

doi: 10.6046/zrzyyg.2022141

引用格式: 张仙,李伟,陈理,等. 露天开采矿区要素遥感提取研究进展及展望[J]. 自然资源遥感,2023,35(2):25–33. (Zhang X, Li W, Chen L, et al. Research progress and prospect of remote sensing – based feature extraction of opencast mining areas[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(2): 25–33.)

露天开采矿区要素遥感提取研究进展及展望

张 仙^{1,2}, 李 伟^{1,2}, 陈 理¹, 杨昭颖^{1,2}, 窦宝成³, 李 瑜¹, 陈昊旻¹

(1. 中国自然资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 2. 自然资源部航空地球物理与遥感地质重点实验室, 北京 100083; 3. 之江实验室, 北京 100086)

摘要: 露天开采矿区要素遥感提取是矿业活动监测研究中的热门话题,但少有对相关研究的系统梳理和总结。为此,该文首先对露天开采矿区要素进行了界定,按要素种类将要素提取分为单要素提取和多要素提取,并简述了与一般地物提取和土地利用分类的区别;其次,简要总结了目前相关研究的遥感数据来源与处理平台;然后,将露天开采矿区要素遥感提取方法分为目视解译方法、基于传统特征的方法和深度学习方法 3 类,分别总结其研究现状,并分析了各方法的优缺点以及适用情况;最后,对露天开采矿区要素遥感提取的未来研究方向进行了展望。文章认为有效地利用多源多时相数据、更强特征提取能力网络和复杂场景优化方法,进一步推动矿区要素智能化、精细化和鲁棒性提取是未来发展的趋势。研究结果可为露天开采矿区要素遥感提取的研究与应用提供参考。

关键词: 露天开采; 矿区要素; 遥感提取方法; 面向对象影像分析; 深度学习

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097–034X(2023)02–0025–09

0 引言

露天开采是一种常见的采矿方式,是用一定的开采工艺,按一定的开采顺序,剥离岩石、采出矿石的过程^[1]。常见的露天开采矿种包括煤矿、铁矿、镍矿、稀土矿等。露天开采矿区对区域经济、生态环境等有重要影响。一方面,对于矿区所在地来说,矿业多为当地的支柱产业之一,对当地经济发展有重要贡献;另一方面,露天采矿也会不可避免地对当地的生态环境造成消极影响,如植被破坏、水土流失、环境污染等^[2–3],严重影响当地的可持续发展。因而有必要及时掌握露天开采矿区的开采与修复治理等情况,对外可了解当地矿产情况、有的放矢地进行矿产贸易决策;对内可及时发现生态与风险问题,有助于生态保护和应急管理决策。

然而,现有矿产资源相关信息更新滞后,尤其境外统计信息获取困难、准确度差,使传统的实地调查或数据统计方法受到很大限制。遥感技术可不受地域限制,及时、长期、准确地获取矿区情况,将遥感技术应用于露天开采矿区的监测,可直观揭示研究区

域的矿产开采现状和生态环境的情况,是一种快速、有效的手段^[4]。而露天开采矿区要素遥感信息提取是对露天开采矿区进行遥感监测的基础,因此露天开采矿区要素的遥感提取一直是研究热点。学者们针对露天采场^[5–7]、尾矿库^[8–10]、矿区道路^[11]等矿区单要素以及多要素^[12–14]进行了遥感提取研究,使用的方法包括目视解译^[15–16]、基于传统特征的方法^[17–19]和深度学习方法^[20–21]等。

露天开采矿区要素遥感提取是矿业活动监测研究中的热门话题,虽已有大量研究,但少有对相关研究的系统总结。本文尝试对目前国内外露天开采矿区要素遥感提取研究进行梳理,总结常用的遥感数据源类型、处理平台和提取方法,以期进一步厘清露天开采矿区要素遥感提取方法的研究现状,探究当前面临的挑战及未来的发展方向,为新时期露天开采矿区要素遥感提取的研究与应用提供参考。

1 露天开采矿区要素的界定

目前研究中常见的露天开采矿区遥感提取要素类别总结如表 1 所示,具体包括露天采场、集水坑等

收稿日期: 2022–04–14; 修订日期: 2022–10–18
基金项目: 自然资源部航空物理与遥感地质重点实验室课题“面向对象的红土型镍矿多要素识别提取与矿业活动变化定量分析研究”(编号: 2020YFL32)和“基于深度学习的滑坡体识别方法研究”(编号: 2020YFL26)共同资助。
第一作者: 张 仙(1992–),女,硕士,工程师,主要研究方向为遥感技术应用及期刊编辑。Email: zhangxrs@163.com。
通信作者: 李 瑜(1982–),女,硕士,正高级工程师,主要研究方向为遥感技术应用及期刊编辑。Email: gtzyyglyu@163.com。

采矿区要素,矿石堆、选矿场、洗矿场等中转场地要素,排土场、废石堆、尾矿库等尾矿区要素,选矿厂、冶炼厂等矿山建筑物,采矿沉陷、地裂缝、崩塌、滑坡、泥石流等地质灾害要素,以及道路、植被、水体、裸土等矿山环境要素。按提取要素的类别数量可分为单一要素提取和多要素提取。

表 1 露天开采矿区要素类别

Tab. 1 Categories of elements in opencast mining areas

序号	一级类别	二级类别
1	采矿区	露天采场、集水坑等
2	中转场地	矿石堆、选矿场、洗矿场等
3	尾矿区	排土场、废石堆、尾矿库等
4	矿山建筑物	选矿厂、冶炼厂等
5	地质灾害	采矿沉陷、地裂缝、崩塌、滑坡、泥石流等
6	矿山环境	道路、植被、水体、裸土等

露天开采矿区要素的遥感提取与一般的地物遥感提取或土地利用分类存在一定区别:

1)单一要素提取。一般遥感影像的单一地物提取,目标模式相对固定,有较统一且明显的特征,如运动场、飞机、建筑物、道路等;而露天开采矿区要素内容更丰富、形态各不同,如尾矿库一般由坝体、尾砂和废水等要素组成,形状多变、尺度不一,空间纹理、颜色等特征千差万别^[22],提取难度也有所提升。

2)多要素提取及土地利用分类。通常土地利用分类以《土地利用现状分类(GB/T 21010—2017)》^[23]为标准,将采矿、采石场等地面生产用地,排土(石)和尾矿堆放用地统称为采矿用地;而露天开采矿区多要素提取则需对其再进行细分类,且采矿场、排土场等要素特征十分相近,更给提取增加了难度。另外,土地利用分类一般提取整幅影像中的所有类别,而露天开采矿区多要素提取既可以是包括所有类别的全要素提取,也可以选择几种要素,与背景区分开。

2 遥感数据源类型及处理平台

2.1 遥感数据源类型

露天矿区要素遥感提取的遥感数据来源主要有卫星和无人机 2 种,以卫星数据为主导。已有研究中常用的卫星遥感影像包括几十米或十几米分辨率的中等空间分辨率遥感影像^[9,19,24]和几米到亚米分辨率的高空间分辨率影像^[21,25—27]。前者以国外的 Landsat 系列、Sentinel 系列、ASTER 等和国内的 HJ 系列为代表;后者包括国外的 WorldView 系列、SPOT 系列、GeoEye 系列,以及国产的高分系列(GF-1,GF-2,GF-6 等)、资源系列(ZY1-02C,ZY-3

等)以及 BJ-2 等类型。卫星影像的优点在于大范围、长时序、动态观测,多用于大面积的矿区要素提取和矿区变化监测;但卫星光谱影像易受云雾的影响,对于具体时间、具体位置的影像质量不能保证。

无人机(unmanned aerial vehicles,UAV)影像具有高精度、高时效性的优势,空间分辨率可达厘米级,对露天矿区小型要素的提取有很大优势。近年来,随着消费级 UAV 的普及,基于 UAV 影像的研究也越来越多。如李鹏飞等^[28]选取乌海市典型矿山排土场作为研究区,基于研究区 UAV 影像、选用 8 种可见光植被指数计算排土场坡面植被覆盖度,从而评价矿山排土场的植被恢复情况;蔡祥等^[20]以内蒙古某矿区为研究区,基于 UAV 影像、采用面向对象结合深度学习方法进行矿区地物的多要素提取,实验证明可将车辆、道路等小范围地物较为有效地提取出来;Xiang 等^[29]基于 2014 和 2016 年 2 a 的多时相 UAV 影像,分别获取高空间分辨率数字高程模型(digital elevation model,DEM)数据,辅助进行露天开采矿区地貌信息的提取及变化分析。然而,UAV 影像难以进行长时序的变化分析,而且其光谱信息取决于 UAV 搭载的传感器,受条件所限,目前多数研究中的 UAV 影像只有红、绿、蓝 3 个波段,光谱特征相比多光谱影像大大减少,这也制约了对部分露天矿区要素遥感提取的研究。

此外,雷达的应用可在地形高程上提供补充信息,能有效丰富要素特征。如卢遥等^[30-31]和 Nascimento 等^[32]分别利用激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)数据得到地表高程信息,并结合 GeoEye 等高空间分辨率遥感影像进行矿区地物的协同提取,取得了较高的分类精度,也拓宽了数据类型范围;方军^[33]提出一种高效的点云分割方法,融合 LiDAR 点云与高分辨率遥感影像,对矿区建筑物的精细提取进行研究;杨显华等^[34]分别利用 Stacking InSAR 技术和人机交互解译方法对甘肃白银某煤矿区的 Sentinel-1 合成孔径雷达(synthetic aperture Radar,SAR)影像和亚米级光学遥感影像实施了采空塌陷识别和监测;许凯等^[35]基于 Sentinel-1 SAR 影像和 DEM 进行差分干涉雷达测量(differential interference SAR,DInSAR)得到干涉图和形变图,从而获取沉降信息特征,并根据沉降突变划分出可能为采矿区的区域,最后再结合高分辨遥感光学影像,利用深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks,DCNN)方法识别水体、裸地和建筑物,进而得到目标区域的露天矿区分布信息图。

2.2 处理平台

传统的遥感数据处理平台多为单机式本地数据

处理软件,如 ENVI, ERDAS, eCognition 和 ArcMap 等。随着卫星技术的迅速发展,卫星重访周期不断缩短,传感器空间分辨率不断提高,卫星遥感数据量急剧膨胀,目前已具备明显的大数据特征^[36]: 大量化、多样化、快速化、价值密度低。传统处理平台已无法满足海量数据存储、高性能处理与分析、跨多平台分发等要求。

谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)是一个面向全球尺度的地理空间分析平台,充分集成了海量的地理和遥感数据资源以及强大的云端计算能力。它包括了多源遥感数据的管理、查询、可视化、下载、预处理和数据转换,并利用接口编程构建数据模型和后处理^[37]。相比传统平台在计算机上存储、处理和分析,GEE 平台可直接在云端进行,为大区域多时相遥感数据处理与分析提供了崭新的方向。

近年来,利用 GEE 平台进行露天矿区要素提取的研究也越来越多,如 Felipe 等^[38]利用 MSI 和 Sentinel-2 影像,基于 GEE 平台提取了巴西亚马孙地区的小型金属矿区,并确定了其类型和面积;刘家兴等^[7]基于 GEE 云平台下 Landsat 卫星长时间序列遥感数据,利用时间序列法和梯度分水岭分割算法,提取了 1999—2019 年鞍山市铁矿区的植被范围和开采破坏变化信息。

3 提取方法

本文根据露天开采矿区要素提取应用到的特征将提取方法分为目视解译方法、基于传统特征的方法和深度学习方法。

3.1 目视解译方法

传统的露天矿区要素遥感提取基本为目视解译,各目标要素范围由人工目视识别并手动勾绘。王海庆等^[15]通过目视解译,圈定了西藏自治区 21 处金属矿尾矿库的范围,从而根据矿种、尾矿库面积、利用状态等对开采强度和开采潜力做出分析和估计;廖振威等^[16]基于多源遥感数据和目视解译方法,在南天山—昆仑山地区开展遥感调查,得到了采场、中转场、矿区建筑、固体废弃物等矿山占地类型的数量和面积信息;高永志等^[39]利用多源国产高空间分辨率数据,通过目视解译确定了黑龙江省 72 座尾矿的类型、数量、位置、规模和使用状态。

目视解译得到的矿区要素边界平滑、类别全面、精度较高,迄今依然是矿区要素精确提取的主要方法之一。但其缺点在于需要作业人员有足够的专业知识,且耗费人力及时间,难以快速完成大范围的矿区要素提取,同时存在一定的主观性。

3.2 基于传统特征的方法

传统特征相对于深度特征而言为浅层特征,是可以进行可视化的特征,包括光谱特征、形状特征、统计特征、纹理特征和位置特征等。基于传统特征的方法主要有阈值法、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林和最大似然分类等。这类方法发展时间长,比较成熟,是目前露天开采矿区多要素提取的主要方式,根据影像处理的最小基元,可分为基于像元和面向对象的提取 2 种。

3.2.1 基于像元的提取

基于像元的识别提取以影像像元为单位,只依据影像的光谱信息进行要素提取。如龙亦凡等^[40]基于 3 期 SPOT-5 影像,采用 SVM 对微山湖畔大屯矿区的地物进行信息提取及变化检测;Azeez 等^[17]基于 1992 年、2006 年和 2019 年 3 期 Landsat8 OLI 影像,采用最大似然分类法对俄罗斯 Yalovsky 煤矿进行了地物分类和矿区范围提取,并分析了土地利用和土地覆盖情况的多年期变化;林卉等^[12]利用模糊 SVM 方法对福建省某金铜矿区 2 期 CBERS 数据进行了较细致的分类,提取出矿区建筑用地、排土场、未利用地(含矿石处理区)、植被、水体等要素,并采用变化矢量分析对研究区进行了土地覆盖变化检测。

除利用传统分类器进行多要素分类外,也有学者针对露天矿区设计新的特征来辅助要素提取。如 Wu 等^[19]基于 30 m 空间分辨率的 Landsat7 ETM+ 影像,从矿区形态特征入手,构建了基于像元的形态学矿区特征指数(morphological mining feature index, MMFI),然后采用阈值分割法提取了福建长汀县的露天矿区开采范围和时空变化,检测精度和总体精度均超过了 0.85;Ma 等^[9]基于河北省宽县长河矿区的 Landsat8 OLI 影像,通过分析铁矿区及尾矿池的光谱特征和结构熵,利用 Landsat8 OLI 第 3, 4, 6, 7 波段构建了 ULIOI 指数,完成对铁矿区及尾矿池的提取;朱彦光^[13]对湖南省花垣县矿区的遥感影像构建了词包模型(bag-of-words, BOW),结合尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)得到影像的特征直方图,并利用 SVM 方法完成蓄水池、废矿堆、矿山建筑、尾水、尾砂等露天矿区要素的提取。

综合上述研究可发现,基于像元的露天矿区多要素提取方法适用的数据多为 30 m 左右的中等空间分辨率影像,空间分辨率较粗,容易产生混合像元现象,因此更适用于提取露天矿区的整体范围;对于矿区建筑、小型尾矿池等矿区内部要素,则难以精细提取。

3.2.2 面向对象的提取

随着传感器技术的发展,高空间分辨率影像越来越普及。高空间分辨率影像具有空间特征丰富的优点,但多数影像类型光谱分辨率相对较低,易产生“同物异谱”和“异物同谱”的问题。基于像元的方法无法充分利用影像的空间信息优势,浪费了较多的空间语义特征信息,而且易产生椒盐噪声^[41]。在此情况下,面向对象的影像分析(object-based image analysis, OBIA)方法应运而生。面向对象的提取是先将影像分割成内部相对均一的斑块;然后以斑块为单位,综合考虑其光谱、纹理、形状、空间关系等信息进行类别判定,充分发挥高空间分辨率影像空间特征的优势,且有效避免了椒盐现象,可以获得更高的分类精度。

目前,面向对象提取技术在露天矿区要素提取中应用较广泛。如范莹琳等^[18]基于 BJ-2 的 0.8 m 分辨率影像,深度分析迁西地区铁尾矿的光谱、形状、纹理等特征,对铁尾矿进行提取,得到了较高的提取精度;代晶晶等^[6]选择基于边缘的分割算法进行影像分割,结合地形信息、光谱信息及几何信息建立规则集进行特征提取,最后采用隶属度函数法实现离子吸附型稀土开采区的提取;刘雪龙^[42]基于 ASTER, SPOT-1 和 HJ-1A CCD 影像的多源数据对磷石膏、锰渣等固体废物信息进行提取;黄丹等^[43]基于鄂尔多斯市某煤矿的 SPOT-5 影像,设计了 4 个层次,选择了光谱、距离、形状、纹理等十余个特征,多尺度地提取了采煤坑、露天煤矸石堆场、堆煤场及煤渣、矿区道路、建筑等 11 个类别。

除单一要素提取外,面向对象技术在多要素提取方面也有不错的效果,如钟静^[14]采用面向对象技术,将锡林浩特市 3 个煤矿区分为自然裸地、公路、大棚用地、耕地、矿山建筑、中转场地、排土场、采场、开采面、堆煤场和水体共 11 类,从而分析了露天矿区的占损土地情况,总体分类精度达到 92.45%;霍光杰等^[44]融合面向对象的思想和 SVM 方法,提取了河南省禹州市北部露天矿区的建筑物、露天采场、矿山堆积等要素,总体精度达 86.44%。

影像分割是面向对象提取技术的核心之一,分割结果的精确度直接决定着提取精度的高低。常规影像分割方法包括 ENVI 软件中的多尺度分割法、eCognition 软件中的分型网络演化算法(fractal network evolution algorithm, FNEA)、均值漂移算法、分水岭分割算法等。其中,前 2 种方法由于较大的便利性和较高的准确性,是目前研究中普遍应用的分割方法。但由于矿区地物类型多样,常规分割方法有时无法取得精确结果,因此发展新的分割方法也

是目前研究重点之一。如彭燕等^[45]提出一种视觉注意模型驱动的稀土矿区遥感信息智能提取方法,结合视觉注意模型和 GrabCut 算法自动分割影像,以提高稀土矿开采区的遥感识别精度。

面向对象提取技术有效发挥了高空间分辨率影像空间信息丰富的特点,很大程度上能够充分利用影像各种特征。但信息提取精度并不与特征类型的数量成正比,过多的特征(尤其是大量高相关性的特征)也会导致信息提取精度下降,即“维度灾难”。然而,目前露天矿区要素的面向对象提取研究中,较少见到对特征的筛选,而多是凭借经验选择或是对有限个类型特征组的比较,这不利于大量特征类型充分发挥作用。另外,受目标的形态、光照变化、背景等因素多样性的影响,无论是分割尺度还是特征的选择,都不具备较高的鲁棒性和可迁移性。

3.3 深度学习方法

深度学习是人工智能中机器学习发展的新阶段^[46]。上述基于传统特征的提取方法均是局限在影像表面的浅层特征,多需要人为选择特征,有一定局限性。而深度学习方法则通过构建一个多层网络,自动学习图像中隐含的数据语义,提取出更高维、更抽象的数据特征,完成信息的提取^[47]。

基于深度学习的计算机视觉信息提取任务主要包括图像分类、目标检测和图像分割 3 类,其含义与基于传统特征方法的含义有所不同。计算机视觉任务中,图像分类是指仅判断检测图像中的类别,无需确定各类别的位置;目标检测是框选出影像中目标位置并判定类别;图像分割则是将图像中各类别按边缘区分开,并以不同颜色标注,并赋予类别名称,即对应基于传统特征方法中的“图像分类”。其中图像分割又可分为语义分割、实例分割和全景分割 3 种,语义分割对于同一类别的目标,无法区别不同个体;实例分割结合了语义分割和目标检测技术,不仅区分类别,还可以区分同一类别的不同个体,但只面向图像中的目标;而全景分割是在实例分割的基础上对图中的所有物体包括背景都进行检测和分割^[48-50]。由于相关技术和研究目的等原因,在目前的露天开采矿区要素遥感提取中,暂未见到实例分割和背景的相关研究。本文中基于深度学习的露天开采矿区遥感提取方法主要涉及计算机视觉领域的图像分类、目标检测和语义分割方法。

Girshick 等^[51]在 2016 年首次将深度神经网络用于目标检测后,基于深度学习的遥感图像目标识别与信息提取快速发展,目前已开发出多种深度学习网络模型。但由于矿区要素的特殊性,目前露天开采矿区要素遥感提取研究中大多针对单一要素提

取^[52]。

在目标检测方面,闫凯等^[8]针对华北地区大型尾矿库目标,提出增加额外卷积层的策略改进了 SSD 模型结构,提高了对尾矿库的检测精度,精确率和召回率分别达到 0.882 和 0.857。

在语义分割方面的要素提取方法较多,但以单一要素提取为主。如 Gallwey 等^[24]基于加纳地区 Sentinel-2 影像,利用改进的 U-Net 模型进行了手工小规模采矿矿区范围提取,得到了 2015—2018 年当地手工采矿矿区的变化情况;张成业等^[21]基于 GF-6 影像,采用 U-Net 方法对滇东南个旧—马关都龙钨锡铋多金属基地典型矿区的尾矿库进行识别提取,并传统机器学习方法对比,结果表明该方法在保证效率的同时取得了相对最高的提取精度;张昆仑等^[22]提出了一个多任务分支结构的分割网络 (multi-task-branch network) 完成了唐山尾矿库提取,在保证召回率为 95.8% 的情况下,尾矿库的检测准确率达到了 78.8%。有学者通过各要素分别提取完成了露天开采矿区的多要素提取,如宋仁忠等^[53]基于 GF-2 影像制作样本数据集,并采用 U-Net 模型分别完成了露天煤矿区中露天采场、矿区建筑物、堆煤场、道路、水体、裸地和植被的单类提取,获得了较高的精度。

另外,有部分研究涉及较为笼统的多要素提取,如蔡祥等^[20]利用面向对象的影像分割算法制作数据标注标签,结合全卷积神经网络 (fully convolutional networks, FCN) 和 U-Net 网络集成的深度学习方法,对内蒙古西部某煤矿区进行分类,提取出矿区地面、道路、车辆和矿区建筑 4 类要素,并传统面向对象方法和单一网络的深度学习方法做了对比,结果表明准确率和分类精度显著提高;张峰极^[54]基于 GF-1、GF-2 和 Google Earth 影像构建了铜陵市露天矿区的样本库,利用改进的 DenseNet 网络完成矿区、疑似矿区、水体、绿地、背景的五分类,结果证明露天开采矿区要素精度高于 Deeplab, U-Net 和 Segnet 网络模型。

在计算机视觉领域的图像分类方面有少量基于深度学习方法的露天开采矿区地物的多要素提取研究。如董畅^[55]构建了基于卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 的高分遥感影像多标签分类模型,结合 CNN-RNN 和注意力机制,完成了露天煤矿区的多标签分类,包括采场、中转场地、剥离区、排土场、建筑、草地、水域等 12 个类别,可较为有效地提取出草地、树木、建筑等要素;但由于排土场和裸土以及水体与采场的颜色和纹理相似,且分布位置交错,所以这些类别的识别准确率较低。

深度学习方法不局限于光谱、纹理等浅层特征,而是自动学习获取影像的深层特征,因此其信息提取精度普遍比基于传统特征的提取方法高(特别是在单一要素提取应用中),这在多篇文献^[20-21,24]中已得到证明。然而,深度学习方法需要提前标记大量样本,其良好的表现基于大量被标记样本的重复迭代学习以及较高的计算消耗^[56],对于高分辨率遥感影像的露天开采矿区多要素精细化提取是个挑战,且泛化能力还有待验证。

4 结论与展望

4.1 结论

露天开采矿区要素遥感提取是矿业活动观测研究中的热门话题,本文对目前国内外的露天开采矿区要素遥感提取研究进行梳理,界定了露天开采矿区要素的范围,以及露天开采矿区要素的遥感提取与一般地物遥感提取和土地利用分类的区别,并简要总结了常用的遥感数据源类型与处理平台,在此基础上归纳了露天开采矿区要素遥感提取方法的类型和优缺点:总的来说,目视解译类别全面、精度较高,但受人工效率所限应用范围小;基于传统特征的提取方法中,相比基于像元的提取方法,面向对象的方法更适用于高空间分辨率影像,但受分割结果影响较大,且对尺度、特征等的定量化做的还不够;深度学习方法无需人工选择特征,对单一要素提取的效果很好,但需要提前制作大量样本,且在多要素提取方面还有待加强。

4.2 展望

遥感数据的日益丰富与深度学习技术在遥感应应用中的迅速发展使得矿区要素信息获取的智能化、完备性和精细化不断提高,有效地利用多源多时相数据、更强特征提取能力网络和复杂场景优化方法,进一步推动矿区要素智能化、精细化和鲁棒性提取是未来发展的趋势。

1) 多源数据综合与高空间分辨率数据的应用。加强多光谱、高光谱、DEM、SAR、LiDAR 等多源数据融合,提升矿区要素感知的总体信息量。

2) 更新研究中的深度学习基础网络。现有研究基于的深度神经网络大多是 2020 年及以前的 CNN,近年更强全局语义特征提取能力的 Transformer 网络或 Transformer 与 CNN 混合网络已取得了精度上的大幅提升,矿区要素提取网络需要更新研究中的基础网络。

3) 发展多要素提取的深度神经网络模型。深度学习方法对单一要素提取的准确性已得到广泛验

证,然而由于矿区要素类型复杂的特点(如采矿区和尾矿区的特征高度相似),在多要素的提取方面还需进一步优化。未来可考虑针对要素特征加入特定层来优化网络模型等,有待学者们进一步研究。

4)发展适用于多类复杂要素的优化策略。多要素矿区模型优化的难点在于要素场景复杂与尺度多变,除了模型之外,优化策略也十分重要。当前相关研究讨论较少,一方面需要发展不同尺度要素均衡表达的损失函数,另一方面需要考虑有效的难例挖掘技术。

5)发展弱监督、非监督或域适应的识别技术。深度学习提取精度的重要影响因素之一是样本情况,尤其对于多要素提取来说,需要各要素类别的大量样本。因此,需发展弱监督、非监督或域适应的识别技术,降低对样本的依赖性,增强模型鲁棒性。

6)发展支持多源数据的多模态提取技术。现有研究大多基于单模态遥感数据,在现有技术下多已达到精度瓶颈,有效地利用多源数据需要发展多模态提取技术,对多源数据取长补短综合使用以进一步突破精度瓶颈。

参考文献(References):

[1] 李志成,夏 阳.露天开采[M].昆明:云南大学出版社,2009.
Li Z C,Xia Y. Opencast mining[M]. Kunming:Yunnan University Press,2009.

[2] 李恒凯,熊云飞,吴立新.面向对象的离子吸附型稀土矿开采高分遥感影像识别方法[J]. 稀土,2017,38(4):38-49.
Li H K,Xiong Y F,Wu L X. The object-oriented recognition method for remote sensing image with high spatial resolution for iron rare earth mining[J]. Chinese Rare Earths,2017,38(4):38-49.

[3] Kopec A,Trybała P,Głabicki D,et al. Application of remote sensing,GIS and machine learning with geographically weighted regression in assessing the impact of hard coal mining on the natural environment[J]. Sustainability,2020(12):9338.

[4] 彭 燕,何国金,曹 辉.基于纹理的面向对象分类的稀土矿开采地信息提取[J]. 科学技术与工程,2013,13(19):5590-5596.
Peng Y,He G J,Cao H. Extraction of rare earth mining areas using objects-oriented classification approach based on texture characteristics[J]. Science Technology and Engineering,2013,13(19):5590-5596.

[5] 张峰极,吴艳兰,姚雪东,等.基于改进 DenseNet 网络的多源遥感影像露天开采区智能提取方法[J]. 遥感技术与应用,2020,35(3):673-684.
Zhang F J,Wu Y L,Yao X D,et al. Opencast mining area intelligent extraction method for multi-source remote sensing image based on improved DenseNet[J]. Remote Sensing Technology and Application,2020,35(3):673-684.

[6] 代晶晶,吴亚楠,王登红,等.基于面向对象分类的稀土开采区

遥感信息提取方法研究[J]. 地球学报,2018,39(1):111-118.

Dai J J,Wu Y N,Wang D H,et al. object-oriented classification for the extraction of remote sensing information in rare earth mining areas[J]. Acta Geoscientica Sinica,2018,39(1):111-118.

[7] 刘家兴,隋翔宇,包妮沙,等. Google Earth Engine 平台支持下的铁矿区开采及植被变化遥感动态监测[J]. 矿山测量,2020,48(6):43-48.
Liu J X,Sui X Y,Bao N S,et al. Dynamic monitoring using remote sensing technology for iron mining area and vegetation change detection based on Google Earth Engine platform[J]. Mine Surveying,2020,48(6):43-48.

[8] 闫 凯,沈 汀,陈正超,等.基于深度学习的 SSD 模型尾矿库自动提取[J]. 中国科学院大学学报,2020,37(3):360-367.
Yan K,Shen T,Chen Z C,et al. Automatic extraction of tailing pond based on SSD of deep learning[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences,2020,37(3):360-367.

[9] Ma B D,Chen Y T,Zhang S,et al. Remote sensing extraction method of tailings ponds in ultra-low-grade iron mining area based on spectral characteristics and texture entropy[J]. Entropy,2018,20(5):345.

[10] Lyu J J,Hu Y,Ren S L,et al. Extracting the tailings ponds from high spatial resolution remote sensing images by integrating a deep learning-based model[J]. Remote Sensing,2021,13(4):743.

[11] 曾发明,杨 波,吴德文,等.基于 Canny 边缘检测算子的矿区道路提取[J]. 国土资源遥感,2013,25(4):72-78. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 04. 12.
Zeng F M,Yang B,Wu D W,et al. Extraction of roads in mining area based on Canny edge detection operator[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2013,25(4):72-78. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 04. 12.

[12] 林 卉,朱 庆,胡召玲.模糊支持向量机和变化矢量分析相结合的矿区土地覆盖变化检测[J]. 测绘通报,2014(11):25-27.
Lin H,Zhu Q,Hu Z L. Land cover change detection based on mixed dynamic monitoring method in mining area[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2014(11):25-27.

[13] 朱彦光.基于词包模型的地表矿山要素遥感信息提取方法研究[D]. 长沙:湖南师范大学,2016.
Zhu Y G. Remote sensing information extraction for elements of surface mine based on bag-of-words model[D]. Changsha:Hunan Normal University,2016.

[14] 钟 静.锡林浩特露天开采煤矿区占地信息自动提取方法研究[D]. 北京:中国地质大学(北京),2016.
Zhong J. Research on information automatically extract method of surface coal mining in Xilinhot[D]. Beijing:China University of Geosciences(Beijing),2016.

[15] 王海庆,李 丽,陈 玲,等.基于尾矿库调查的西藏自治区金属矿开采强度分析[J]. 国土资源遥感,2019,31(2):218-223. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 02. 30.
Wang H Q,Li L,Chen L,et al. An analysis of mining intensity about metal mines based on investigation of tailing reservoirs in Tibet[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2019,31(2):218-223. doi:10.6046/gtzyyg. 2019. 02. 30.

[16] 廖振威,韦银科,陈 鹏. 遥感技术在南天山-昆仑山地区矿山开发占地调查中的应用[J]. 低碳技术,2019(1): 66-67.
Liao Z W, Wei Y K, Chen P. Application of remote sensing technology in the investigation of mine development land occupation in South Tianshan Kunlun Mountain area[J]. Low Carbon Technology, 2019(1): 66-67.

[17] Azeez A H A, Mukhitdinov S. Land use land cover change detection in the mining areas of V. D. Yalovsky coal mine - Russia [C]//VIII International Scientific Conference "Problems of Complex Development of Georesources". E3S Web of Conferences, 2020, 192: 04021.

[18] 范莹琳,娄德波,张长青,等. 基于面向对象的铁尾矿信息提取技术研究——以迁西地区北京二号遥感影像为例[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(4): 153-161. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021027.
Fan Y L, Lou D B, Zhang C Q, et al. Information extraction technologies of iron mine tailings based on object-oriented classification: A case study of Beijing-2 remote sensing images of the Qianxi area, Hebei Province[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4): 153-161. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021027.

[19] Wu B, Zhao Y D, Fang C Y. Detection of spatiotemporal changes of surface mining area in Changting Count Southeast China [C]//International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2019: 1606-1609.

[20] 蔡 祥,李 琦,罗 言,等. 面向对象结合深度学习方法的矿区地物提取[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 63-71. doi:10. 6046/gtzyyg. 2020111.
Cai X, Li Q, Luo Y, et al. Surface features extraction of mining area image based on object-oriented and deep-learning method[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33(1): 63-71. doi:10. 6046/gtzyyg. 2020111.

[21] 张成业,邢江河,李 军,等. 基于 U-Net 网络和 GF-6 影像的尾矿库空间范围识别[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(4): 252-257. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021017.
Zhang C Y, Xing J H, Li J, et al. Recognition of the spatial scopes of tailing ponds based on U-Net and GF-6 images[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(4): 252-257. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021017.

[22] 张昆仑,常玉光,潘 洁,等. 基于 MTBNet 的唐山尾矿库提取[J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2022, 41(4): 65-71, 94.
Zhang K L, Chang Y G, Pan J, et al. MTBNet for tailing pond of Tangshan City[J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2022, 41(4): 65-71, 94.

[23] 中国国家标准化管理委员会. GB/T 21010—2017 土地利用现状分类[S]. 北京:中国标准出版社, 2017.
Standardization Administration of the People's Republic of China. GB/T 21010—2017 current land use classification[S]. Beijing: China Standards Publishing House, 2017.

[24] Gallwey J, Robiati C, Coggan J, et al. A Sentinel-2 based multi-spectral convolutional neural network for detecting artisanal small-scale mining in Ghana: Applying deep learning to shallow mining[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 248: 111970.

[25] 张云英. 基于 GF-1 遥感影像矿区的信息提取与建模[D]. 唐山:华北理工大学, 2016.
Zhang Y Y. Remote sensing image based on GF-1 mining area of information extraction and modeling[D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2016.

[26] 程 璐. 面向对象结合支持向量机(SVM)在露天矿区信息提取中的应用研究[D]. 青海:青海大学, 2017.
Cheng L. Application of object-oriented combined SVM in information extraction of open-pit mine[D]. Qinghai: Qinghai University, 2017.

[27] 宋启帆,王少军,张 志,等. 基于 WorldView II 图像的钨矿区水体信息提取方法研究——以江西大余县为例[J]. 国土资源遥感, 2011, 23(2): 33-37. doi:10. 6046/gtzyyg. 2011. 02. 06.
Song Q F, Wang S J, Zhang Z, et al. A water information extraction method based on WorldView II remote sensing image in Tungsten ore districts: A case study of Dayu County in Jiangxi Province[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2011, 23(2): 33-37. doi:10. 6046/gtzyyg. 2011. 02. 06.

[28] 李鹏飞,郭小平,顾清敏,等. 基于可见光植被指数的乌海市矿山排土场坡面植被覆盖信息提取研究[J]. 北京林业大学学报, 2020, 42(6): 102-112.
Li P F, Guo X P, Gu Q M, et al. Vegetation coverage information extraction of mine dump slope in Wuhai City of Inner Mongolia based on visible vegetation index[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2020, 42(6): 102-112.

[29] Xiang J, Chen J P, Sofia G, et al. Open-pit mine geomorphic changes analysis using multi-temporal UAV survey[J]. Environmental Earth Sciences, 2018, 77: 220.

[30] 卢 遥,卢小平,顾行发,等. 基于 LiDAR 与 GeoEye 的煤矿区典型地物协同提取[C]//中国测绘地理信息学会 2014 年学术年会, 2014.
Lu Y, Lu X P, Gu X F, et al. Typical surface features extraction in mining area based on data of LiDAR and GeoEye[C]//2014 Annual Academic Meeting of China Society of Surveying and Mapping Geographic Information, 2014.

[31] 卢 遥,卢小平,武永斌,等. 综合机载 LiDAR 与高分影像的煤矿区典型地物提取方法[J]. 测绘通报, 2015(12): 57-59.
Lu Y, Lu X P, Wu Y B, et al. Typical surface features extraction in mining area based on data of LiDAR and WorldView-2[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015(12): 57-59.

[32] Nascimento F S, Gastauer M, Souza-Filho P W M, et al. Land cover changes in open-cast mining complexes based on high-resolution remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2020, 12(4): 611.

[33] 方 军. 融合 LiDAR 点云与影像数据的矿区建筑物提取研究[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2019.
Fang J. Research on building extraction in mine area based on LiDAR point cloud data and imageries[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2019.

[34] 杨显华,魏 鹏,吕 军,等. 基于多源遥感的采空塌陷识别技术应用研究[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 162-167. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021195.
Yang X H, Wei P, Lyu J, et al. Application of mining collapse recognition technology based on multi-source remote sensing[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(2): 162-167. doi:10. 6046/zrzyyg. 2021195.

- [35] 许凯,解加粉,王运发,等.基于DInSAR和DCNN的矿区分布信息提取方法及系统:中国,201811528248.X[P].2019-04-02.
- Xu K,Xie J F,Wang Y F,et al.An extraction method and system of distribution information of mining area based on DInSAR and DCNN;China,201811528248.X[P].2019-04-02.
- [36] 牟晓莉,李贺,黄翀,等.Google Earth Engine在土地覆被遥感信息提取中的研究进展[J].国土资源遥感,2021,33(2):1-10. doi:10.6046/gtzyyg.2020189.
- Mou X L,Li H,Huang C,et al.Application progress of Google Earth Engine in land use and land cover remote sensing information extraction[J].Remote Sensing for Land and Resources,2021,33(2):1-10. doi:10.6046/gtzyyg.2020189.
- [37] Kumar L,Mutanga O.Google Earth Engine applications since inception:Usage,trends,and potential[J].Remote Sensing,2018,10(10):1509.
- [38] Felipe de L L,Pedro W M S,Evelyn M L de M N,et al.Mapping mining areas in the Brazilian Amazon using MSI/Sentinel-2 imagery (2017)[J].Remote Sensing,2018,10:1178.
- [39] 高永志,侯建国,初禹,等.基于最新国产卫星数据的尾矿库遥感监测[J].黑龙江工程学院学报,2019,33(3):26-29.
- Gao Y Z,Hou J G,Chu Y,et al.Remote Sensing monitoring of tailings ponds based on the latest domestic satellite data[J].Journal of Heilongjiang Institute of Technology,2019,33(3):26-29.
- [40] 龙亦凡,乔雯钰,孙静.基于SVM的大屯矿区遥感影像变化检测[J].测绘与地理空间信息,2020,43(12):107-110.
- Long Y F,Qiao W Y,Sun J.Change detection of remote sensing images in Datun mining area based on support vector machine[J].Geomatics & Spatial Information Technology,2020,43(12):107-110.
- [41] Laura J S,Chris J M,Damian J B,et al.Processes of land use change in mining regions[J].Journal of Cleaner Production,2014(84):494-501.
- [42] 刘雪龙.面向对象的遥感影像工业固体废物信息提取方法研究[D].北京:中国地质大学(北京),2013.
- Liu X L.Research on object-oriented remote sensing images industrial solid waste information extraction method[D].Beijing:China University of Geosciences(Beijing),2013.
- [43] 黄丹,刘庆生,刘高焕,等.面向对象的煤矸石堆场SPOT-5影像识别[J].地球信息科学学报,2015,17(3):369-377.
- Huang D,Liu Q S,Liu G H,et al.Coal gangue yards information extraction using object-oriented method based on SPOT-5 remote sensing images[J].Journal of Geo-information Science,2015,17(3):369-377.
- [44] 霍光杰,胡乃勋,陈涛,等.融合支持向量机和面向对象方法的矿区土地利用信息提取[J].河南理工大学学报(自然科学版),2021,40(2):70-75.
- Huo G J,Hu N X,Chen T,et al.Mining land use information extraction based on combining support vector machine and object oriented method[J].Journal of Henan Polytechnic University(Nature Science),2021,40(2):70-75.
- [45] 彭燕,张兆明,何国金.一种视觉注意模型驱动的稀土矿区遥感信息智能提取方法:中国,201910317994.2[P].2019-07-26.
- Peng Y,Zhang Z M,He G J.A method of extraction of remote sensing information in rare earth mining areas driven by visual attention model;China,201910317994.2[P].2019-07-26.
- [46] Hinton G,Osindero S,Teh Y W.A fast learning algorithm for deep belief nets[J].Eural Computation,2006,18(7):1527-1554.
- [47] 郑远攀,李广阳,李晔.深度学习在图像识别中的应用研究综述[J].计算机工程与应用,2019,55(12):20-36.
- Zheng Y P,Li G Y,Li Y.Survey of application of deep learning in image recognition[J].Computer Engineering and Applications,2019,55(12):20-36.
- [48] 邝辉宇,吴俊君.基于深度学习的图像语义分割技术研究综述[J].计算机工程与应用,2019,55(19):12-21.
- Kuang H Y,Wu J J.Survey of image semantic segmentation based on deep learning[J].Computer Engineering and Applications,2019,55(19):12-21.
- [49] 苏丽,孙雨鑫,苑守正.基于深度学习的实例分割研究综述[J].智能系统学报,2022,17(1):16-31.
- Su L,Sun Y X,Yuan S Z.A survey of instance segmentation research based on deep learning[J].CAAI Transactions on Intelligent Systems,2022,17(1):16-31.
- [50] Long J,Shelhamer E,Darrell T.Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015:3431-3440.
- [51] Girshick R,Donahue J,Darrell T,et al.Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2016,38(1):142-158.
- [52] 向阳,赵银娣,董零红.基于改进UNet孪生网络的遥感影像矿区变化检测[J].煤炭学报,2019,44(12):3773-3780.
- Xiang Y,Zhao Y D,Dong J H.Remote sensing image mining area change detection based on improved UNet siamese network[J].Journal of China Coal Society,2019,44(12):3773-3780.
- [53] 宋仁忠,郑慧玉,王党朝,等.基于深度学习和高分辨率遥感影像的露天矿地物分类方法[J].中国矿业,2022,31(7):102-111.
- Song R Z,Zheng H Y,Wang D C,et al.Classification of features in open-pit mining areas based on deep learning and high resolution remote sensing images[J].China Mining Magazine,2022,31(7):102-111.
- [54] 张峰极.多源遥感影像露天开采区深度学习提取方法研究[D].合肥:安徽大学,2019.
- Zhang F J.Research on deep learning extraction method in open mining area based on multi-source remote sensing image[D].Hefei:Anhui University,2019.
- [55] 董畅.露天煤矿区的高分遥感图像多标签分类[D].徐州:中国矿业大学,2020.
- Dong C.Multi-label classification of high-resolution remote sensing image in opencast coal mines[D].Xuzhou:China University of Mining and Technology,2020.
- [56] 刘小波,刘鹏,蔡之华,等.基于深度学习的光学遥感图像目标检测研究进展[J].自动化学报,2021,47(9):2078-2089.
- Liu X B,Liu P,Cai Z H,et al.Research progress of optical remote sensing image object detection based on deep learning[J].Acta Automatica Sinica,2021,47(9):2078-2089.

Research progress and prospect of remote sensing – based feature extraction of opencast mining areas

ZHANG Xian^{1,2}, LI Wei^{1,2}, CHEN Li¹, YANG Zhaoying^{1,2}, DOU Baocheng³, LI Yu¹, CHEN Haomin¹
(1. *China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China*; 2. *Key Laboratory of Airborne Geophysics and Remote Sensing Geology, Ministry of Natural Resources, Beijing 100083, China*; 3. *Zhijiang Lab, Beijing 100086, China*)

Abstract: The remote sensing – based feature extraction of opencast mining areas is a hot topic in research on the monitoring of mining activities. However, there is a lack of systematic reviews and summaries of relevant studies. Therefore, this study first defined the features of an opencast mining area, divided the feature extraction into single – and multi – feature extractions according to feature types, and briefly described the differences between the feature extraction of opencast mining areas and general surface feature extraction and land use classification. Then, this study briefly summarized the sources and data processing platforms of remote sensing images available in relevant studies. Subsequently, this study divided the remote sensing – based methods for the feature extraction of opencast mining areas into three categories, namely visual interpretation, traditional feature – based approach, and deep learning. Then, it summarized the research status of these methods and analyzed their advantages, disadvantages, and applicability. Finally, this study proposed the future research direction of the remote sensing – based feature extraction of opencast mining areas, holding that the future developmental trend is to further promote the intelligent, fine – scale, and robust feature extraction of mining areas by effectively utilizing multi – source and multi – temporal data, networks with a stronger feature extraction capacity, and methods for the optimization of complex scenes. The results of this study can be used as a reference for the study and application of remote sensing – based feature extraction of opencast mining areas.

Keywords: opencast mining; mining area features; extraction method based on remote sensing images; object – based image analysis; deep learning

(责任编辑: 李 瑜)