

引用格式:王新宇,孟祥凤,王春龙,等.资源枯竭型城市的低效空间识别方法:以鹤岗市为例[J].资源科学,2024,46(6):1119-1130.[Wang X Y, Meng X F, Wang C L, et al. Identification of inefficient spaces in resource-depleted cities: A case study of Hegang City[J]. Resources Science, 2024, 46(6): 1119-1130.] DOI: 10.18402/resci.2024.06.06

# 资源枯竭型城市的低效空间识别方法 ——以鹤岗市为例

王新宇<sup>1</sup>,孟祥凤<sup>2</sup>,王春龙<sup>3</sup>,杨 灵<sup>4</sup>,张远景<sup>5</sup>,龙 瀛<sup>1</sup>

(1. 清华大学建筑学院,北京 100084;2. 中国矿业大学建筑与设计学院,徐州 221116;  
3. 黑龙江省城市规划勘测设计研究院,哈尔滨 150040;4. 浙江科技大学土木与建筑  
工程学院,杭州 310023;5. 浙江大学城乡规划设计研究院有限公司,杭州 310030)

**摘要:**【目的】本文以资源枯竭型城市的低效空间为研究对象,提出一种低效空间的识别方法,并以鹤岗市为例,验证了方法的可靠性,构建了城市低效空间数据库。【方法】通过文献综述,系统地归纳了资源枯竭型城市所面临的系列空间问题,并结合鹤岗市的实际情况,选择采矿塌陷区、城市空地、失序空间和废弃建筑进行研究。在现有数据基础上,创新性地引入了基于深度学习模型的自动检测技术,基于城市遥感图片、城市街景图片等图片数据源,完成了针对4类低效空间的识别。【结果】本文采用DeepLab V3模型和SegNet模型生成了鹤岗市低效空间数据集,并通过实地调研对识别结果进行了完善。研究形成了鹤岗市低效城市空间数据库,并分析了采矿塌陷区、城市空地、失序空间和废弃建筑在城市中的分布情况。【结论】鹤岗市的实际应用证实了研究方法能够高效、快速、准确地识别城市尺度的低效空间,为资源枯竭型城市的低效空间识别提供了有效的技术支持。此外,本文提出的研究方法在识别对象的定义、技术细节等层面依然存在改善空间,亟待后续研究完善。

**关键词:**资源枯竭型城市;深度学习;城市空地;失序空间;低效用地;鹤岗市

DOI: 10.18402/resci.2024.06.06

## 1 引言

中国资源型城市规模大,历史地位突出,在新中国的发展历程中作出了巨大贡献<sup>[1]</sup>。然而,随着国内工业化和城镇化进程的加快,快速增长的资源需求导致上述城市中的资源趋于枯竭,逐渐成为资源枯竭型城市<sup>[2]</sup>。资源枯竭型城市面临诸多发展困境,包括经济可持续发展能力不足、公共服务设施缺乏、环境污染问题突出,以及人口流失和城市活力下降等问题<sup>[3]</sup>。这些问题进一步恶化了城市的投资环境,从而导致其经济发展受挫<sup>[4]</sup>。而国家有关部门出台的一系列旨在促进高质量发展的政策,对资源枯竭型城市应对发展困境有指导意义。例如,如国土资源部于2012年颁布了《闲置土地处置办

法》,明确提出要有效处置和充分利用闲置土地,促进节约集约用地。国务院于2013年发布的《全国资源型城市可持续发展规划(2013—2020年)》,明确了促进资源型城市可持续发展的重要性。中共中央国务院于2019年提出要建立国土空间规划体系,以优化城镇化格局、明确空间发展目标为主要目的。这些政策为资源枯竭型城市转型提供了机遇。

为了应对资源枯竭型城市所面临的经济、社会和环境挑战,响应国家的政策号召,资源枯竭型城市的空间问题识别与规划方法探索势在必行。现有研究主要集中在城市尺度,分析资源型城市的转型策略和城市发展模式,但这些研究与城市治理实践之间存在尺度上的偏差。这种偏差导致城市尺

收稿日期:2023-12-14;修订日期:2024-04-17

基金项目:国家自然科学基金项目(52178044);国家社会科学基金项目(22BRK020)。

作者简介:王新宇,男,博士研究生,研究方向为收缩城市识别、城市空地。E-mail: wangxy20@mails.tsinghua.edu.cn

通讯作者:龙瀛,男,博士,长聘副教授,博导,研究方向为(新)城市科学、城市空间分析。E-mail: ylong@tsinghua.edu.cn

度的结论和建议在微观尺度(如街道和地块等人本尺度<sup>①</sup>的公共空间)中的应用略显不足,从而在一定程度上限制了研究成果在城市更新和规划制定中的有效应用<sup>[5,6]</sup>。

为了响应人本尺度研究和实际应用的需求,本文提出了一种针对资源枯竭型城市的空间问题识别方法。基于文献综述梳理了资源枯竭型城市所面临的低效空间问题,以鹤岗市为研究对象,针对4类典型问题开展了低效空间识别实践。作为典型的资源枯竭城市,鹤岗市的实践对于同类型城市的转型发展具有普遍的借鉴意义。该方法基于图片深度学习技术,对遥感图像和街景图像进行深度解译<sup>[7,8]</sup>,生成了系列空间数据集,为资源枯竭型城市的规划制定与城市设计提供了一定的支持。与传统的人工调研方法相比,该方法能够快速、大范围、低成本地识别城市中的多类低效空间,为相关研究提供更高精度的空间数据集,并为探索资源枯竭型城市的新规律和解决方案创造了可能。

## 2 文献综述

### 2.1 资源枯竭型城市中的低效空间

资源型城市,一般指产业发展主要依赖于开采和利用不可再生资源(如煤炭、石油、金属矿物等)的城市<sup>[9,10]</sup>。这些城市产业结构单一,通常以采矿业、重工业(包括钢铁工业,炼油、冶金工业和其他相关行业)为主<sup>[3]</sup>。随着城镇化不断深入,近20年来大量资源型城市出现了不同程度的“经济—人口”收缩现象,逐渐成为“资源枯竭型城市”<sup>[11,12]</sup>。经济问题和人口流失问题导致了城市空间环境的恶化和空间利用效率的降低<sup>[13-15]</sup>。城市中出现的低效

空间成为了资源枯竭型城市面临的主要挑战<sup>[16]</sup>。

低效空间,一般指代国土空间开发中空间绩效评价较低的空间,往往涉及到土地利用、土地开发强度、社会经济活动承载力等多种现状数据的综合评估<sup>[17]</sup>。目前国内外学界尚未形成统一的评价标准来衡量资源枯竭型城市的空间绩效,但可以从土地利用、公共空间、建筑的视角来分析其内部的低效空间问题,总结为低效用地、失序空间和废弃建筑<sup>[18,19]</sup>。在土地利用方面,资源枯竭带来的经济衰退和人口流失会增加城市空置的面积。对美国大量收缩城市的分析显示,经济衰退导致收入水平降低,影响居民的居住区选择行为,进而导致居住区空置<sup>[20]</sup>。居民大量迁出也会降低土地的利用效率,使得城市内部出现大量利用粗放、布局散乱的用地,形成低效用地<sup>[21]</sup>。在空间品质方面,维护成本的提升会导致道路破损,影响道路空间品质,破坏绿色基础设施,增加垃圾堆放,影响城市的景观和空间环境,从而使得城市空置逐渐蔓延,形成连片的空间区<sup>[22,23]</sup>。上述问题提升了公共空间的空间失序水平(spatial disorder),使得城市内部出现大量的失序空间<sup>[8]</sup>。在建筑层面,废弃建筑一直是收缩城市和资源枯竭型城市的明显特征之一。无人维护的建筑会导致沿街店铺减少,以及建筑结构破损、建筑立面污损、建筑立面涂鸦等一系列问题<sup>[24-26]</sup>。废弃建筑的存在进一步加重了城市的空间失序水平,迫使更多居民迁出,从而使得资源枯竭型城市面临更严重的人口、经济和产业问题。

基于上述研究,本文遵循可操作性和代表性等原则,构建了如表1所示的空间问题清单,以识别资源枯竭型城市内部的系列问题。

表1 资源枯竭型城市面临的低效空间问题

Table 1 The inefficient space problems in resource-depleted cities

指标名称	二级指标	指标含义
低效用地	-	利用粗放、布局散乱的用地 <sup>[21]</sup> ,包含城市空地、棕地等
空间失序	建筑外观质量不佳	包括建筑结构破损、建筑立面污损、建筑立面涂鸦等 <sup>[25]</sup>
	店铺空置	一段时间内无人经营的商业或零售店铺 <sup>[27]</sup>
	环境绿化杂乱	绿化缺乏人工定期维护、环卫修整而出现的杂乱现象 <sup>[27]</sup>
	道路破损	破损的道路,包括道路裂缝、坑洼、未硬化、路缘石破损等多种情况 <sup>[15]</sup>
	基础设施缺乏	被基础设施所覆盖的面积与总面积之间的比例较低 <sup>[22,23]</sup>
废弃建筑	-	出现明显的“拆”字样或者有明显废弃现象的建筑 <sup>[26,27]</sup>

① 人本尺度指人可以看得见、摸得着、感受得到的,与人体密切相关的城市形态<sup>[16]</sup>。

2024年6月

## 2.2 现有资源枯竭型城市的研究现状及其局限

当前研究多聚焦于多个资源枯竭型城市,通过统计面板数据进行深入分析,并提出了城市尺度的发展建议<sup>[28-30]</sup>。在研究数据层面,统计面板数据是分析资源型城市的重要数据源<sup>[31]</sup>。例如,Yan等<sup>[32]</sup>基于政府统计数据对中国104个资源型城市开展分析,发现中大部分城市的发展模式具有很大的改进潜力;Chen等<sup>[33]</sup>基于城市统计年鉴数据和城市建设统计年鉴,对资源型城市在2006—2015年间的工业用地利用效率进行了计算。在指标体系方面,城市尺度的因素是分析资源型城市发展状态和社会经济效益的核心因素。如孙兆旭等<sup>[34]</sup>运用固定效应和中介效应模型,分析了技术创新、产业结构升级等因子对于各个海岸带城市的经济-资源-环境协调发展的影响;Ou等<sup>[35]</sup>将CO<sub>2</sub>的排放纳入土地利用效率,分析了社会经济因素和城市形态对不同城市的CO<sub>2</sub>排放量的差异性影响。在研究结论与政策建议层面,城市层面的宏观政策建议是现有资源型城市研究的主要成果。如席振鑫等<sup>[36]</sup>针对黄河流域的研究,发现工业绿色发展态势存在较为明显的空间依存关系,提出了4类资源型城市的城市工业转型模式与发展路径;任嘉敏等<sup>[37]</sup>提出黄河上下游地区资源型城市要利用交通、资源等条件做强替代产业,中游地区城市提高资源深加工水平推动资源型城市转型;刘羿伯等<sup>[38]</sup>构建了绿色基础设施绩效评估体系,并提炼出了城市的低效工业用地转换机制。

尽管这些研究揭示了资源型城市的发展规律,但在将研究成果转化为实际应用的过程中仍存在一定的局限。资源枯竭型城市的转型发展不仅需要城市层面的政策支持,更需要将这些宏观层面的发展建议转化为针对具体地块的可行策略。然而,现有针对资源枯竭型城市的研究,受限于识别方法与数据源,较少关注城市内部的低效空间状态,特别是人本尺度公共空间,包括建筑、道路等空间的低效状态<sup>[39,40]</sup>;同时,现有研究缺乏可靠的基础数据源,分析资源枯竭型城市内部的空间问题,并转化为地块尺度实施方案或具体的规划措施,以支持资源枯竭型城市的可持续发展<sup>[5]</sup>。

## 2.3 基于主动城市感知技术的低效空间识别方法

近年来,图片深度学习等新技术和新方法的出

现,提升了城市数据的空间精度,也为数据分析提供了大量高效、便捷的运算工具<sup>[41-43]</sup>。在数据采集方面,在西宁等城市完成的基于主动城市感知的城市更新实践,证实了运用移动感知载体(如汽车、自行车等)采集城市公共空间中数据(如街景图片、噪声、温度、湿度等)的可行性<sup>[44]</sup>;在数据分析方面,基于遥感图像的深度学习方法实现了对城市内部的具体用地识别<sup>[8]</sup>。这些方法识别了传统数据中无法分析的人本尺度空间,为解决资源枯竭型城市内部的低效空间问题提供了新的分析视角和数据来源。

在现有研究的基础上,本文以资源枯竭型城市的低效空间为关注对象,提出了一种结合“人本视角”与“遥感视角”的资源枯竭型城市低效空间问题分析方法。该方法聚焦于资源枯竭型城市的人本尺度空间(如城市内部的道路、土地、建筑等方面),结合公开数据与自采集数据对于城市建成区内部的空间进行监测,生成了可靠的低效空间数据,以支持资源枯竭型城市的具体分析。该方法具有高效率、高精度、可移植的特点,能够在其他资源枯竭型城市中应用,并可以根据不同的研究指标和研究需求进行调整。

## 3 研究流程与方法

### 3.1 研究流程

在明确的问题清单基础上,本文致力于构建一种专门针对资源枯竭型城市的低效空间识别方法。该方法的核心是采用主动城市感知技术和基于遥感图像的深度学习方法,这些技术以其快速和精准的分类识别能力,为研究提供了强有力的支撑<sup>[44]</sup>。参照表1所提出的分类方法,研究从低效用地、失序空间、废弃建筑三方面出发,对资源枯竭型城市进行识别。以鹤岗市为例,本文选取了该市常见的采矿塌陷区和城市空地作为低效用地的分析重点,并结合失序空间和废弃建筑的相关指标,构建了如图1所示的研究流程。本识别方法将低效空间细分为4类,遵循“数据获取与指标定义—数据运算—数据整合”的逻辑顺序,并经过实地调研的验证,确保了识别结果的准确性和实用性。

### 3.2 针对采矿塌陷区和城市空地的识别方法

结合遥感图像和深度学习技术与实地勘测调研是识别低效用地的方法<sup>[7]</sup>。结合鹤岗市的

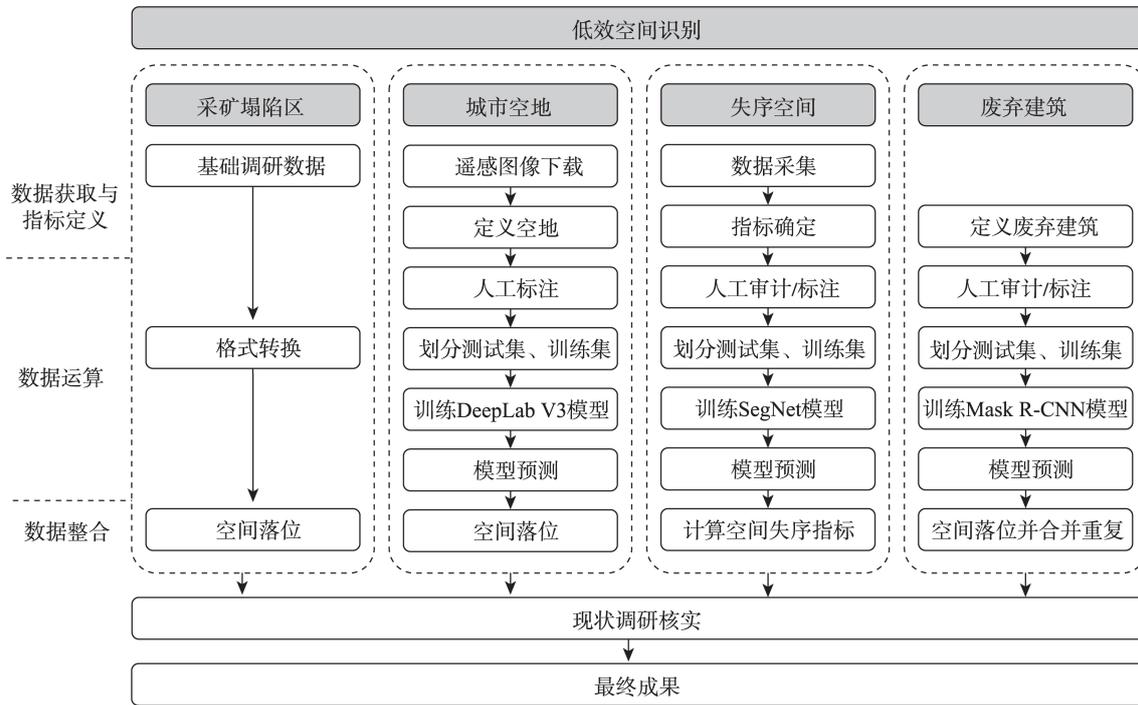


图1 研究流程图

Figure 1 Framework of the research

城市空间特点,土地空置问题主要涉及采矿塌陷区与城市空地。针对采矿塌陷区问题,本文采用“传统数据+人工核实”的方法识别城市中的采矿塌陷区。针对城市空地,基于图像深度学习模型对遥感图像解译是目前识别城市空地的最新方法,具有大范围、高效率的特点,能够对城市空地的特征进行自动识别<sup>[7]</sup>。该方法的具体流程包括以下步骤:①根据城市空地的概念归纳其主要类型及影像特征;②进行人工标注以训练深度学习模型开展分析;③通过模型进行预测并结合现状调研进行核实。

为评估深度学习模型的识别精度,本文采用国际上广泛使用的  $F_\beta$ -score 指标评价模型的可靠性。具体计算公式为:

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\beta^2 \cdot \text{precision} + \text{recall}} \quad (1)$$

式中:precision表示精确率,即模型预测正确的样本占全体预测样本的比重,用于评估模型的准确性;recall表示召回率,或查全率,即模型预测正确的样本占全体正确样本的比重,用于评估模型的全面性。在实际应用中,精确率和召回率往往并不等权重,因此引入系数  $\beta$  调节二者之间的权重,即

$F_\beta$ -score。在城市空地等目标检测任务中,相较于精确率,查全率具有更高的重要程度。因此研究选择  $F_2$ -score 作为模型的评估指标,其中召回率的重要程度是精确率的2倍<sup>[7,8]</sup>。

### 3.3 针对空间失序的识别方法

在公共空间的空间失序层面,基于主动感知的数据采集方法在城市空间分析中具有明显的优势<sup>[8]</sup>。本文采用移动感知技术,利用机动车、自行车、人等多模式移动载体搭载视觉传感器,针对城市的主次干道、支路、小区路,以大规模、低成本、灵活的自采集方式获取街景图像,用于识别空间失序要素和微观尺度的废弃建筑,同时对城市空地识别结果进行勘验。研究采用多模式的街景采集方法,包括在机动车上架设GoPro Hero 9摄像机采集城市机动车道两侧的街景图片;针对机动车无法到达的城市区域,采用iPhone结合DJI Osmo 4云台的采集方式补充区域的街景图片,共同完成对于城市空间的街景采集。该方法的具体流程可以划分为:①构建城市公共空间品质评价指标体系,作为街道空间品质的评估指标<sup>[9]</sup>;②搭建主动城市感知平台进行数据采集;③进行人工标注并训练模型;④运用深

2024年6月

度学习模型与空间分析生成结果,并结合现状调研进行核实。

为了进一步评价研究范围内的空间失序水平,本文采用现有研究的评价方法,运用“某一空间单元检测到的平均空间失序要素数量”来进行量化评价<sup>[44]</sup>。首先根据公式(2),计算每个街景点的空间失序水平 $D_i$ :

$$D_i = \frac{n}{m} \quad (2)$$

式中: $n$ 表示某一街景点出现的空间失序要素个数; $m$ 表示空间失序要素的总类别。

在此基础上,根据公式(3)计算空间单元内所有街景点的空间失序水平平均值 $D$ :

$$D = \sum_1^k \frac{D_i}{k} \quad (3)$$

式中: $k$ 表示空间单元内街景点的个数。

将街景点进行空间划分<sup>[44]</sup>,上述公式即可用于评价不同尺度如行政区、道路等的空间失序水平。

### 3.4 针对废弃建筑的识别方法

在建筑空置层面,本文采用和空间失序相类似的评价方法,以街景图片为数据源筛选城市中存在的废弃建筑,并将其转化为空间点位,并同三维建筑数据进行对比,实现对于废弃建筑的精准识别。在模型选择方面,基于图像目标检测(如Mask R-CNN模型等)的深度学习模型对废弃建筑物的识别具有一定的优势<sup>[8]</sup>。然而在具体实践中,识别指标和处理方法与空间失序的识别中存在一定的区别。首先,针对废弃建筑的识别需要将相连的图片进行合成,以排除重复识别的现象;其次,废弃建筑需要基于实地勘测进行确认,其定义和建筑类别中的结构损坏、立面无损等存在一定区别。该方法的具体流程可以划分为:①归纳废弃建筑的影像特征;②进行人工标注;③运用深度学习模型处理主动感知图片;④结合现状调研进行核实。

## 4 鹤岗市实践案例

本文以鹤岗市中心城区为研究对象,将上述研究方法应用到具体实践中。鹤岗市位于黑龙江省东北部,以煤城而闻名,总面积14684 km<sup>2</sup>,人口99.5万。近年来由于资源枯竭导致产业衰退等问题,鹤岗市经济下行和人口流失问题严重,近10年人口减少约10万,老龄化现象显著。对鹤岗城市空间问题

的分析将有助于理解鹤岗的城市困境,为城市再生提供有力支持,并为其他类似的资源枯竭型城市转型提供参考。

参照现有研究的路径规划方法,采用混合中国邮路算法(MCPP: Mixed Chinese Postman Problem)完成对于鹤岗市中心城区的采集路线(共458 km)规划<sup>[44]</sup>。于2020年的5个晴朗的白天,综合运用汽车、自行车与步行的方式完成了对于鹤岗市中心城区街道数据的采集,共计花费40小时,获得36721张街景图片,用于识别公共失序空间和废弃建筑。

### 4.1 采矿塌陷区的识别

针对采矿塌陷区问题,最直接、准确的方法是运用人工调研获得边界数据。本文基于调研获得CAD数据转化为ESRI Shapefile格式,并根据CAD坐标系赋予其地理位置信息。将识别结果同城市的行政区划进行比对。研究发现鹤岗市中心城区内采矿塌陷区总计为4727 hm<sup>2</sup>,占中心城区总面积的46.1%(图2)。大面积的采矿塌陷区给政府财政带来较大的财政压力,而且,从目前的工程技术来



图2 2019年鹤岗市采矿塌陷区的识别结果

Figure 2 Identification results of mining subsidence areas in Hegang City, 2019

看,采矿塌陷区的治理和利用难度较大。因采矿塌陷造成的建筑设施及土地资源的浪费,给鹤岗市的  
城市经济发展带来阻碍。

### 4.2 城市空地的识别

针对城市空地问题,基于现有研究方法,采用 Deeplab V3 模型开展识别<sup>[7]</sup>,具体的识别流程如图 3 所示。城市空地的识别基于 2009 年和 2019 年 5 月至 9 月的 Google Earth 遥感影像开展识别,地面分辨率约为 0.2 m,可以保证城市空地识别的准确度<sup>[7]</sup>。在获取遥感图像的基础上,对于现有数据的预处理是提升识别精确度的关键。首先,选取鹤岗市的 50

张局部影像进行多人标注及讨论,以避免因个人主观认知导致的偏差。其次,为排除输入分辨率对于识别结果的影响,基于不同分辨率(3600 dpi, 600 dpi, 200 dpi)的图片对深度学习模型进行试预测;最后,根据试验结果,以 640 dpi 的输出分辨率进行原图以及标注结果的导出。在人工识别的基础上,将上述识别结果切割为若干瓦片作为训练集输入模型中进行训练,获得精确度较高的模型。上述模型可以针对鹤岗市的全体区域进行预测识别,生成城市空地的识别结果(图 4)。

本文中空地模型预测的准确率  $F_2$ -score 达

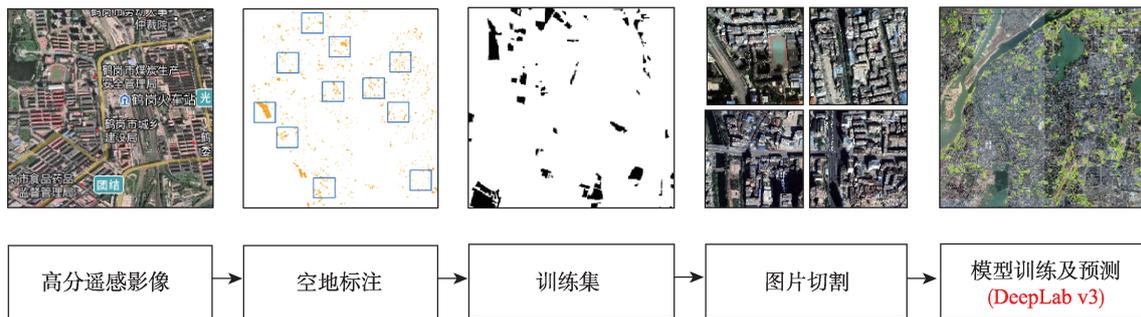


图3 城市空地的识别流程

Figure 3 The identification process for urban vacant land

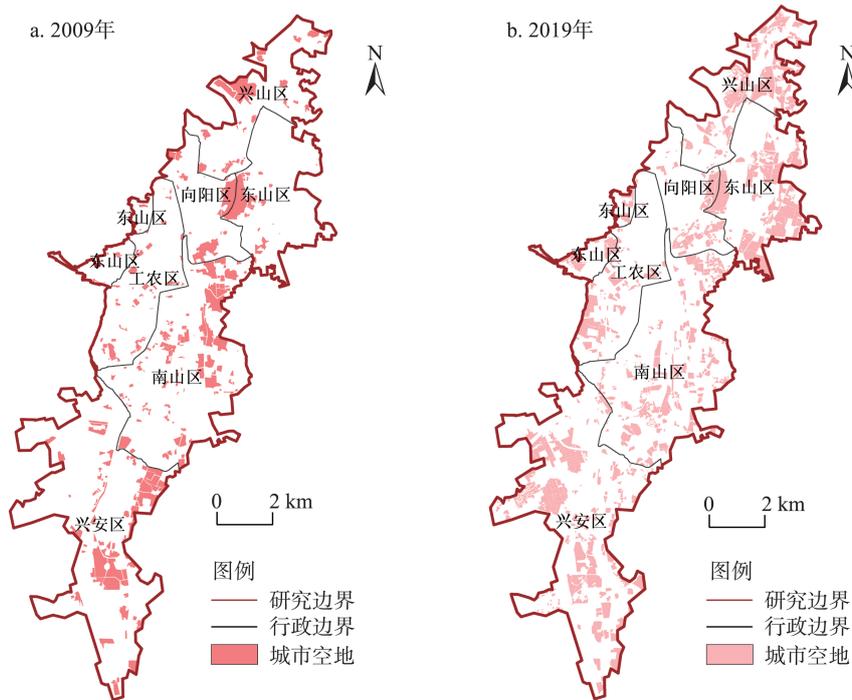


图4 2009、2019年鹤岗市中心城区城市空地的识别结果

Figure 4 Identification results of urban vacant land in Hegang City, 2009 and 2019

2024年6月

88.8%,和现有研究相比具有较高的可靠性<sup>[7,8,44]</sup>。2009—2019年间,鹤岗市中心城区的空地总量和平均面积明显增加(图4)。其中,空地总量由2009年的1211 hm<sup>2</sup>,增长到2019年的2275 hm<sup>2</sup>,占中心城区面积的比例由12%增加到22%;空地平均面积由2009年的3.5 hm<sup>2</sup>增长到2019年的4.1 hm<sup>2</sup>。

#### 4.3 失序空间的识别

针对空间失序问题,本文采用SegNet图像深度学习模型,并结合专家审计的方式,基于主动采集的街景图片在鹤岗市的中心城区开展空间失序要素识别<sup>[8,44]</sup>。本文基于Chen等<sup>[8]</sup>提出的空间失序指标框架,识别了5大类共计14小类的空间问题(表2)。在Chen等<sup>[8]</sup>已开发的空间失序要素识别平台的基础上,首先运用图像语义分割模型SegNet对街景图片自动分割,分割出主要地物类,如建筑、道路、植被、店铺等;随后采用人工编辑工具进行分割范围修正,并对分割出的地物类进行空间失序的定性,如植被是否杂乱,道路是否破损、未硬化等,形成空间失序样本库;进一步,基于样本库对SegNet模型进行训练,开发出针对空间失序指标的深度学习模型,用于后续大规模识别。为进一步提升识别的准确性,结合人工审核和现场调研的结果,对模型的预测输出进行了严格的校正。

模型的总体 $F_2$ -score达71.1%。本文统计了各类空间失序要素的出现次数,其中出现次数最多的5个空间失序要素分别是:①私人物品侵占道路(主要是机动车乱停);②建筑外立面涂鸦、小广告;③建筑外立面污损;④垃圾堆放、丢弃;⑤绿化杂乱、未维护。在行政区尺度上,兴山区和东山区的空间失序水平较高;在街道尺度上,城郊道路的空间失序水平较高,而中心城区小区路的空间失序水平较低(图5)。

#### 4.4 废弃建筑的识别结果

针对废弃建筑问题,首先,基于现有的工程实践经验与实际调研情况,编写了废弃建筑识别指南(包括废弃建筑的识别标准,影像特征,标注方法等内容)。随后,选择若干专业识别者(具有5年以上的国土空间规划或相关专业的学习、工作或研究经历)对废弃建筑进行标注,并依据标注结果对识别者的识别结果进行信度检验,以统一识别者对指南的认知和应用方式。在此基础上,开展大规模样本标注工作,基于标注结果训练深度学习模型,进而利用模型对所有城市(区县)的街景进行大规模识别。经过人工核查后,形成完整的废弃建筑样本。

Mask R-CNN模型在废弃建筑识别方面表现出良好的特性,能够对大规模的街景图片进行预测和评估。本文在人工标注数据集的基础上,参照空间失序的识别流程,获得了识别准确度( $F_2$ -score)达82.3%的识别模型,用于识别废弃建筑的分布。

研究结果证实了鹤岗市具有4类典型的废弃建筑:棚户区废弃建筑、工业废弃建筑、临街的废弃办公建筑以及停工待建的烂尾楼。其中棚户区废弃建筑数量最多,共38处,占比43.7%;工业废弃建筑和临街的废弃办公建筑均为20处,停工待建的烂尾楼为9处(图6)。

#### 4.5 数据验证与效率对比

为评估深度学习模型的准确率与工作效率,采用人工审计的方法同现有方法进行对比,以分析结果的可靠性。

在城市空地识别方面,本文针对102 km<sup>2</sup>的研究区域,花费56小时完成城市空地的人工识别,人工识别结果和深度学习预测结果之间的 $F_2$ -score同模型输出的数据(88.8%)非常接近,这证实了运用深度学习模型进行城市空地自动预测的准确性,而后者仅需要约20小时,节省了64.3%的人力,且保证

表2 空间失序的14类指标<sup>[8]</sup>

Table 2 Fourteen indicators for physical disorder

	建筑	沿街商业	环境	道路	基础设施
环境类指标	建筑外立面污损	店面招牌污损、铺面污损	绿化杂乱、垃圾堆放	道路未硬化	-
结构类指标	建筑结构破损、建筑外立面破损	-	临时性施工围挡破损	道路破损	基础设施破损,墙壁、栏杆等破损
管理类指标	私搭乱建、外立面涂鸦广告	流动商贩占据道路、商业铺面闲置	废弃自行车和汽车堆放	私人物品侵占道路	-

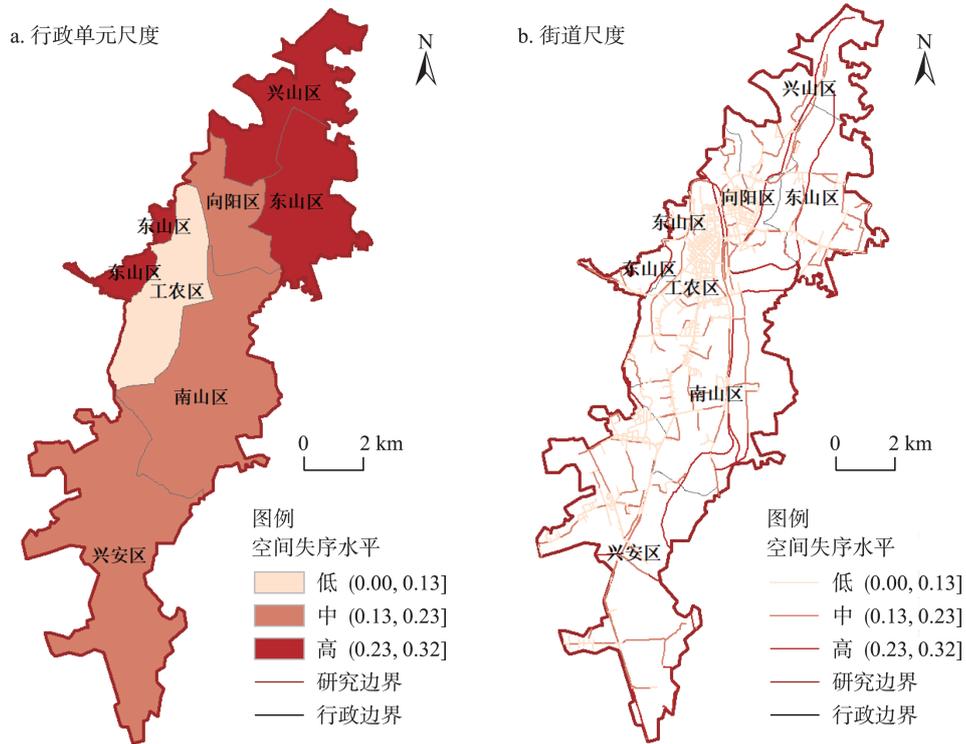


图5 2020年鹤岗市空间失序的识别结果

Figure 5 Identification results of spatial disorder in Hegang City, 2020

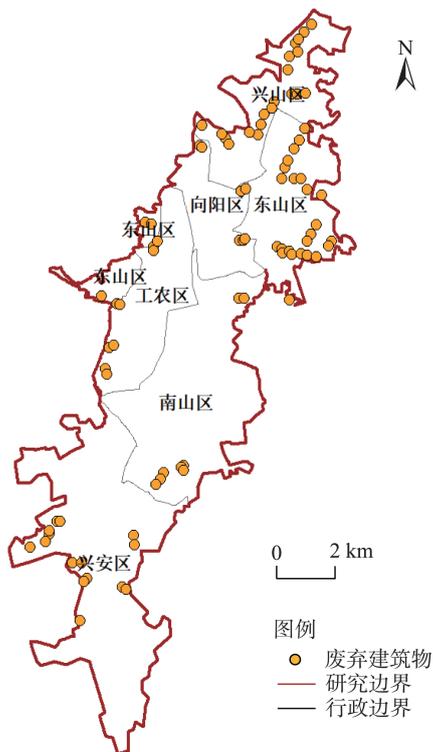


图6 2020年鹤岗市废弃建筑的识别结果

Figure 6 Identification results of abandoned buildings in Hegang City, 2020

了城市空地识别的精度(表3)。

在空间失序和废弃建筑识别方面,本文在8天内花费64小时完成了对各单元(道路、废弃建筑)的调研,并花费40小时完成针对3万余张街景图片的人工审计。结果同样证实了研究方法不但具有可靠性,且节约了41.3%的人力(表3)。

## 5 结论与讨论

### 5.1 结论

现有针对资源枯竭型城市的研究主要聚焦于城市间层面的分析,既缺乏对于人本尺度空间的关注,也缺乏有效的方法识城市内部的问题。鉴于此,本文聚焦于资源枯竭型城市,针对4类低效空间提出了系统性的识别方法,并以鹤岗市为例,运用图像深度学习方法完成了中心城区102 km<sup>2</sup>的数据识别工作。本文所提出的方法相较于传统的人工调研具有明显的优势,在保证准确率的同时大大提升了识别效率。本文在实践的基础上同时总结了大量的工程化经验,形成了经验手册,以指导后续的研究。文章具有如下的理论和实践贡献,值得在其他城市进行推广。

表3 研究方法的效率对比

Table 3 Efficiency comparison of different research methods

	步骤	耗费时间
针对城市空地的人工标注	遥感图像人工标注	56小时/7天
	针对城市空地的深度学习方法	15小时/2~3天
	深度模型训练	4小时
	深度模型预测	1小时
	总共	20小时
	共节省	36小时(64.3%)
针对空间失序和废弃建筑的调研	现场调研(自雇车辆及现场调研)	64小时/8天
	虚拟审计	40小时/5天
	总共	104小时/13天
针对空间失序和废弃建筑的深度学习方法	移动感知采集(自雇车辆采集)	40小时/5天
	样本标注	16小时/2天
	深度模型训练	4小时
	深度模型预测	1小时
	总计	61小时
	共节省	43小时(41.3%)

(1)在数据层面,提出了评定低效空间的系列指标,运用主动城市感知方法获取了鹤岗市的人本尺度城市空间数据。主动感知技术的引入使得资源枯竭型城市内部的空间状态能够被感知、被分析。相较于低效空间相关研究所采用的面板数据,本文所采集的数据具有精度高、范围广、灵活性强的特点。

(2)在研究方法层面,针对鹤岗市的实际情况,引入深度学习算法,大大提升了低效空间的识别效率与识别精度。研究采用遥感图像和主动感知的街景图像对城市低效空间进行大规模分析,将低效空间识别方法应用于具体的实践,生成了传统方法难以获得的的城市数据。

(3)在工程实践方面,基于现有经验,制定了城市空地、废弃建筑等识别手册,并根据多次实地调研结果完成了对深度学习结果的修正。这一过程的经验积累有助于科研方法向实际应用的转化。现有的经验手册和识别流程也为此方法的推广提供了基础。

## 5.2 讨论

本文所形成的研究方法依然存在一些不足亟待后续完善:

(1)在研究对象层面,受限于研究方法,本文仅利用遥感特征定义了城市空地。而对于其他类型

的城市空地,如边角地、批而未建等土地,现有研究方法考虑不足。同时,运用遥感图像定义城市空地也存在一定的问题,如季节、天气等因素会导致城市空地的遥感特征发生变化。

(2)在研究方法层面,本文的研究方法仍需完善,目前处于初步应用阶段。虽然该方法具有较强的可迁移性,但在实际应用过程中,研究者需要针对城市的具体情况构建不同的指标体系与识别方法。如针对鹤岗市,本文选择废弃建筑、采矿塌陷区等因素作为识别指标,然而其他城市或面临的不同的空间问题,需要根据其实际情况重新制定数据采集方法,重新标注数据以训练模型进行识别。

(3)在数据采集层面,由于采集载体(汽车和非机动车)的限制,调研员难以完成全部支路、小区道路及地块内部的数据采集(如封闭道路、封闭小区、封闭地块内部),因此研究结果对于地块内部的空间失序、废弃建筑的评估较少。为提升数据的空间覆盖度,后续可以结合步行等更加灵活的采集方式对全部公共空间进行采集。

(4)在技术细节层面,仍有进一步提升的空间。计算机视觉领域的深度学习模型迭代速度快,每数月便会有大量的技术更新,1~2年会出现若干突破性技术。因此研究中的城市空地、街景图片的语义分割技术也应当与时俱进,不断优化和完善。然

而,技术的迭代速度明显快于本文的实践周期。从构思实验方案,到和相关机构沟通,采集数据,再到数据分析,形成空间结果所消耗的时间大约数月之久,使得研究所采用的深度学习方法存在时效性不足的问题。

### 参考文献(References):

- [1] 宋洋,朱道林,徐阳,等.中国资源枯竭型城市政策扶持对工业用地利用效率的影响[J].中国土地科学,2023,37(5):90-100. [Song Y, Zhu D L, Xu Y, et al. Impact of policy support for resource-exhausted cities on industrial land use efficiency in China[J]. Chinese Journal of Land Science, 2023, 37(5): 90-100.]
- [2] 吴康,刘骁啸,姚常成.产业转型对中国资源型城市增长与收缩演变轨迹的影响机制[J].自然资源学报,2023,38(1):109-125. [Wu K, Liu X X, Yao C C. The mechanisms of industrial transformation on the evolutionary trajectory of growth and shrinkage in Chinese resource-based cities[J]. Journal of Natural Resources, 2023, 38(1): 109-125.]
- [3] Ruan F L, Yan L, Wang D. The complexity for the resource-based cities in China on creating sustainable development[J]. Cities, 2020, DOI: 10.1016/j.cities.2019.102571.
- [4] Li Q Y, Zeng F E, Liu S H, et al. The effects of China's sustainable development policy for resource-based cities on local industrial transformation[J]. Resources Policy, 2021, DOI: 10.1016/j.resourpol.2020.101940.
- [5] 张恩嘉,雷链,孟祥凤,等.中国收缩城市的设计应对策略探索:以鹤岗工作坊为例[J].城市与区域规划研究,2021,13(1):168-186. [Zhang E J, Lei L, Meng X F, et al. Urban design strategies for shrinking cities in China: A case study of Hegang design studio [J]. Journal of Urban and Regional Planning, 2021, 13(1): 168-186.]
- [6] 龙瀛,叶宇.人本尺度城市形态:测度、效应评估及规划设计响应[J].南方建筑,2016,(5):41-47. [Long Y, Ye Y. Human-scale urban form: Measurements, performances, and urban planning & design interventions[J]. South Architecture, 2016, (5): 41-47.]
- [7] Mao L D, Zheng Z, Meng X F, et al. Large-scale automatic identification of urban vacant land using semantic segmentation of high-resolution remote sensing images[J]. Landscape and Urban Planning, 2022, DOI: 10.1016/j.landurbplan.2022.104384.
- [8] Chen J J, Chen L, Li Y, et al. Measuring physical disorder in urban street spaces: A large-scale analysis using street view images and deep learning[J]. Annals of the American Association of Geographers, 2023, 113(2): 469-487.
- [9] Li H J, Long R Y, Chen H. Economic transition policies in Chinese resource-based cities: An overview of government efforts[J]. Energy Policy, 2013, 55(2): 251-260.
- [10] Yu C, de Jong M, Cheng B D. Getting depleted resource-based cities back on their feet again: The example of Yichun in China[J]. Journal of Cleaner Production, 2016, DOI: 10.1016/j.jclepro.2015.09.101.
- [11] 王常君,曲阳阳,吴相利.资源枯竭型城市的经济-人口收缩治理研究:基于黑龙江省资源枯竭型城市的现实分析[J].宏观经济研究,2019,(8):156-169. [Wang C J, Qu Y Y, Wu X L. A study on economic-population contraction governance in resource-exhausted cities: A realistic analysis based on resource-exhausted cities in Heilongjiang Province[J]. Macroeconomics, 2019, (8): 156-169.]
- [12] 李宛聪,李红,王士君,等.东北地区收缩城市识别及其建设用地扩张时空演变[J].资源科学,2024,46(2):368-385. [Li W C, Li H, Wang S J, et al. Identification of shrinking cities in Northeast China and spatiotemporal evolution of construction land expansion[J]. Resources Science, 2024, 46(2): 368-385.]
- [13] Auty R. Natural resources, capital accumulation and the resource curse[J]. Ecological Economics, 2007, 61(4): 627-634.
- [14] 孙平军,修春亮.基于PSE模型的矿业城市经济发展脆弱性研究[J].地理研究,2011,30(2):301-310. [Sun P J, Xiu C L. Study on the vulnerability of economic development in mining cities based on the PSE Model[J]. Geographical Research, 2011, 30(2): 301-310.]
- [15] Long Y, Gao S Q. Shrinking cities in China: The other facet of urbanization[M]. Singare: Springer Nature Singapore Pte Ltd, 2019.
- [16] 赵小风,涂刘欣,孟浩,等.中国城乡建设用地减量化研究进展及展望[J].资源科学,2024,46(2):235-248. [Zhao X F, Tu L X, Meng H, et al. Progress and prospects of urban and rural construction land reduction research in China[J]. Resources Science, 2024, 46(2): 235-248.]
- [17] 程遥,王启轩.国土空间规划体系下的国土空间开发绩效评价:框架建构与关键议题[J].自然资源学报,2024,39(2):274-286. [Cheng Y, Wang Q X. Research on performance evaluation of spatial development under the system of spatial planning: Framework construction and several reflections[J]. Journal of Natural Resources, 2024, 39(2): 274-286.]
- [18] 陈郁青,朱高龙,王旭东,等.城镇低效用地空间格局及再开发模式研究:以福州市为例[J].城市发展研究,2021,28(9):13-17. [Chen Y Q, Zhu G L, Wang X D, et al. Study on spatial pattern and re-development model of urban inefficient land: Take Fuzhou as an example[J]. Urban Development Studies, 2021, 28(9): 13-17.]
- [19] 张亨亨.老旧社区低效空间识别及更新利用策略研究:以海淀街道为例[D].北京:北京建筑大学,2023. [Zhang H H. Research on Identification and Renewal and Utilization Strategy of Inefficient Space in Old Community: Take Haidian Street as An Example[D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2023.]
- [20] Deng C B, Ma J J. Viewing urban decay from the sky: A multi-scale analysis of residential vacancy in a shrinking US city[J]. Landscape and Urban Planning, 2015, DOI: 10.1016/j.landurbplan.2015.05.002.
- [21] Li W B, Wang D Y, Li H, et al. Quantifying the spatial arrangement of underutilized land in a rapidly urbanized rust belt city:

2024年6月

- The case of Changchun City[J]. *Land Use Policy*, 2019, 83: 113–123.
- [22] Wiśniewski R, Stępnik M, Szejgiec-Kolenda B. Accessibility of public services in the age of ageing and shrinking population: Are regions following trends[J]. *Geografiska Annaler: Series B Human Geography*, 2021, 103(3): 1–20.
- [23] Schilling J, Logan J. Greening the rust belt: A green infrastructure model for right sizing America's shrinking cities[J]. *Journal of the American Planning Association*, 2008, 74(4): 451–466.
- [24] Rink D. Wilderness: The nature of urban shrinkage? The debate on urban restructuring and restoration in Eastern Germany[J]. *Nature and Culture*, 2009, 4(3): 275–292.
- [25] Weinsziehr T, Grossmann K, Gröger M, et al. Building retrofit in shrinking and ageing cities: A case-based investigation[J]. *Building Research & Information*, 2017, 45(3): 278–292.
- [26] Li Y, Meng X F, Zhao H M, et al. Identifying abandoned buildings in shrinking cities with mobile sensing images[J]. *Urban Informatics*, 2023, DOI: 10.1007/s44212-023-00025-5.
- [27] Li Y, Long Y. Inferring storefront vacancy using mobile sensing images and computer vision approaches[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2024, DOI: 10.1016/j.compenvurbysys.2023.102071.
- [28] Song Y, Yeung G, Zhu D L, et al. Efficiency of urban land use in China's resource-based cities, 2000–2018[J]. *Land Use Policy*, 2022, DOI: 10.1016/j.landusepol.2022.106009.
- [29] Mallach A, Haase A, Hattori K. The shrinking city in comparative perspective: Contrasting dynamics and responses to urban shrinkage[J]. *Cities*, 2017, DOI: 10.1016/j.cities.2016.09.008.
- [30] Guastella G, Pareglio S, Scokoi P. A spatial econometric analysis of land use efficiency in large and small municipalities[J]. *Land Use Policy*, 2017, 63: 288–297.
- [31] 王录仓, 杨婷婷. 黄河流域人口收缩县城类型及其时空演化特征[J]. *资源科学*, 2024, 46(2): 336–351. [Wang L C, Yang T T. Types and spatiotemporal change of characteristics of population shrinking county seats in the Yellow River Basin[J]. *Resources Science*, 2024, 46(2): 336–351.]
- [32] Yan D, Kong Y, Ye B, et al. Spatial variation of energy efficiency based on a Super-Slack-Based Measure: Evidence from 104 resource-based cities[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.117669.
- [33] Chen W, Chen W J, Ning S Y, et al. Exploring the industrial land use efficiency of China's resource-based cities[J]. *Cities*, 2019, (93): 215–223.
- [34] 孙兆旭, 赵领娣. 中国海岸带城市环境规制对经济-资源-环境系统协调发展的影响与作用机制[J]. *自然资源学报*, 2023, 38(11): 2773–2791. [Sun Z X, Zhao L D. The influence and mechanism of environmental regulation on the coordinated development of economy-resources-environment system in coastal cities of China[J]. *Journal of Natural Resources*, 2023, 38(11): 2773–2791.]
- [35] Ou J P, Liu X P, Wang S J, et al. Investigating the differentiated impacts of socioeconomic factors and urban forms on CO<sub>2</sub> emissions: Empirical evidence from Chinese cities of different developmental levels[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 226: 601–614.
- [36] 席振鑫, 马丽, 金凤君, 等. 黄河流域典型资源型城市工业转型的时空特征、类型与路径[J]. *资源科学*, 2023, 45(10): 1977–1991. [Xi Z X, Ma L, Jin F J, et al. Spatiotemporal characteristics, types, and paths of industrial transformation in typical resource-based cities in the Yellow River Basin[J]. *Resources Science*, 2023, 45(10): 1977–1991.]
- [37] 任嘉敏, 郭付友, 赵宏波, 等. 黄河流域资源型城市工业绿色转型绩效评价及时空异质性特征[J]. *中国人口·资源与环境*, 2023, 33(6): 151–160. [Ren J M, Guo F Y, Zhao H B, et al. Performance evaluation and spatio-temporal heterogeneity characteristics of industrial green transformation in resource-based cities in the Yellow River Basin[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2023, 33(6): 151–160.]
- [38] 刘羿伯, 张郝萍, 吴梓溶, 等. 基于绿色基础设施绩效提升的收缩城市低效工业用地优化利用: 以牡丹江为例[J]. *资源科学*, 2024, 46(2): 386–406. [Liu Y B, Zhang H P, Wu Z R, et al. Optimal utilization of low-efficiency industrial land in shrinking cities based on green infrastructure performance improvement: Take Mudanjiang as an example[J]. *Resources Science*, 2024, 46(2): 386–406.]
- [39] 荆莹. 收缩城市建成区低效工业用地识别与优化策略研究: 以齐齐哈尔市为例[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019. [Jing Y. Identification and Optimization Strategies for Inefficient Industrial Land in Urban Built-Up Area of Shrinking City[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.]
- [40] Lee J S, Won S, Kim S. Describing changes in the built environment of shrinking cities: Case study of Incheon, South Korea[J]. *Journal of Urban Planning and Development*, 2016, DOI: 10.1061/(ASCE)UP.1943-5444.0000305.
- [41] Laport-lópez F, Serrano E, Bajo J, et al. A review of mobile sensing systems, applications, and opportunities[J]. *Knowledge and Information Systems*, 2020, DOI: 10.1007/s10115-019-01346-1.
- [42] Hu W Y, Winter S, Khoshelham K. Forecasting fine-grained sensing coverage in opportunistic vehicular sensing[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2023, DOI: 10.1016/j.compenvurbysys.2023.101939.
- [43] Aumond P, Lavandier C, Ribeiro C, et al. A study of the accuracy of mobile technology for measuring urban noise pollution in large scale participatory sensing campaigns[J]. *Applied Acoustics*, 2017, DOI: 10.1016/j.apacoust.2016.07.011.
- [44] 王新宇, 李彦, 李伟健, 等. 城市更新视角下的公共空间品质评估方法: 基于移动感知技术的探索[J]. *国际城市规划*, 2024, 39(1): 21–29. [Wang X Y, Li Y, Li W J, et al. Quality assessment of urban public space from the perspective of urban renewal: Exploration based on mobile sensing[J]. *Urban Planning International*, 2024, 39(1): 21–29.]

# Identification of inefficient spaces in resource-depleted cities: A case study of Hegang City

WANG Xinyu<sup>1</sup>, MENG Xiangfeng<sup>2</sup>, WANG Chunlong<sup>3</sup>, YANG Ling<sup>4</sup>,  
ZHANG Yuanjing<sup>5</sup>, LONG Ying<sup>1</sup>

(1. School of Architecture, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. School of Architecture and Design, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 3. Heilongjiang Provincial Institute of Urban Planning, Survey, Design, and Research, Harbin 150040, China; 4. School of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University of Science & Technology, Hangzhou 310023, China; 5. Urban and Rural Planning Design Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310030, China)

**Abstract:** [Objective] In the new phase of industrialization and urbanization in China, resource-depleted cities are facing various development challenges. Taking the characteristics of resource-dependent cities as a starting point, this study, using Hegang City as an example, proposed a method for identifying inefficient spaces to address typical spatial issues in resource-depleted cities. [Methods] Through a literature review, this study systematically identified a series of spatial issues faced by resource-depleted cities. Based on the actual situation in Hegang City, problems related to mining subsidence areas, urban vacant land, spatial disorder areas, and abandoned buildings were recognized. Building upon existing data, this study introduced innovative deep learning models for automatic detection that identify urban vacant land, spatial disorder areas, and abandoned buildings. [Results] This study employed the DeepLab V3 and SegNet models to generate a dataset of inefficient spaces in Hegang City. The identification results were refined through field surveys. The research visualized the distribution of mining subsidence areas, urban vacant land, spatial disorder areas, and abandoned buildings within the city. [Conclusion] The practical application in Hegang City demonstrated that the research methods are capable of efficiently, quickly, and accurately identifying inefficient spaces at the city scale. This provides an effective technical support for the identification of inefficient spaces in resource-depleted cities. However, there is still room for improvement in the definition of the objects being identified and in the technical details of the proposed research methods, necessitating further research for enhancement.

**Key words:** resource-depleted cities; deep learning; urban vacant land; disordered space; inefficient space; Hegang City