

基于遥感影像的地裂缝信息提取研究综述： 数据、方法、特征与验证

周子航, 吴海涛, 郭勇, 沈凤, 颜硕

安徽理工大学地球与环境学院, 安徽 淮南

收稿日期: 2026年3月24日; 录用日期: 2026年4月28日; 发布日期: 2026年5月26日

摘要

随着遥感技术的发展, 高分辨率影像已成为矿区地裂缝监测的重要手段。本文系统综述了地裂缝遥感识别方法: 梳理了光学卫星、雷达、无人机及激光雷达等数据特点; 评述了目视解译、分类算法、深度学习和边缘检测等方法的优劣, 指出深度学习与边缘检测的潜力; 归纳了裂缝几何特征的定量模型及其发育规律表征能力; 总结了精度验证体系(如Kappa系数、F1值等)。最后展望了抗干扰提取、趋势预测及多源数据融合等方向, 为地质灾害监测提供技术参考, 推动地裂缝识别向智能化发展。

关键词

煤矿区, 井工开采, 地裂缝, 遥感监测

A Review of Ground Fissure Information Extraction Based on Remote Sensing Images: Data, Methods, Features, and Validation

Zihang Zhou, Haitao Wu, Yong Guo, Feng Shen, Shuo Yan

School of Earth and Environment, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui

Received: March 24, 2026; accepted: April 28, 2026; published: May 26, 2026

Abstract

With the development of remote sensing technology, high-resolution images have become an

*通讯作者。

文章引用: 周子航, 吴海涛, 郭勇, 沈凤, 颜硕. 基于遥感影像的地裂缝信息提取研究综述: 数据、方法、特征与验证[J]. 矿山工程, 2026, 14(3): 664-677. DOI: 10.12677/me.2026.143067

important means for monitoring ground fissures in mining areas. This paper systematically reviews the remote sensing identification methods of ground fissures: it sorts out the data characteristics of optical satellites, radar, unmanned aerial vehicles (UAVs), light detection and ranging (LiDAR), etc.; comments on the advantages and disadvantages of methods such as visual interpretation, classification algorithms, deep learning, and edge detection, and points out the potential of deep learning and edge detection; summarizes the quantitative models of fissure geometric features and their ability to characterize development laws; and concludes the accuracy validation system (such as Kappa coefficient, F1-score, etc.). Finally, it prospects the directions of anti-interference extraction, trend prediction, and multi-source data fusion, providing technical references for geological hazard monitoring and promoting the development of ground fissure identification towards intelligence.

Keywords

Coal Mining Area, Underground Mining, Ground Fissure, Remote Sensing Monitoring

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着航空与卫星遥感技术的飞速发展,遥感影像的空间分辨率与数据获取能力得到了革命性提升[1]。遥感技术凭借其宏观性、高精度定位和可重复动态监测等核心优势,已成为地表信息获取与监测不可或缺的重要手段[2]。这使得研究人员能够从海量遥感数据中提取出更为精确和有效的地物信息,服务于各类科学研究与应用实践。我国遥感事业,特别是以“高分”系列为代表的国产卫星的成功发射与组网,极大地推动了高分辨率遥感数据在各领域的深入应用[3] [4]。目前,可用的遥感影像数据类型丰富多样,主要包括高分辨率光学卫星(如 WorldView 系列、QuickBird、GeoEye、Pleiades、SPOT 系列、Landsat 系列以及国产的资源三号、高分一号、高分二号等)和雷达卫星(如 TerraSAR-X、Radarsat-2) [5] [6]。这些数据为精细化的地表观测与研究提供了坚实的数据基础。

地裂缝作为矿区地表沉陷等地质灾害的典型表现形式,其精准识别与信息提取对于揭示地质灾害发育规律、评估环境风险及指导生态修复至关重要[7]。然而,地裂缝形态多样、尺度不一,且常受复杂背景地物干扰,对其高效、精确的遥感信息提取一直是该领域的研究重点与难点[8]。不同的遥感数据源因其空间、光谱及时间分辨率各异,所适用的信息提取方法亦不相同[9] [10]。因此,系统梳理适用于地裂缝研究的遥感数据类型,总结并评述各类信息提取方法(如目视解译、监督/非监督分类、面向对象分析、深度学习及边缘检测等)的原理、应用与精度水平,分析裂缝几何特征(如长度、宽度、深度、分形维数等)的定量计算方法,并归纳精度验证体系,对于明确当前研究进展、把握技术发展脉络、指导方法选择与未来研究方向具有重要的理论价值和现实意义。

本综述旨在对基于遥感影像的地裂缝信息提取研究进行全面梳理与总结,系统阐述主要遥感数据类型的特点,深入分析各类信息提取方法的优劣与适用场景,归纳裂缝特征参数的定量计算模型,并探讨精度评价体系,以为相关领域的研究人员提供系统的技术参考,并为矿区地质灾害监测、生态评估与修复治理工作的深入开展提供数据与方法论支撑。

2. 遥感影像数据类型

随着航空遥感领域和卫星遥感领域技术的日渐增长,领域内应用的遥感图像分辨率也逐步提升,

遥感技术具有宏观、高精度定位和可重复地动态监测等特点，工作人员们可以从中提取到更精确以及更有效的图像信息。利用遥感影像的获取和处理，我们可以从中选取有效的信息进行实验，以达到研究目的。

遥感技术包括卫星遥感，航空遥感，无人机遥感。随着时代发展，我国的遥感技术飞速运行，特别是各种类型卫星的成功发射，推动了遥感研究事业的发展。遥感数据源涵盖了光学与雷达两大类。光学方面涉及多种高分辨率商业卫星：WorldView-1/2/3、QuickBird、GeoEye、Pleiades；中分辨率卫星包括 SPOT 系列(SPOT1-6)、Landsat 系列(Landsat5 TM 和 Landsat ETM+)、RapidEye、ALOS，以及中国国产卫星资源三号、高分一号和高分二号。雷达数据则选取了 TerraSAR-X 和 Radarsat-2 两颗卫星。研究地裂缝，选取合适的遥感影像进行信息的提取至关重要。由于不同的影像具备不同特点，需要对影像信息进行处理和提取，通过对中外文献的查阅，针对地裂缝研究的影像进行了如下汇总，可见表 1：

Table 1. Comparison of characteristics of remote sensing data sources

表 1. 遥感数据源的特性对比

| 数据 | 空间分辨率/m | 光谱波段 | 时间分辨率 | 成本 | 优势 | 适用场景 |
|-------------|---|-----------------------------|-------|----|------------------------------------|--------------|
| GeoEye-1 | 0.31~0.41 m | 全色 + 4 波段 多光谱 | 2~3 天 | 高 | 细节清晰，定位精度高 | 重点区域详查 |
| Pleiades | 0.5~1.5 m | 全色 + 4 波段 多光谱 | 1 天 | 中高 | 重访频率高，立体成像 | 区域普查 |
| 无人机正射影像 | 0.01~0.1 m | RGB/多光谱/热红外 | 按需获取 | 中 | 超高分辨率，灵活机动 | 局部精细调查 |
| 三维激光扫描数据 | 0.001~0.006 m | 点云(三维坐标) | 按需获取 | 高 | 毫米级精度，三维信息 | 单体裂缝精确测量 |
| 激光雷达(LiDAR) | 0.1~2 m (点间距) 0.1 m; | 点云 + 强度 | 按需获取 | 高 | 穿透植被，获取真地表 | 植被覆盖区裂缝识别 |
| QuickBird | 全色 0.61 m, 多光谱 2.44 m | 全色 + 4 波段 多光谱 | 1~3 天 | 中高 | 细节清晰，定位精度高 | 矿区地裂缝监测 |
| WorldView-2 | 全色 0.46 m, 多光谱 1.85 m | 全色 + 8 波段 多光谱 | 1~3 天 | 高 | 具有多个光谱波段和较高的地面分辨率，光谱信息丰富 | 地物精细分类、地裂缝识别 |
| WorldView-3 | 全色 0.31 m, 多光谱 1.24 m | 全色 + 8 波段 多光谱 + 8 波段短波红外 | 1~3 天 | 高 | 多光谱波段数量多(可达 28 个)，空间分辨率最高，光谱信息极其丰富 | 重点区域详查 |
| SPOT6 | 全色 1.5 m, 多光谱 6.0 m | 全色 + 4 波段 多光谱 | 1 天 | 中 | 重访周期短，覆盖范围大，立体成像能力较好 | 区域普查 |
| GF-1 和 GF-2 | GF-1: 全色 2.0/8.0 m, 多光谱 8.0 m; GF-2: 全色 0.8 m, 多光谱 3.2 m | 全色 + 4 波段 多光谱 | 2~4 天 | 低 | 国产自主，覆盖范围大 | 大范围监测 |

不同地裂缝的特征显著不同，有些地裂缝长度或者宽度较小，遥感影像的分辨率有一定要求才能很好地识别地裂缝。在矿区生态地质环境研究中高分系列卫星的成功发射推动了国产高分辨率卫星数据的应用，我们研究地裂缝信息常使用 GeoEye-1, QuickBird, WorldView-3, 激光雷达数据，无人机正射影像具有高分辨影像特点，能够高效识别提取出地裂缝信息。拥有高时间分辨率、高空间分辨率、高光谱

分辨率的优质数据实现了对地表的全覆盖、全天候监测,对地裂缝信息提取研究的效果和精确度有明显作用。HOU Enke [11]等人通过无人机遥感监测数据与 GeoEye 卫星遥感影像数据进行地裂缝提取,地裂缝越小,卫星遥感影像无法反映裂缝特征、提取裂缝信息,而无人机航拍影像中裂缝形态、长度、延展方向等特征仍清晰可见。

3. 地裂缝特征信息的研究进展

3.1. 目视解译

目视解译遥感地质灾害信息提取的最基本的判别方法之一,由于人工的目视解译受到解译人员知识水平和对工作区域了解程度的影响,通常运用机器和人为结合的解译方式,利用人类所掌握的客观知识经验结合计算机储备的遥感信息对事物进行推理判断的过程。通过影像特征和多种信息综合分析,建立解译标志,图形判读,完成影像信息的地物识别。目视解译的方法涵盖直接判读法、对比分析法、信息覆盖法、综合推理法及地理相关分析法等。通常主体研究地裂缝信息采用目视解译方法速度较慢,只满足最基本的需要,并且裂缝的形态多种多样,耗费大量的人力物力,也不能准确的识别地裂缝分布情况。

张兴航等[12]采用 GeoEye 高空间分辨率遥感影像,对整个研究区进行目视解译,得到研究区地裂缝共 14 条,提取错误两条,提取精度为 71.4%。由此得出目视解译对地裂缝提取的效果一般。肖瑶等[13]对 GF-1、GF-2 研究区影像采用人机交互式目视解译,地裂缝位置和长度提取精度高于 75%,进行提取得出自动提取地质灾害对比为 6.25。周文生[14]等人利用人工目视解译提取无人机影像的地裂缝,通过野外验证与补判,抽样检验图像定位的准确性。罗伟等[15]基于无人机低空航摄影获取的数据利用人工识别和分析地裂缝,同常规和卫星遥感监测数据相比,该方法具有较高的精度。张启元[16]利用 ArcGIS 软件平台进行人工目视解译并提取无人机影像的地质灾害如滑坡、地裂缝等相关信息。毛崔磊[17]利用人工目视解译对黄土丘陵区地裂缝分布绘制线要素,提取出地裂缝信息。

目视解译方法的应用

目视解译可同时获取裂缝的宏观几何特征。裂缝长度可通过在影像上沿裂缝走向逐段量测,利用 GIS 软件绘制线要素后依据影像分辨率换算为实际长度,设某裂缝由若干首尾相连的线段组成,第 y 条线段行像素数为 $r_y (r_y \geq 0)$ 、列像素数为 $c_y (c_y \geq 0)$, 则其长度 $l_y = \sqrt{r_y^2 + c_y^2}$, 裂缝总长度 $L = \frac{R}{100} \sum_{y=1}^n l_y$, 其中 R 为空间分辨率,不同解译人员可能存在 5%~10%的主观偏差;裂缝走向可通过解译裂缝中心线后计算方位角确定,可反映裂缝的宏观延伸方向,对于判断裂缝成因具有指示意义;裂缝形态可通过目视直接定性描述裂缝的平直程度、弯曲特征、分叉情况等,如“近平直”“弯曲”“树枝状分叉”;裂缝宽度仅能进行定性判断(如“较宽”“较窄”)或借助影像上已知地物参照估算,难以实现精确量化,对于宽度小于影像分辨率的裂缝则无法识别或仅能推测其存在;裂缝深度完全无法通过目视直接获取,需依赖野外实测或开采沉陷学理论公式推算。目视解译的主要优势是解译结果可靠性较高、无需复杂算法支持,特别适用于验证其他自动化方法的提取结果;局限性在于效率极低、主观性强、难以实现批量处理,且对细小裂缝(宽度小于 0.1 m)的识别能力受影像分辨率限制较大。

3.2. 监督分类与非监督分类方法

监督分类又称训练分类,是根据先验的知识结构去找规律构造规则,利用训练区的像元去识别其他未知类别像元,把相似性质的像元进行归类,这种分类方法不需要大量的工作样本,工作量小。常见的监督分类算法有平行六面体分类、最小距离分类、最邻近法、马氏距离分类以及最大似然分类算法。最

大似然分类算法的精度相对其他分类算法都要高, 且是目前应用最广泛的监督分类算法之一。非监督分类(Unsupervised), 也称为聚类分析或点群分析, 无需对影像地物获取先验知识, 主要依靠光谱信息的分类规律, 仅依靠影像上以计算机自动根据像元光谱或空间等特征组成集群组, 然后分析者将每个组和参考数据比较, 将其划分到某一类别中去, 仅达到对样本进行区分, 但是无法确定分类结果的属性。非监督分类自动化程度较高, 但其分类精度不及监督分类。监督分类的独特之处在于需结合空间、纹理等对象属性信息。

张兴航等[12]利用 GeoEye 高空间分辨率遥感影像进行监督分类和知识模型方法对整个研究区地裂缝的提取精度分别为 50.0%和 64.3%。李继业等[18]采用 K-means 聚类算法对裂缝进行提取, 地裂缝影像中的噪声明显更少, 误提取现象也有所改善。林秋怡[19]通过土地变更调查遥感成果数据与 WorldView-2 遥感数据进行三明大田区域铁矿、煤矿矿山环境的跟踪监察, 利用监督分类及非监督分类等方法, 对矿山地物、地貌进行一些分类处理工作。杨奇让等[20]采用 K 最近邻法、支持向量机、朴素贝叶斯、随机森林 4 种监督学习分类器进行训练, 然后对影像对象进行分类, 结果得出地物的分类效果和分类精度具有一致性, SVM 分类方法总体效果最好, 四种分类方法整体分类精度均在 80%以上。Nhat-Duc Hoang 等[21]利用支持向量机(SVM), 人工神经网络(ANN)和随机森林(RF)的方法监测路面裂缝的准确率 SVM 分类准确率最高(87.50%), 其次是 ANN (84.25%)和 RF (70%)。Fan Zhang 等[22]利用 UAV 图像获取并识别采矿区地裂缝, 通过使用 V-SVM (以 V 为惩罚函数的支持向量机)对图像进行处理。结果表明, 使用 V-SVM 机器学习算法, 主成分分析(PCA)将全部特征减少到原始方差的 95%, 并通过拉普拉斯锐化提高图像颜色, 整体精度可达 88.99%。综上, 基于监督分类和非监督提取地裂缝的研究较少, 相关研究主要是集中矿区的地物环境的分类。

监督分类与非监督分类方法的应用

分类方法输出为裂缝区域的二值掩膜(裂缝像元标记为 1, 背景为 0), 基于掩膜可进行裂缝几何参数的统计计算。裂缝长度可通过统计裂缝细化后的骨架像素数获得, 首先对裂缝二值图像进行形态学细化处理得到单像素宽裂缝骨架, 统计骨架像素点总数 n , 乘以像元实际分辨率 l , 得到裂缝长度 $L = n \times l$; 裂缝平均宽度可通过裂缝面积与长度之比计算, 即统计裂缝区域总像素数得到面积 S , 结合长度 L 则平均宽度 $W = S/L$, 该方法适用于整体统计但无法反映宽度沿裂缝走向的变化; 裂缝面积可直接统计分割区域像素总数乘以像元面积获得; 裂缝率 $DR_c = \frac{100N_c}{N}$, 其中 N_c 为裂缝影响面积, N 为调查区总面积, 反映裂缝发育密度; 裂缝走向可通过计算裂缝区域内像素点的空间分布特征获得, 如基于主成分分析提取裂缝的主轴方向。分类方法的主要优势是自动化程度高、可批量处理, 适合大范围裂缝初步筛查; 局限性在于分类结果通常存在“椒盐效应”或边界不连续问题, 直接获取精确的裂缝形态参数较为困难, 需结合形态学后处理(如膨胀、腐蚀、骨架化)提升特征计算精度, 且对光谱混淆敏感(裂缝易与道路、阴影、干枯植被混淆), 难以识别宽度小于一个像元的裂缝, 特征计算精度受分类精度直接影响。

3.3. 面向对象影像分析方法

面向对象分类技术通过影像分割将邻近像元组合为对象, 替代了传统基于像元的处理模式。该方法集成高分辨率全色与多光谱数据的空间、纹理及光谱特征, 对对象进行识别分类, 实现地物要素精准提取, 成果以高精度分类图像或矢量格式输出。面向对象的算法以图像分割和分类为基础。其操作流程可分为两部分: 发现对象(Find Object)和特征提取(Extract Features)。

Ecognition 软件是第一个面向对象分类软件, 肖瑶等[13]利用此软件并通过面向对象的提取方法

对地裂缝进行提取得出自动提取的精度为 85.51%，实现了较理想的效果，在矿区沉陷信息提取中的应用，有效推动了国产高分辨率卫星在矿区沉陷信息提取领域的实践与深化。黄亮等[23]利用 Canny 算法在边缘检测上的优势同面向对象信息进行影像分割，利用此方法能够很好地减小噪声对分类的影响。准确的提取地物。可实现较高的地裂缝的提取。侯恩科等[10]采用面向对象信息提取的方法进行图像信息提取，识别到地表裂缝的数量和长度均较为准确。相对目视解译，具有省时、省力和高效的特点。李志辉等[24]利用 Pleiades 卫星数据，Google Earth 历史合成影像数据与珠海一号卫星数据，和长时间序列的 Landsat 系列数据，采用面向对象信息提取方法、混合像元植被覆盖度估算模型提取土地利用的信息。何少林等[25]基于无人机影像利用面向对象方法，进行土地利用信息快速、准确地提取。与目视解译的矢量数据作为参考，总体精度达到 91.30%，Kappa 系数为 0.89。杨豪杰等[26]利用面向对象的方法通过对无人机影像数据地物亮度值的分析进行地裂缝提取，计算得到的特征基本能较为准确反映地裂缝的影像特征。杨奇让等[20]以陕西省榆林市柠条塔煤矿采煤工作面裂缝发育区为研究区，基于低空无人机遥感影像，结合实地查勘，构建面向对象监督分类模型方法，开展地裂缝提取方法研究。得出结论：利用面向对象方法对无人机影像处理可有效提取矿区地裂缝。黄发明等[27]使用面向对象的变化检测(OOCD)方法效且准确地识别单个滑坡的损伤特征地裂缝，得到整体分类精度大于 92%，其中 Kappa 协议指数至少为 89%。利用面向对象对地裂缝进行提取的研究较多，且提取的精度较高，但是操作较为复杂，难以完成较大的工作量。面向对象的方法进行裂缝提取首先要确定建立规则的内容，不同的学者在裂缝提取时选择的内容都存在差异，如何确定统一且最佳的规则建立方法有待深入研究。

面向对象分析方法的应用

面向对象方法在分割对象上可直接计算多维几何特征，无需额外后处理，特征参数物理意义明确。裂缝长度可通过对象边界线长度或对象骨架线长度获得，对于分类为裂缝的对象，其主轴方向上的延伸长度可作为裂缝长度，相较于基于像元的统计方法，对象边界更贴合实际裂缝轮廓，长度量测更准确；裂缝宽度可通过对象面积与长度的比值计算平均宽度，也可通过对象的最小外接矩形宽度近似估算，对于宽度变化较大的裂缝可通过对象的局部宽度分析获取宽度分布信息；裂缝走向通过对象的主轴方向角确定，可通过计算对象协方差矩阵的特征向量获得；裂缝形态参数包括紧密度反映对象接近圆形的程度、矩形度 $C_r = \frac{S_c}{S_r}$ (S_c 为裂缝面积， S_r 为最小外接矩形面积)比值越大裂缝形态越接近直线、形状指数描述对象边界的复杂程度；分形维数可基于对象边界或对象区域采用计盒法计算，用于定量表征裂缝形态的复杂性；裂缝率可统计裂缝对象面积占调查区总面积的比例。面向对象方法的主要优势是特征计算与分类同步完成，对象边界更贴合实际裂缝轮廓，避免了像元级噪声干扰，特征参数物理意义明确且可解释性强；局限性在于分割参数(尺度、形状因子、紧致度)敏感，需反复调试，且规则建立依赖人工经验，难以完全自动化。

3.4. 深度学习方法

深度学习技术的主要思想是利用神经网络进行信息识别，通过利用大量的样本进行训练，寻找样本数据内在的规律，得到最优训练模型，然后将待处理数据输入训练模型得到最优分类的过程，避免大量的人为构建工作，具有更大的函数集合空间，容易找到最好的函数模型。常用的深度学习网络结构包括全连接深度神经网络(DNN)，还有卷积神经网络(CNN)及循环神经网络(RNN/LSTM)，还有主流的网络模型比如：DeepLab 系列、Swin-Transformer、U-Net 及 U-Net++。在基于大数据的特征提取及分类方面展现了无可比拟的优势，利用深度学习技术进行地裂缝提取可以准确地对地裂缝发育程度进

行预测,运行效率较高。针对裂缝检测的深度学习方法主要包括逐块分类法、目标检测和语义分割方法。

贾杨等[28]利用深度学习的方法,提出了一种分析采动地裂缝成因及预测地裂缝发育程度的方法,构建了全连接深度神经网络模型(DNN)对裂缝发育程度进行预测,与CNN和RNN/LSTM模型相比,DNN模型预测准确率较高。Gibert等[29]把铁轨影像分成很多区块进行分类网络的识别,即深度学习的逐块分类法,得到了铁轨中的裂缝的定位结果。Zhang等[30]提出自适应滑动窗口来定位裂缝区域,通过语义分割方法对裂缝进行分割,使裂缝提取精度更准确。Fu-Chen Chen等[31]使用CNN和朴素贝叶斯数据融合方案NB-CNN的深度学习框架研究核电厂组件的裂缝观察,提出了CNN来检测每个裂纹斑块,而所提出的数据融合方案保持了视频中裂纹的时空一致性。虽然和地裂缝的研究不通,但是此深度学习方法的研究可以扩展到地裂缝中。李秋生[32]利用深度学习方法提出简单的卷积神经网络模型,将通道域和空间域注意力串联和并联构建混合域注意力,提高了人脸识别的准确率。然而,地裂缝的特征是细长型的,在利用卷积神经网络进行信息识别时候,不能只用标准卷积。所以程健等[33]人利用航拍影像提出一种基于混合域注意力变形卷积网络的地裂缝检测方法,结果表明,此方法相比于其它检测方法准确率更高,训练过程更平稳。叶亮[34]使用无人机搭载高清摄像头代替人工采集采空区的航拍图像,利用一种基于多尺度输入全卷积网络的地裂缝分割方法,进行地裂缝的智能检测与识别。同时,构建地裂缝检测系统,并给出相应的裂缝危险评估方法。

深度学习方法在地裂缝识别中的应用主要围绕语义分割与目标检测两类任务展开,近年来多种主流网络模型被引入并针对裂缝的细长形态与复杂背景进行了优化。DeepLab采用空洞卷积(Atrous Convolution)扩大感受野,在不降低空间分辨率的前提下捕获多尺度上下文信息。其编解码结构结合空洞空间金字塔池化(ASPP),可有效提取不同尺度的裂缝特征,对宽度变化较大的裂缝适应性更强。Swin-Transformer通过移位窗口机制实现全局与局部特征的高效建模。相较于CNN,其自注意力机制能更好捕捉裂缝的长程依赖关系和复杂空间分布模式,在裂缝形态复杂、背景干扰强的场景下优势明显。U-Net采用编码器-解码器结构,通过跳跃连接融合低层细节与高层语义信息,特别适用于裂缝等细长目标的像素级分割。叶亮等提出基于多尺度输入全卷积网络的地裂缝分割方法,构建了地裂缝检测系统。U-Net++进一步优化了跳跃连接结构,通过嵌套的密集连接增强多尺度特征融合能力,在细小裂缝分割中表现更优。

深度学习方法的应用

深度学习方法直接输出裂缝像素级分割结果,精度远高于传统方法。基于分割结果可精确计算多项几何参数:裂缝长度可通过将分割结果二值化后细化得到单像素宽骨架,统计骨架像素点数乘以像元实际分辨率获得;裂缝宽度可采用垂线采样法,沿骨架等间距生成垂线,逐条计算垂线与裂缝轮廓交点的距离,取平均值得到平均宽度,也可通过距离变换生成宽度分布图;裂缝面积可直接统计分割区域像素总数;裂缝走向可通过骨架像素坐标的最小二乘拟合获取主方向;分形维数可通过计盒法对分割二值图像进行计算;裂缝率为裂缝区域面积与调查区总面积之比。此外,基于连续监测的分割结果还可计算裂缝的动态扩展速率。深度学习方法的优势在于能够同时获取裂缝的全参数集且精度较高,可实现端到端的自动化特征提取;局限性在于对分割结果的准确性高度依赖训练样本质量与数量,在训练区域外的泛化能力有待提升,且模型可解释性较差,难以明确判断特征计算的可靠性边界。

3.5. 边缘检测

边缘是图像的基本特征,包含了图像的骨架信息,通过提取边缘,可以把图像轮廓描绘出来。如若提取出准确的边缘信息,可以为后续的详细描述特征信息提供依据。图像边缘检测技术的运用非常

广泛,可用于数字图像处理、模式识别、计算视觉等。边缘检测算法是通过系统性的比较每个像元和指定方向上的邻近像元的亮度值,产生一个亮度差值的提取边缘图,此图形实质是根据影像灰度值的变化率来实现线性目标的提取。此算法分为一阶边缘检测算法和二阶边缘检测算法,典型的边缘检测算子包括 Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子和 Canny 边缘检测算子、拉普拉斯算子和高斯拉普拉斯算子等。

Canny 边缘检测算子是具有代表性的,且应用广泛的算子。吴俐民等[35]采用 FCM 聚类算法协同 Canny 算子的遥感影像边缘检测方法解决 Canny 算子对噪声的过于敏感,提取遥感影像边缘信息,结果表明此种能有效消除遥感影像中的混合噪声并准确地检测出地物目标的边缘。马为骞等[36]利用 Canny 算子处理去噪处理的遥感图像,最大限度的还原了初始遥感图像,并提取出有效信息。张兴航等[12]对以鄂尔多斯东北部某煤矿开采区的影像进行研究,分割对象的光谱和几何特征,掩模去除干扰要素,用 Canny 边缘检测算子提取线性对象,计算线性对象的特征要素,进行地裂缝条数的提取,并得到 85.7%的精确度。有些研究则把多种方法与改进的算法做实验,如赵毅鑫等[37]利用多种图像边缘检测技术以及综合 LOG 与 Canny 算子改进的边缘检测技术对西部地区地裂缝进行识别监测,得出地裂缝边缘检测结果噪声较少,裂缝边缘清晰突出,且在 3:00~5:00 地裂缝的识别效果最佳。但实际应用受限。李继业等[18]采集机载 LiDAR 数据,使用 DEM 生成的坡度图,提取地裂缝得到 Roberts 算子对边缘的检测过于强烈,含有的非边缘噪声较多;Laplacian 算子对灰度突变不敏感,检测出的裂缝不彻底,边缘信息模糊,同时对噪声敏感;Canny 算子在矿区地面裂缝坡度图像比较理想的情况下提取效果比较准确。王娅娟[9]利用 0.6 m 高分辨率 QuickBird 影像进行大柳塔矿井采空区地裂缝监测。利用方向性特征增强算子对方向性明显的地裂缝进行提取,经野外检验,提取信息与实际相符。张浩伟等[38]选取山西省朔州市平朔矿区井工一矿塌陷区利用无人机遥感影像对该塌陷区内的地裂缝进行提取,利用 Canny 边缘监测的方法设置阈值最优是 0.1 和 0.6,提取地裂缝信息和坍塌坑区域的提取,进行井工塌陷区的地物提取。侯恩科等[39]采用基于边缘检测的图像分割模型和基于 Full Lambda Schedule 的图像融合模型处理无人机数据,得到综采工作面内地表裂缝数量多,总体垂直回采方向排列,切眼和顺槽附近地表裂缝数量少,总体平行顺槽和切眼展布。韦博文等[40]选取兰新高铁位于青海省海东市张家庄隧道附近的窑街矿区作为实验区域,采用改进的 MF-FDOG 方法成功提取了该区域内的地裂缝信息,并与专家解译方法的提取结果进行对比。结果表明,此改进方法能准确地提取地裂缝目标,获取其几何信息(长度和宽度),适用于复杂地物条件下基于无人机影像的黄土地区微小地裂缝提取。汤伏全等[41]利用低空无人机数据,分别采用 Canny 算法、支持向量机(SVM)以及最大似然法(MLM)对影像中的裂缝进行特征提取。结果表明,Canny 算法提取的非裂缝信息较多,支持向量机算法效果次之,最大似然法在裂缝长度和宽度信息提取上效果较好,但得到的裂缝图像中仍存在大量的干枯植被信息。

综上所述,边缘检测只能提取出裂缝轮廓信息,因此还需进一步处理获得高精度的裂缝图像。改进方法是把边缘检测后再进行其他方法的进一步提取。

边缘监测方法的应用

边缘检测提取的是裂缝轮廓(边缘线)而非完整的裂缝区域,因此需经边缘连接、细化、骨架化等后处理才能获得几何参数。裂缝长度可通过统计边缘骨架像素点数获得,即将边缘检测结果进行细化处理得到单像素宽裂缝骨架后,统计骨架像素点数 n 并乘以像元分辨率 l ,即 $L = n \times l$,该方法适用于边缘检测结果较为连续的情况;裂缝宽度则无法直接获得,需结合边缘对距离分析或区域填充后估算,常用方法包括对边缘检测结果进行区域生长填充形成裂缝区域二值图像,再通过面积与长度比值计算平均宽度,或基于相互平行的边缘线对测量其间距作为裂缝宽度,但后者对边缘连接完整性要求较高,在实际应用

中误差较大；裂缝走向可通过边缘点方向直方图或主方向拟合确定，即统计裂缝边缘上各像素点的梯度方向取主方向作为裂缝走向；分形维数可基于边缘二值图像采用计盒法计算，用于表征裂缝边缘的复杂程度；裂缝率需先将边缘检测结果通过形态学膨胀、区域填充等操作转换为裂缝二值掩膜，再统计裂缝区域面积占比。边缘检测的主要优势在于算法简单、计算效率高、无需训练样本、适用于线性目标快速提取，适合大范围裂缝初步筛查；局限性在于易产生虚假边缘(尤其是纹理复杂区域)、对噪声敏感，且无法直接提供裂缝宽度、面积等区域特征，需结合后续处理，误差累积风险较高，在裂缝宽度较小或边缘不连续时特征计算精度会显著下降。各大提取方法的性能对比可见表 2：

Table 2. Comparison of extraction method performance
表 2. 提取方法性能对比

| 数据 | 提取地裂缝信息的方法 | 精度水平 | 特点 | 文献来源 |
|----------------|--|-------------------------------|---|-------------------------------------|
| GeoEye-1 | Canny 边缘检测算子 | 85.7% 98.1% | 探测卫星可获取全色 0.41 m、多光谱 1.65 m 的超高分辨率影像，平面定位精度优于 3 m，能够清晰反映地物细节信息 | [10]-[12] [38] |
| Pleiades | 目视解译 | 79.7% | 探测卫星由 1 个 0.5 m 全波段和 4 个空间分辨率为 2 m 的多波段组成，重访周期一天，具有优异的定位精度 | [24] |
| 无人机正射影像 | 目视解译；VSVM 机器学习算法；MF-FDOG 算法面向对象的监督分类算法 | 精度达到 91.30%，Kappa 系数为 0.89 | 不受复杂影响、纹理丰富、具有彩色信息、影像清晰度高、视场角大；但是成本高、受到季节、光照等条件的影响。空间分辨率与光谱分辨率高，要对所研究区域进行航线设计获得影像 | [14]-[17] [20] [25] [42]-[44] |
| 三维激光扫描数据 | | | 实现对观测目标大范围、高效、全面、高精度、高分辨率的平面坐标与高程信息获取 | [37] [45] |
| 激光雷达数据 (LiDAR) | K-means 与 Canny 相结合的优化算法 | 91.0% | 频率高、主动性强、穿透性强、扫描速度快、实时性强和精度高，不受阴影及太阳高度角限制，能快速获取大面积、精细的地表三维数据 | [18] [33] [46]-[48] |
| QuickBird | 方向性特征增强算子 | 95% | 影像为 RGB 三波段真彩色数据，仅提供部分日期的历史存档，能够支撑矿区土地利用与覆被类型的精细化识别与解译分析 | [9] |
| WorldView-2 | 人机交互解译 | 88.4% | 具有多个光谱波段和较高的地面分辨率 | [19] [49] |
| WorldView-3 | 深度学习 | 总体精度为 76.71%；Kappa 系数为 0.6769 | 多光谱(总光谱数量可达 28 个)、高分辨率遥感影像 | [50] |
| SPOT6 | 影像判读解译，建立三维视图 | 78.6% | 全色波段、多光谱波段 | [51] |
| GF-1 和 GF-2 | 人机交互和面向对象的方法 | 总体精度为 75%；Kappa 系数为 0.8703 | 质量高、价格低 | [13] [52] |

3.6. 技术选择决策框架

基于上述方法的多维对比与特征计算能力分析，不同类型的地裂缝提取方法在数据要求、算法复杂度、抗干扰能力、特征计算精度及自动化程度等方面各具优劣，在实际应用中需根据监测目标、数据可获取性、精度要求和计算资源综合选择。本文提出面向不同应用场景的技术选择决策框架如图 1：

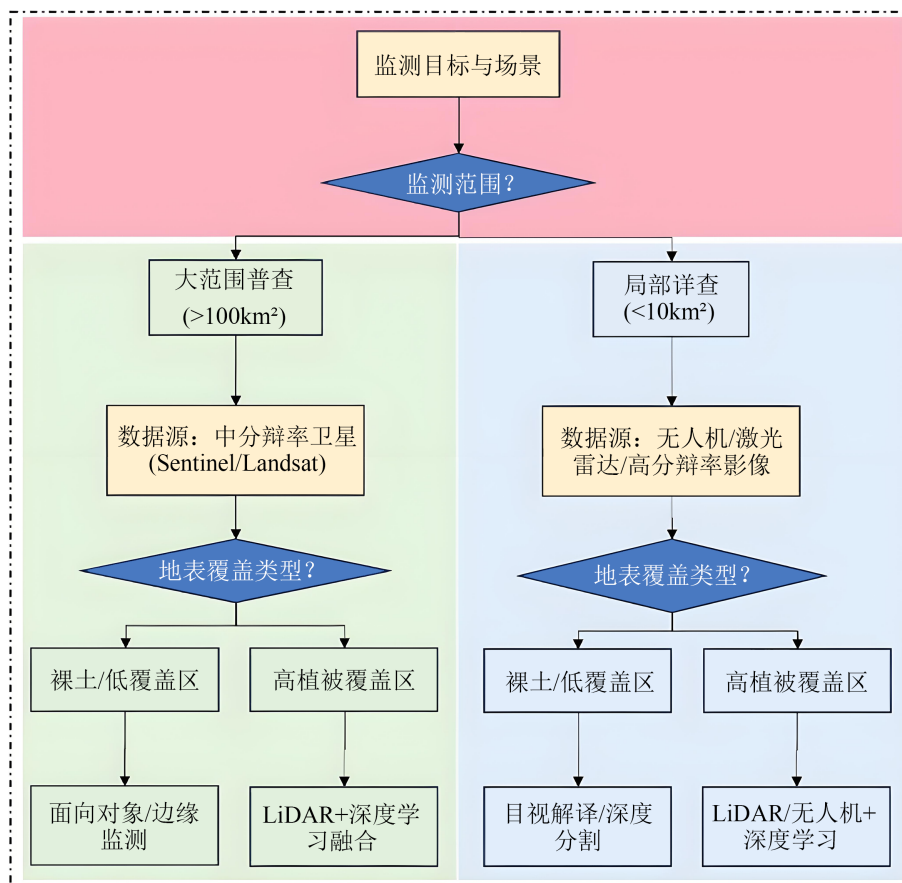


Figure 1. Decision tree for selecting remote sensing extraction techniques for ground cracks
图 1. 地裂缝遥感提取技术选择决策树

普查场景(监测范围 $> 100 \text{ km}^2$): 该类场景以快速掌握裂缝分布格局为主要目标, 对精度要求相对宽松。优先考虑中分辨率卫星数据(如 Landsat、Sentinel-2)或国产高分卫星影像(GF-1, GF-2), 结合面向对象分析或监督分类方法提取潜在裂缝区, 可快速获取裂缝分布范围、裂缝率等宏观指标。若地表覆盖以裸土或低植被为主, 可采用边缘检测进行快速筛查, 获取裂缝长度、走向等线状特征; 若为高植被覆盖区, 需引入雷达数据(如 Sentinel-1)辅助穿透植被, 减少漏检。

详查场景(监测范围 $< 10 \text{ km}^2$): 该类场景以精确识别裂缝位置与形态为主要目标, 对精度要求较高。优先采用无人机正射影像或高分辨率卫星影像(WorldView、GeoEye、Pleiades 等)。裸土或低覆盖区可采用目视解译进行高精度人工判读, 适用于重点区域验证或样本标注; 也可采用深度分割模型(如 U-Net、DeepLab、Swin-Transformer 等)实现自动化提取, 可同时获取裂缝的长度、宽度、走向、分形维数、矩形度等完整几何参数集。高植被覆盖区则需采用机载 LiDAR 数据获取真实地表, 结合深度学习或面向对象方法识别裂缝, 以克服光学影像的穿透限制。

4. 裂缝提取精度验证方法研究进展

精度评价分别针对总体分类精度与裂缝提取精度开展定量评定, 用户判断所使用的研究方法进行提取精确度可以用查准率、召回率 R (Recall)、裂缝提取精度 F1 值、总体精度 OA、Kappa 系数、PFoM 以及 CA 作为评价指标。

Kappa 系数是基于混淆矩阵计算得出的一致性检验指标, 常用于评估影像分类精度, 例如地裂缝提

取结果的可靠性。该系数通过量化模型预测与真实类别之间的吻合程度,来反映分类效果,其值域为[-1,1],且在实际应用中通常大于 0。王龙飞[52]等利用精度验证基于面向对象的分类研究得到的 Kappa 系数为 0.4510。杨奇让等[20]对 SVM 和 KNN, NB 和 RF 方法处理的地裂缝图像进行了 Kappa 系数与 F1 值的精度对比验证结果显示 SVM 分类提取地裂缝的效果最好。PFoM 评价指标可以用作地裂缝监测评判,通过对不同提取方法结果进行评价,它主要是对利用边缘检测结果进行验证,PFoM 结果在 0 到 1 之间,越接近 1 就说明提取的结果越好,通过比较不同提取方法的 PFoM 值,可以评判提取方法的效果,在边缘检测方法中, Canny 算法的提取效果最好,在赵毅鑫[37]等提出的综合 LOG 与 Canny 算子改进的边缘检测技术的 PFoM 结果为 0.571,比 Canny 的 0.445 更接近于 1。召回率 R (Recall)表征真正样本被模型正确识别的比率;精确率(Precision),指模型判定为正样本的结果中,真正样本所占的比例。李继业[18]采用精确率 P 和召回率 R 两个精度指标来进行不同地裂缝提取的评价,两种算法的分类性能评估指标如下: K-means 聚类算法的 P 值为 0.703, R 值为 0.855; Canny 边缘检测算法的 P 值为 0.720, R 值为 0.888。K-means 聚类算法与 Canny 边缘检测算法结合的优化算法的 P 值为 0.802, R 值为 0.910。P、R 值越小,说明该算法提取的非裂缝部分越多,提取效果不好。汤伏全等[41]获取采煤沉陷区的影像后采用 Canny 算法、支持向量机(SVM)以及最大似然法(MLM)对遥感影像中的裂缝进行特征提取,依靠裂缝提取率来评价裂缝特征信息的精确性。实验表明:利用随机森林算法对获得的影像进行植被分类和腐蚀操作后,再用最大似然法进行裂缝的精提取结果更好。利用提取信息与实地监测的信息进行对比,验证此方法的准确性。所以,文中采用的优化算法较其他算法提取地裂缝的精度更好。程健等[33]应用无人机搭载高清摄像头采集采空区图像进行地裂缝检测,在实验结果所提方法通过结合变形卷积与注意力机制,相比于其它检测方法准确率更高,训练过程更平稳。精度验证评价指标可见表 3:

Table 3. Accuracy verification evaluation index
表 3. 精度验证评价指标

| 评价指标 | 计算公式 | 说明 | 参考文献 |
|------------------------------|---|--|---------------------|
| OA | $OA = \sum_{i=1}^r \frac{x_{ii}}{N}$ | x_{ii} 是 i 行 i 列上的值; N 是样点总数 | [20] |
| Kappa系数 | $Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})}$ | r 是混淆矩阵中总的类别数; x_{ii} 是混淆矩阵中第 i 行 i 列上像素数量; x_{i+} 和 x_{+i} 分别是第 i 行和第 i 列的总像素数量; N 是总的用于精度评估的像素数量 | [20] [52] |
| PFoM | $PFoM = \frac{1}{\max\{I_I, I_A\}} \sum_{i=1}^{I_I} \frac{1}{1 + \alpha d^2(i)}$ | I_I 与 I_A 分别为理想边缘像素数目和检测到的边缘像素数目; α 为常量, 设为 1/9; $d(i)$ 为第 i 个检测到的边缘像素点到离它最近的真实边缘像素点的距离 | [20] [44] |
| 召回率 (Recall) | $Recall = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}$ | N_{TP} 表示真实为正样本且被算法正确识别的样本数; N_{FN} 为真实为正样本但被算法误判的样本数 | [18] [20] [33] [34] |
| 精准率 (Precision) | $P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}$ | N_{FP} 为实际为负的样本但被算法预测为正确的样本的数量 | [18] [33] [34] |
| F1 | $F1 = \frac{2 \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{precision} + \text{Recall}}$ | Recall为召回率; Precision精准率 | [20] |
| 平均精度 (Average Precision, AP) | $AP = \frac{1}{11} \sum_{r=\{0,0.1,0.2,\dots,1\}} \rho_{interp}(r)$ $\rho_{interp}(r) = \max_{\tilde{r} \geq r} \rho(\tilde{r})$ | $\rho(\tilde{r})$ 是在召回率为 \tilde{r} 的条件下, 精准率的观测值 | [33] [34] |
| CA | $CA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_i$ | n 表示类别数目, A_i 表示第 i 类的查准率, 召回率, F1 值, OA 和 Kappa 系数加权平均值 | [20] |

5. 展望

利用遥感数据进行井工矿区地裂缝检测, 提取影像沉陷裂缝的信息和沉陷裂缝特征信息分析的计算机的研究进展不难发现近年来提取方法和精度一直在改进, 但由于外在因素干扰, 提取信息会存在误差, 当前研究还存在一些问题亟需探讨:

1) 人工解译是最基础的方法, 但对于这种精度较大要求的地裂缝提取来说会耗费大量的人力物力和时间; 监督分类与面向分类能够有效提取地裂缝, 但是操作复杂, 效率低不能实现大面积的监测提取; 深度学习具有智能性和高效性的优点, 但是针对地裂缝研究进展较少, 且方法复杂, 针对研究对象可制定不同算法。边缘检测的方法便捷, 应用也很广泛, 针对此 Canny 算法的地裂缝提取研究相对较多, 且提取精度相对较高, 但若地物复杂则提取效果会大大降低。综上分析, 研究地裂缝提取方法的方向可以重点在深度学习方法, 且要研究如何在复杂的地物环境下进行防干扰地裂缝精提取工作。

2) 针对裂缝特征信息的研究分析, 近些年来学者对于地裂缝的信息提取有自己的想法, 但没有形成统一的定量计算标准。裂缝特征信息的计算精度不高, 只能大致的计算出如长度、宽度、分形维数、走向等信息。未来进行地裂缝预估走向, 发展趋势是着重要研究的问题, 也是进行矿区地裂缝等生态环境研究的重点。

3) 精度验证主要是对提取的地裂缝信息准确率进行精度验证, 重点依据查准率、召回率 R、裂缝提取精度 F1 值、总体精度 OA、Kappa 系数、PFoM 以及 CA 等评价指标来进行分析, 但是对于提取图像信息本身就存在实地测量存在误差, 研究中通常把目视解译结果作为真实值来对其他方法提取的地裂缝信息做对比。

通过归纳综合基于遥感影像下的地裂缝研究进展, 剖析现有研究的基础上分析重点和难点。为未来遥感地裂缝信息提取带来机遇, 矿区地裂缝的产生、预防、治理工作提供支撑。以至于为学者能够提供更精确地研究裂缝发育规律和评估危险性, 进而为治理裂缝危害和生态修复提供数据支撑。

基金项目

平安煤炭开采工程技术研究院有限责任公司项目(项目编号: HNKY-GCY-JS-2025-060)。

参考文献

- [1] 刘文璐, 蔡玉林, 嵇越, 等. 高分辨率遥感影像建筑物提取方法: 轻量级全局注意力网络模型 U2-former [J]. 地球信息科学学报, 2026, 28(2): 470-482.
- [2] 李剑南, 魏永明, 陈玉, 等. 高分辨率光学遥感影像地震裂缝特征提取——以昆仑山口西地震为例[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(3): 388-396.
- [3] 汪洋. 遥感技术在地质灾害治理中的应用——以潘集区地灾风险调查评价为例[J]. 华北自然资源, 2024(4): 86-89.
- [4] 张雅洁, 杨盼, 张德成, 等. 高分卫星数据的矿山植被覆盖动态变化监测[J]. 北京测绘, 2025, 39(9): 1371-1376.
- [5] 杨翼辰, 张烁, 胡泊, 等. 基于资源三号卫星影像对东南极格罗夫山地区 DEM 的建立及其精度分析[J]. 极地研究, 2025, 37(4): 702-712.
- [6] 弓贤, 兰戔, 肖光军, 等. 卫星遥感影像在露天矿山监测中的应用[J]. 世界有色金属, 2025(19): 169-171.
- [7] Wang, F., Fa-you, A., Zhu, C., Zhang, H., He, R., Wang, R., et al. (2025) Evaluation of Land Subsidence Susceptibility in Kunming Basin Based on Remote Sensing Interpretation and Convolutional Neural Network. *Recent Patents on Engineering*, 19, 443-448. <https://doi.org/10.2174/0118722121326150240628071328>.
- [8] Zhao, Y., Sun, B., Liu, S., Zhang, C., He, X., Xu, D., et al. (2021) Identification of Mining Induced Ground Fissures Using UAV and Infrared Thermal Imager: Temperature Variation and Fissure Evolution. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 180, 45-64. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.08.005>

- [9] 王娅娟, 孟淑英, 李军, 等. 地裂缝信息遥感提取方法研究[J]. 神华科技, 2011, 9(5): 31-33+39.
- [10] 侯恩科, 张杰, 谢晓深, 等. 无人机遥感与卫星遥感在采煤地表裂缝识别中的对比[J]. 地质通报, 2019, 38(Z1): 443-448.
- [11] Hou, E., Zhang, J., Xie, X., *et al.* (2019) Contrast Application of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing and Satellite Remote Sensing Technology Relating to Ground Surface Cracks Recognition in Coal Mining Area. *Geological Bulletin of China*, **38**, 443-448.
- [12] 张兴航, 朱琳, 王威, 等. 基于对象的地裂缝分步提取方法研究与应用[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(1): 87-94.
- [13] 肖瑶. 高分系列卫星在煤矿区地质灾害监测方面的应用[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 合肥工业大学, 2017.
- [14] 周文生, 吴振宇, 刘海燕. 无人机遥感在矿山地质环境调查中的应用[J]. 地下水, 2014, 36(2): 128-129.
- [15] 罗伟, 王飞. 基于无人机遥感技术的煤矿地表监测与分析[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(S2): 268-273.
- [16] 张启元. 无人机航测技术在青藏高原地质灾害调查中的应用[J]. 青海大学学报(自然科学版), 2015, 33(2): 67-72.
- [17] 毛崔磊. 黄土丘陵采煤塌陷地裂缝分布特征研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学, 2018.
- [18] 李继业. 基于机载 LiDAR 数据的采煤塌陷裂缝信息提取[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安科技大学, 2021.
- [19] 林秋怡. 福建省大田县矿山地质环境遥感监测及治理对策研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学, 2018.
- [20] 杨奇让, 胡振琪, 韩佳政, 等. 煤矿区无人机影像采动地裂缝提取方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(6): 187-196.
- [21] Hoang, N. and Nguyen, Q. (2019) A Novel Method for Asphalt Pavement Crack Classification Based on Image Processing and Machine Learning. *Engineering with Computers*, **35**, 487-498. <https://doi.org/10.1007/s00366-018-0611-9>
- [22] Zhang, F., Hu, Z., Fu, Y., Yang, K., Wu, Q. and Feng, Z. (2020) A New Identification Method for Surface Cracks from UAV Images Based on Machine Learning in Coal Mining Areas. *Remote Sensing*, **12**, Article 1571. <https://doi.org/10.3390/rs12101571>
- [23] 黄亮, 左小清, 冯冲, 等. 基于 Canny 算法的面向对象影像分割[J]. 国土资源遥感, 2011(4): 26-30.
- [24] 李志辉. 高潜水位采煤沉陷区生态地质环境监测与煤炭开采扰动效应分析[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.
- [25] 何少林, 徐京华, 张帅毅. 面向对象的多尺度无人机影像土地利用信息提取[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(2): 107-112.
- [26] 杨豪杰. 地裂缝高分辨率影像特征提取和纹理分析[D]: [硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2020.
- [27] Huang, F., Chen, L., Yin, K., Huang, J. and Gui, L. (2018) Object-Oriented Change Detection and Damage Assessment Using High-Resolution Remote Sensing Images, Tangjiao Landslide, Three Gorges Reservoir, China. *Environmental Earth Sciences*, **77**, 1-19. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7334-5>
- [28] 贾杨, 吕义清. 基于深度学习的采动地裂缝成因分析和预测[J]. 太原理工大学学报, 2020, 51(3): 411-417.
- [29] Gibert, X., Patel, V.M. and Chellappa, R. (2017) Deep Multitask Learning for Railway Track Inspection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **18**, 153-164. <https://doi.org/10.1109/tits.2016.2568758>
- [30] Zhang, X., Rajan, D. and Story, B. (2019) Concrete Crack Detection Using Context-Aware Deep Semantic Segmentation Network. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, **34**, 951-971. <https://doi.org/10.1111/micc.12477>
- [31] Chen, F. and Jahanshahi, M.R. (2018) NB-CNN: Deep Learning-Based Crack Detection Using Convolutional Neural Network and Naïve Bayes Data Fusion. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **65**, 4392-4400. <https://doi.org/10.1109/tie.2017.2764844>
- [32] 李秋生. 基于混合域注意力机制的人脸表情识别研究[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [33] 程健, 叶亮, 郭一楠, 等. 采空区地裂缝混合域注意力变形卷积网络检测方法[J]. 煤炭学报, 2020, 45(S2): 993-1002.
- [34] 叶亮. 煤矿采空区地裂缝的航拍视觉检测与识别方法[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国矿业大学, 2020.
- [35] 吴俐民, 於雪琴, 黄亮. FCM 聚类算法协同 Canny 算子的遥感影像边缘检测方法[J]. 测绘工程, 2014, 23(12): 1-4.
- [36] 马为翀, 张堯, 马传香, 等. 不同光照条件下含噪遥感图像边缘检测算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2023, 53(1): 241-247.
- [37] 赵毅鑫, 许多, 孙波, 等. 基于无人机红外遥感和边缘检测技术的采动地裂缝辨识[J]. 煤炭学报, 2021, 46(2): 624-637.

- [38] 张浩伟. 矿山地表沉陷区域特征描述与高分辨率遥感影像识别[D]: [硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2020.
- [39] 侯恩科, 首召贵, 徐友宁, 等. 无人机遥感技术在采煤地面塌陷监测中的应用[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(6): 102-110.
- [40] 韦博文. 基于改进的 MF-FDOG 算法和无人机影像提取黄土地区地裂缝[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- [41] 汤伏全, 李林宽, 李小涛, 等. 基于无人机影像的采动地表裂缝特征研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(10): 130-136.
- [42] 李涛, 王帆, 胡东升, 等. 无人机低空遥感裂缝识别与采动地表变形指标的相关性研究[J]. 金属矿山, 2024(7): 159-167.
- [43] 张俊阳, 王昆, 赵同彬, 等. 矿区地表沉陷与裂缝无人机遥观测研究现状及发展[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(S2): 435-444.
- [44] 廉旭刚, 韩雨, 刘晓宇, 等. 无人机低空遥感矿山地质灾害监测研究进展及发展趋势[J]. 金属矿山, 2023(1): 17-29.
- [45] 陈锡明, 姚鑫, 任开瑀, 等. 煤矿采空区地表裂缝双任务检测方法研究[J]. 遥感学报, 2024, 28(12): 3271-3286.
- [46] 吕国屏, 廖承锐, 高媛赟, 等. 激光雷达技术在矿山生态环境监测中的应用[J]. 生态与农村环境学报, 2017, 33(7): 9.
- [47] 肖春蕾, 郭兆成, 张宗贵, 等. 利用机载 LiDAR 数据提取与分析地裂缝[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(4): 111-118.
- [48] 王晓星. 机载激光雷达技术在矿山生态环境监测中的应用[J]. 中国金属通报, 2021(9): 189-190.
- [49] 王瑞国. 基于 WorldView-2 数据的乌东煤矿地质灾害遥感调查及成因分析[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(2): 132-138.
- [50] 祝晓坤. 基于深度学习的 WorldView-3 城市目标分类应用研究[J]. 测绘通报, 2017(S2): 40-43.
- [51] 吴寿江, 龚梅. 广东石人樟钨矿矿山采矿塌陷区提取及成果应用[J]. 贵州地质, 2020, 37(2): 221-224.
- [52] 王龙飞. 国产卫星数据在地质灾害遥感调查中的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学, 2014.