Meng X, **Zhao H**, et al. Identifying abandoned buildings in shrinking cities with mobile sensing images[J]. Urban Informatics, 2023, 2(1): 3.
- [9] **赵慧敏**, 龙瀛. 中国居住区外观空间质量指标体系构建及其平顶山应用研究[J]. 城市设计, 2022,2(40): 48-55.
- [10] 黄浩, **赵慧敏**.基于吉林一号夜光影像的高精度住房空置率测度与影响因子研究[J].上海城市规划,2023,(02):101-108.
- [11] **Zhao H**, Kan C, Long Y. Estimating Housing Vacancy Rate at Residential Community Level in High Rising Urban Settings [J], Cities, 2024. (第三轮返修已完成)
- [12] Hong Q, **Zhao H**, Long Y. Complementing open data with active sensing: A multi-source data approach for gated community space quality assessment[J]. Environment And Planning B-urban Analytics And City Science, 2024 (第二轮审稿)

专利:

- [1] 龙瀛, **赵慧敏**, 洪齐远等. 一种门禁小区空间问题评估方法: 中国.申请号: 202411787013.8

公开展览:

- [1] 龙瀛, 李文竹, **赵慧敏**, 王新宇. 收缩城市: 现状与低碳再生的机遇, 深港城市/建筑双城双年展 (UABB), 2022.
- [2] 龙瀛, **赵慧敏**, 洪齐远, 张业成. 插件更新城 • Renew City Plugins, 威尼斯建筑双年展, 2025.

获奖情况

- [1] **赵慧敏**.2024 年博士研究生国家奖学金. 中华人民共和国教育部. 2024.
- [2] **赵慧敏**.2023 日本访问学生 JASSO 奖学金. 金泽大学, 2023.
- [3] **赵慧敏**.2023 第十一届高校 GIS 新秀. 高校 GIS 论坛. 2023.
- [4] **赵慧敏**.2023 年清华大学综合优秀奖学金 (一等). 清华大学. 2023.
- [5] 张雨洋, **赵慧敏**, 李彦等.2023 北京青年优秀科技论文奖.北京市科学技术协会.2023.

指导教师评语

随着中国城镇化进程的推进，城市住房空置问题开始显现，这一问题达到一定程度，会带来较为严重的社会经济负面影响，并是一种重要的资源浪费。我国在这方面并没有系统全面的官方普查和统计资料，我国高层高密度为主体的居住形态，又使得测度住房空置具有很大的挑战性。

在这样的背景下，本论文针对中国城市的住房空置问题，基于大数据、开放数据和自主采集数据，结合机器学习、深度学习和大模型等先进技术，研发了住房单元、居住区和居住街区三个尺度的住房空置测度方法，并分别在内蒙古多伦县城、北京市和全国所有实体城市，开展了系统的方法应用和验证工作，并对空置住房的空间分布规律进行归纳。

论文总体上工作量大，创新性较强，主要体现在三个尺度的城市住房空置测度方法，对客观认识中国城市住房空置现象、支持空置住房应对策略的形成，具有重要的参考价值。

答辩委员会决议书

住房空置问题已成为影响城市资源配置效率和高质量发展的重要因素，开展多尺度住房空置测度研究具有重要意义。本文针对我国集合住宅为主体的住房结构复杂性与住房空置测度难题，创新性地提出了多尺度住房空置测度框架，具有重要的理论意义和实践支持价值。

论文的主要创新性成果如下：

1、基于自采集数据、开源付费大数据与免费开源数据，构建了针对住房单元、居住区与居住街区的多尺度住房空置测度方法，实现了从局部城市到大范围城市再到全国实体城市的空置率评估。

2、归纳了六类典型的住房空置空间格局模型，提出“外城空置”与“多中心局部空置”是主要的空间格局类型，丰富并拓展了中国城市住房空置的理论框架。

论文立论正确、逻辑清晰、分析深入、结论可信。论文工作表明作者具备了本专业坚实宽广的基础理论和系统深入的专门知识，具有独立开展创新性科研工作的能力。答辩阐述清楚，回答问题正确。经答辩委员会投票表决，一致同意通过博士论文答辩，建议授予赵慧敏工学博士学位。