

基于 DeeplabV3+网络和注意力机制的 矿区地表隐患识别

——以塔山煤矿 30507 工作面为例

范森山, 宫明, 刘军宏, 郝建新, 石武, 孙鹏云

(中煤大同能源有限责任公司塔山煤矿, 山西 大同 037034)

摘要:为解决矿区地表隐患监测问题,以塔山煤矿 30507 工作面为背景,提出一种快速监测和识别矿区地表隐患的方法。利用无人机搭载传感器和倾斜摄影测量技术,构建矿区地表三维实景模型,生成正射影像和空间点云。提出基于 DeeplabV3+网络和注意力机制的裂隙识别方法,改进效果优于当前主流网络。提出基于三维空间点云的沉陷分析法,用密度噪声空间聚类算法去噪,通过基于 KD Tree 的 K 近邻算法和基于 Delaunay 三角网的点云表面重建技术进行沉陷分析,实现矿区地表数据监测。

关键词: 倾斜摄影测量; 人工智能技术; 矿区三维空间点云; 地表裂隙识别; 沉陷智能分析

中图分类号: F832.6; F752.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2024)17-0278-09

矿区煤炭资源的高强度和大规模开采,破坏了采空区的原岩应力平衡,当矿区地表的拉伸力大于岩体的极限抗拉强度时,矿区地表便会产生裂隙与沉陷^[1-2],对矿区的人文和生态环境造成破坏^[3]。因此,提出有效且切实可行的矿区地表裂隙与沉陷的识别与监测方法,对于促进矿区全生命周期安全绿色开发具有重要的理论和实际意义^[4-5]。

传统的矿区地表监测方法主要包括人工测量、全球定位系统(global position system, GPS)测量^[6]和无人机巡检^[7],研究表明这些方法都存在一定的局限性。人工测量的效率较低,而且由于观测周期较长,人员的安全隐患非常大;GPS 测量只能在确认有裂隙或沉陷的区域内进行布置,无法及时发现新增或者布设范围外的裂隙;而无人机巡检^[8]多采用挂载单镜头相机拍摄监测区域的单幅影像,在裂隙的完整判读及确认裂隙在整个矿区中的位置较为困难。相较于单幅航拍影像,高精度正射影像具有高覆盖、高分辨率等优势,且带有准确的空间位置信息。

受到近年来深度学习领域和传统图像处理领

域飞速发展的影响,越来越多的图像处理方法和深度学习方法应用于裂隙识别。郝明等^[9]提出了一种基于 Otsu 算法和改进主动轮廓模型的矿区裂缝提取方法。由于矿区的航拍图像中含有很多与裂隙特征相似的噪声,传统的图像处理方法容易造成误检^[10]。由于深度学习强大的特征表达与判别能力,利用深度学习进行裂隙识别与检测成为主流。赵怡晴等^[11]提出一种露天矿边坡裂隙识别及几何参数解译方法,其采用了 ResNet 系列算法对 U-Net 的骨架网络进行改进。李元海等^[12]采用深度学习方法,通过引入混合注意力机制对 Unet 模型进行了改进,有效提高了岩石裂隙识别的精度。

近年来,有很多学者对地表的沉陷监测进行了研究^[13]。矿区沉陷的监测技术主要包括传统的沉陷监测技术、三维激光扫描监测技术^[14]和 D-InSAR (差分干涉测量)监测技术^[15]等。传统沉陷监测包括三角测量、水准仪导线测量、GPS 测量等,其监测精度较高、沉陷规律较为准确,但工作量大、工作成本高、监测范围有限;三维激光扫描监测技术的效

收稿日期: 2024-05-09

作者简介: 范森山(1986—),男,山西原平人,工程师,研究方向为矿井通风与安全;通信作者宫明(1986—),男,山西大同人,地测科科长,研究方向为矿山测量;刘军宏(1973—),男,山西大同人,工程师,研究方向为煤矿地测;郝建新(1982—),男,山西大同人,工程师,研究方向为采矿工程;石武(1989—),男,山西大同人,助理工程师,研究方向为矿山测量;孙鹏云(1991—),男,山西大同人,工程师,研究方向为煤矿地质。

率高、周期较短、且监测成本很低,但不适用于大面积应用;D-InSAR 可以监测出合理准确的沉陷范围,但很难达到高精度级别。

为解决塔山煤矿煤田地表裂隙与沉陷的监测问题,以塔山煤矿 30507 工作面为工程背景,针对传统地表监测方法的不足,提出一种基于倾斜摄影测量及人工智能技术的矿区地表裂隙沉陷识别方法。采用基于无人机搭载传感器获取高分辨率及高精度影像的倾斜摄影测量技术采集监测数据,以提升采集效率与采集数据的全面性;针对裂隙识别的不足,提出基于倾斜摄影测量和深度学习的裂隙分析方法,通过 DeeplabV3+网络学习裂隙表现出的高水平的特征来识别裂隙边界轮廓;对于地表沉陷问题,提出基于三维空间点云的沉陷分析方法,利用 KD-Tree(K dimension tree)的数据构建技术实现矿区地表模型点云数据的有序性,设计基于 KD-Tree 构建的点云 K 近邻查找算法,应用改进的 Delaunay 三角网三维重建算法计算沉陷面积,以提高沉陷分析的准确率和全面性。通过引入倾斜摄影测量和人工智能技术,以及优化裂隙分析和沉陷分析方法,在塔山煤矿煤田地表裂隙与沉陷监测中进行了应用。

1 矿区地表裂隙沉陷监测流程

结合塔山煤矿地表地形特点探索形成一套完整的适用于矿区地表裂隙沉陷监测的数据采集、处理及分析的全流程解决方案,为地表裂隙沉陷监测提供数据基础。研究形成适用于开采中采煤工作面地表裂隙沉陷监测流程(图 1),监测范围覆盖整个开采中工作面,支撑工作面整个开采全周期监测管理,将该方法应用于塔山煤矿 30507 工作面的地表监测管理。

2 基于倾斜摄影测量和深度学习的裂隙分析方法

2.1 正射影像数据处理与样本库

利用滑动窗口算法^[16]将无人机高清正射影像均匀切割成若干张和网络尺寸对应大小相同的有重叠影像块,同时用 labelme 软件对有裂缝区域图片进行标注,获取裂隙图片和标签样本共 7 000 张。

(1)由于裂隙形状复杂,标注时间成本过高,采用离线数据增强的方式对数据集扩增,为了提高裂隙识别的鲁棒性,对部分图像进行旋转和加入椒盐噪声,其效果如图 2 所示。

(2)经过数据扩充,将图片扩充为 21 000 张,按照 8:1:1 比例划分成训练集、验证集、测试集。

2.2 深度学习模型

采用 DeeplabV3+网络^[17](图 3),即一种基于端到端的深度卷积神经网络学习裂隙表现出的高水平特征并进行识别。训练和识别流程如图 4 所示。

在编码器中,首先将原始图像输入主干网络中提取特征信息。浅层特征被传入解码器,深层特征输入 ASPP 结构。经过 1×1 卷积、不同扩张率的空洞卷积和平均池化处理后,将这些特征图拼接融合。接着,利用 1×1 卷积降低特征通道数目。在解码器中,将编码器中获取的深层特征进行 4 倍上采样,然后与主干网络提取的浅层特征进行融合。最后,经过 3×3 卷积和 4 倍上采样的处理,模型将输出分割后的图像。

裂隙识别过程中难免出现阴影误检的问题,是由于原有模型通过卷积、池化的方式扩大感受野,但感受野始终是局部的,无法获得丰富的全局上下文信息,同时还会带来冗余的计算量。为提升模型的全局感知能力,本文在 DeeplabV3+模型基础上引入了 Non-local 注意力模块来提升网络的全局感知能力,该模块结构如图 5 所示。

Non-local 注意力机制模块借鉴了图像滤波领域的非局部均值滤波操作思想,该模块能够直接计算某个位置的像素与其他所有像素的相似度,并使用相似度作为权重计算其他像素的加权和,然后以加权和再次表示这个像素。以此来引入全局上下文信息,增强网络对长距离依赖信息的获取能力。

如图 5 所示,Non-local 模块结构,其中 $\otimes$ 和 $\oplus$ 分别为矩阵乘法和像素级别的求和操作。对于一个大小为 $C \times H \times W$ 的输入特征图 $\mathbf{X}$,非局部模块首先将 $\mathbf{X}$ 并行地经过 3 个 1×1 卷积得到 3 个大小均为 $C' \times H \times W$ 的特征图 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$,然后将 $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$ 展开变成 $C' \times HW$ 的二维矩阵,并对 $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{K}$ 进行矩阵乘法以计算每个像素间的相似度,获得一个大小为 $HW \times HW$ 的相似度矩阵 $\mathbf{A}$,对 $\mathbf{A}$ 进行一次 Softmax 归一化后,与 $\mathbf{V}$ 进行矩阵乘法并将结果变形为大小为 $C' \times H \times W$ 的张量,最后经过一个 1×1 卷积将通道数从 C' 转为 C ,再与原始输入 $\mathbf{X}$ 相加,得到最后的输出特征图 $\mathbf{Y}$ 。Non-local 模块的公式为

$$y_i = \frac{1}{C(x)} \sum_j^N f(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) g(\mathbf{x}_j) \quad (1)$$

式中: N 为输入特征图 $\mathbf{X}$ 的像素数量; $\mathbf{x}_i$ 为特征图 $\mathbf{X}$ 上位置为 i 的像素的特征向量; $\mathbf{x}_j$ 为特征图 $\mathbf{X}$ 上位置为 j 的像素的特征向量; i 为输入位置的像素索

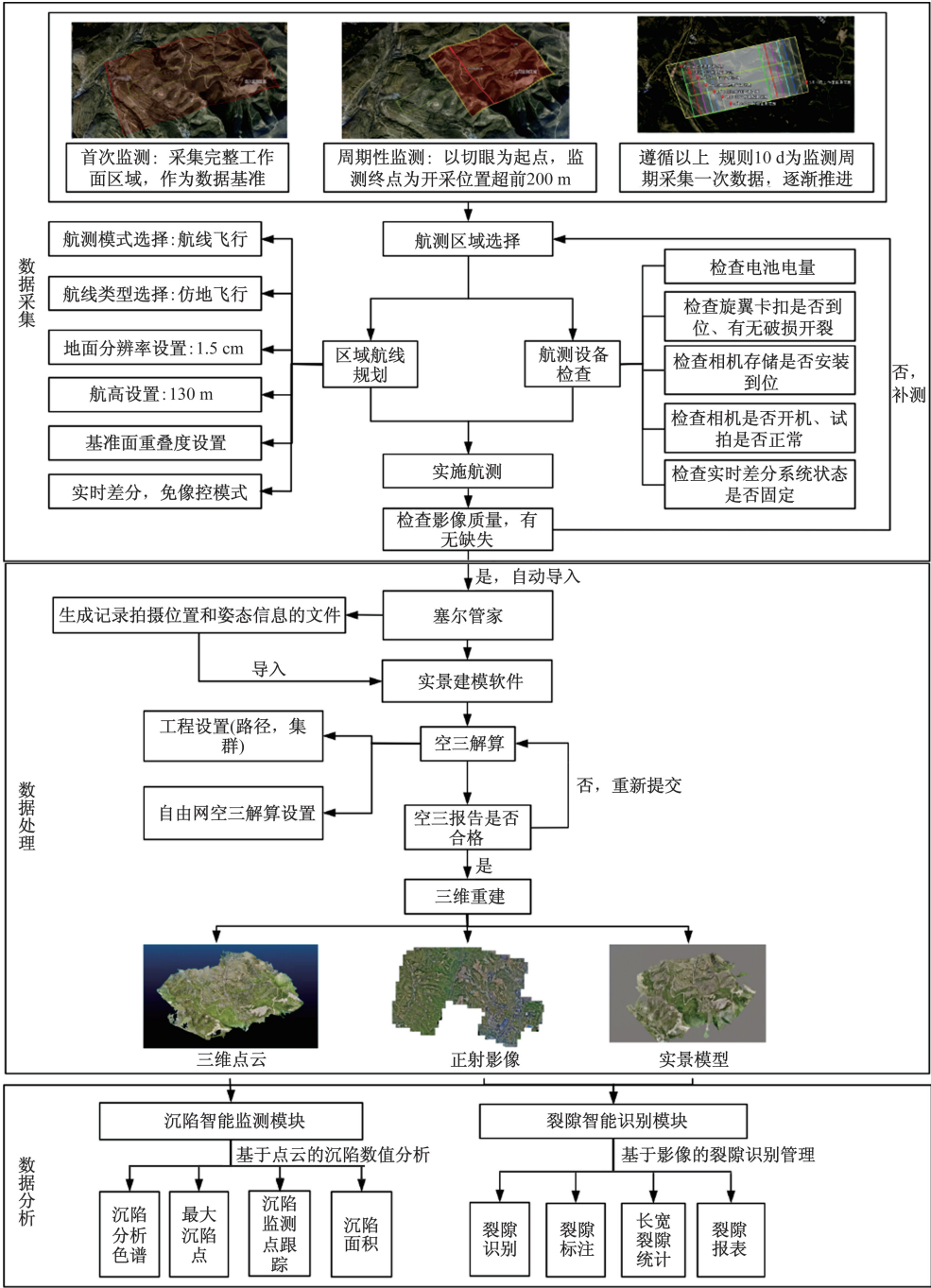


图 1 矿区地表裂隙沉陷监测流程

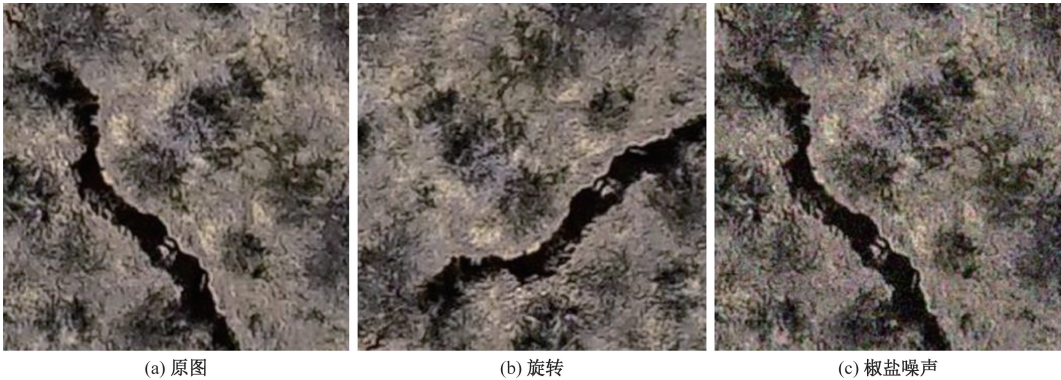
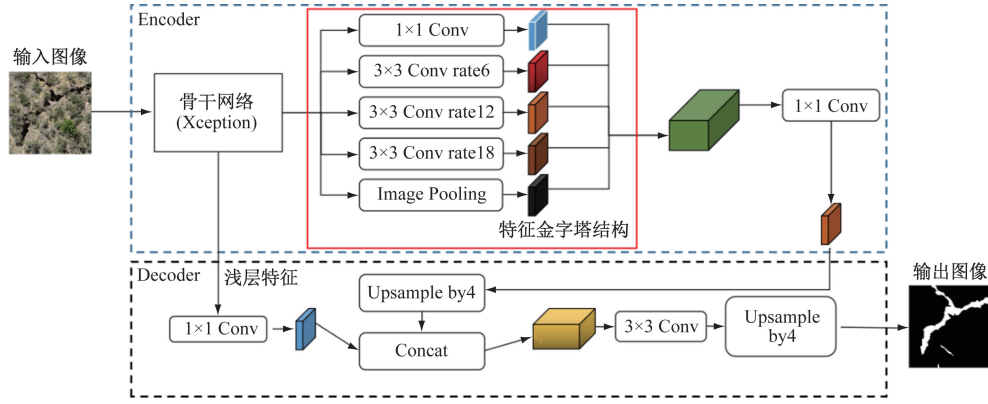


图 2 数据增强效果



Encoder 为编码器; 1×1 Conv 为 1×1 卷积; 3×3 Conv rate6 为 3×3 卷积, 扩张率 6; 3×3 Conv rate12 为 3×3 卷积, 扩张率 12; 3×3 Conv rate18 为 3×3 卷积, 扩张率 18; Image Pooling 为图像池化; Output Stride 为输出步长; Decoder 为解码器; Concat 为拼接; Upsample by4 为上采样 4 倍; Output 为输出

图 3 DeeplabV3+网络结构

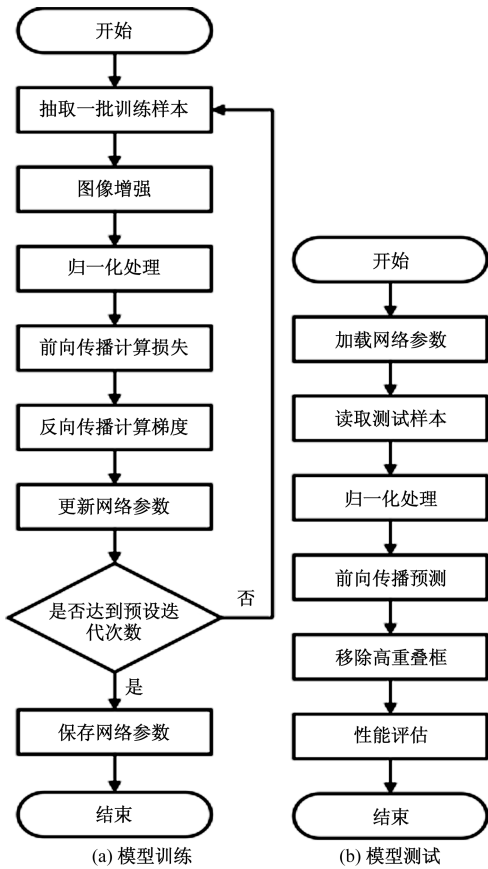
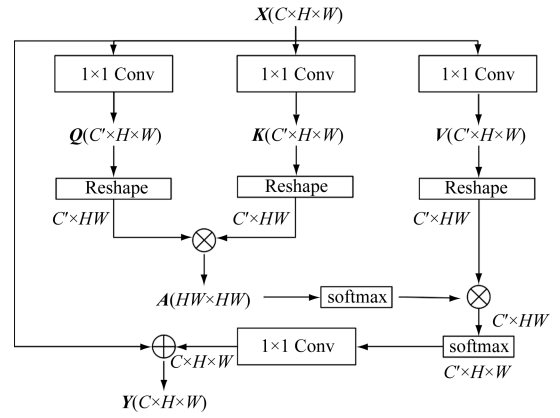


图 4 网络训练和识别流程

引; j 为特征空间所有可能位置的像素索引 (i 和 j 的取值范围为 $[0, H \times W]$); g 为对 X 的增强函数, 在本文中为 1×1 卷积, $C(x)$ 为归一化函数, 本文使用 Softmax 实现; f 为计算特征 x_i 和 x_j 相似度的配对函数, 计算结果为标量, 本文使用的配对函数 $f(x)$ 为

$$f(x_i, x_j) = e^{\theta(x_i)^T \varphi(x_j)} \quad (2)$$



$X(C \times H \times W)$ 为输入特征图, 通道数为 C , 高为 H , 宽为 W ; 1×1 Conv 为 1×1 卷积; $Q(C' \times H \times W)$ 为通过 1×1 卷积转换得到的查询(Query)矩阵; $K(C' \times H \times W)$ 为通过 1×1 卷积转换得到的键(Key)矩阵; $V(C' \times H \times W)$ 为通过 1×1 卷积转换得到的值(Value)矩阵; Reshape 为重塑形状; $C' \times HW$ 为重塑后的尺寸; $\otimes$ 为矩阵乘法; $A(HW \times HW)$ 为注意力权重矩阵; softmax 为 softmax 函数, 用于归一化注意力权重; $\oplus$ 为矩阵加法; $Y(C \times H \times W)$ 为输出特征图, 通道数、高和宽与输入相同

图 5 Non-local 注意力机制结构

式中: x_i 和 x_j 分别为特征图 X 上位置为 i 和 j 的像素的特征向量; i 为输入位置的像素索引; j 为特征空间所有可能位置的像素索引, i 和 j 的取值范围为 $[0, H \times W]$; $\theta(x_i)$ 和 $\varphi(x_j)$ 为两个转换函数, 它们通常通过小型的神经网络 (如 1×1 卷积) 来实现。

改进后的模型结构如图 6 所示。

2.3 对比实验

评估模型主要选择 Miou 和 Accuracy 两个指标。平均交并比 (Miou) 为语义分割中最为重要的度量指标, 计算所有类别交集和并集之比的平均

值。Miou 的公式为

$$Miou = \frac{1}{K+1} \sum_{i=0}^k IOU_i \quad (3)$$

式中: K 为类别数; IOU 的公式为

$$IOU = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (4)$$

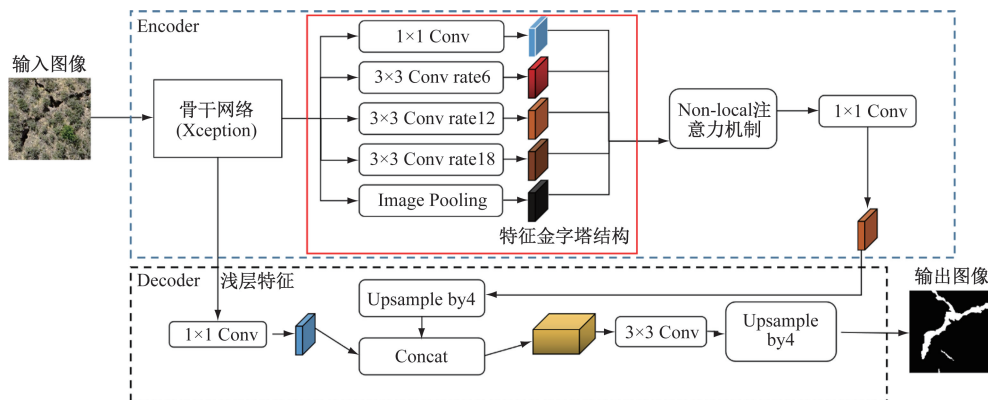
Accuracy 也是语义分割重要评价指标之一,对裂隙分割结果具有良好的评价效果。该指标计算识别正确的像素数目与总像素的比值,公式为

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+PN+FP+FN} \quad (5)$$

式(4)、式(5)中: TP 为识别结果为裂隙目标也为裂

隙的像素数目(正样本); FP 为识别结果为裂隙目标为背景的像素数目(负样本); FN 为识别结果为背景目标为裂隙的像素数目(漏检)。由式(4)、式(5)知, $Miou$ 和 $Accuracy$ 两个指标数值越大模型效果越好。

为了验证改进的本文模型对于矿区地表裂隙分割的有效性,在保证实验环境和相关参数一致的情况下,将改进后的 DeeplabV3+ 模型与当下常用的语义分割模型 Unet、Deepcrack、DeeplabV3+ 进行对比。实验效果如图 7 所示。图 7 中各分图为原图、标签、本文模型测试结果、DeeplabV3+ 测试结果、Deepcrack 测试结果和 Unet 测试结果。



Encoder 为编码器; Xception 为异常模块(一种深度学习模型); 1×1 Conv 为 1×1 卷积; 3×3 Conv rate6 为 3×3 卷积, 扩张率 6; 3×3 Conv rate12 为 3×3 卷积, 扩张率 12; 3×3 Conv rate18 为 3×3 卷积, 扩张率 18; Image Pooling 为图像池化;

Output Stride 为输出步距; Non-local 注意力机制为非局部注意力机制; Decoder 为解码器; Concat 为拼接;

Upsample by4 为上采样 4 倍; Output 为输出

图 6 改进后模型结构

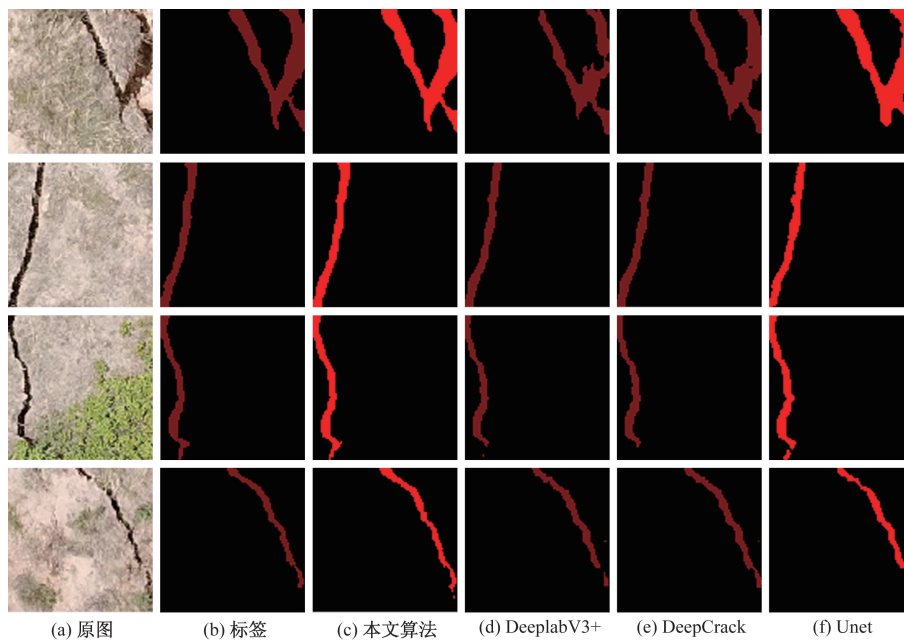


图 7 对比实验效果

由表 1 可知,在实验环境和相关参数一致的情况下,改进后的 DeeplabV3+模型的 Miou 相比于原网络、Unet、Deepcrack 分别提升了 2.02%、3.95%、0.05%。Accuracy 相比于原网络、Unet、Deepcrack 分别提升了 1.2%、1.8%、0.98%。由此证明改进后的模型性能最好。

表 1 实验结果对比

模型	Miou/%	Accuracy/%
本文方法	72.18	96.17
DeeplabV3+	70.16	94.97
Unet	68.23	94.37
DeepCrack	72.13	95.19

3 基于三维空间点云的沉陷分析方法

3.1 地面点云去噪处理

初始的大规模两期地面点云数据具有点数多、地物种类多的特点,两期点云的沉陷对比需要对比两期点云地面点的距离,而地物例如各种类的树木或其他杂物在地面点云数据采集中会产生噪声,因为树木会由于风向或者时间而产生形变。

DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)^[18]是基于密度的聚类算法,把具有足够高密度的区域划分为簇,可以在噪声的空间数据库中发现任意形状的聚类。通过使用 DBSCAN 聚类算法将无序点云数据进行点的分类,去除离群噪声点和地物非地面。

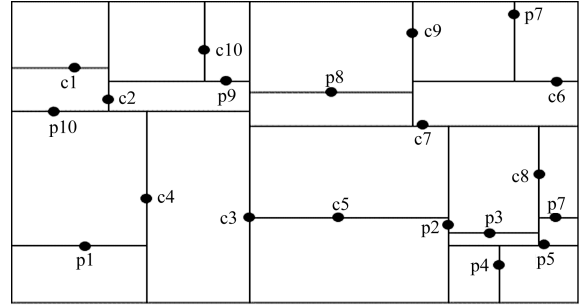
3.2 基于 KD Tree 构建的点云 K 近邻查找算法

由于地面点云数据格式的无序性,可以将无序点云数据构建为 KD-Tree^[19]。使用基于 KD-Tree 的最近邻算法寻找其附近点,确定两期点云之间的距离,并根据距离对地面点云进行颜色渲染,其原理如图 8 所示。

由于 KD-Tree 已经按照 x, y, z 维度进行了划分,通过维度比较可以快速定位到与其最接近的点,算法可视化部分通过计算点云中的每一个点在 KD-Tree 中查找最邻近点的距离,并根据距离对点云进行颜色渲染并用 open3d 进行可视化。图 9 为地面点云的颜色渲染结果。

3.3 基于 Delaunay 三角网的大规模地面点云表面重建算法

点云是由大量三维坐标点组成的数据集合,要计算地面点云的表面积,首先要对点云进行三维模型的建立,提出一种基于传统 Delaunay 重建算法改进的点云密度自适应的点云重建方法,以提高沉陷地表量化信息的准确性和有效性。



c1~c10 表示在 KD-Tree 构建过程中用于分割空间的切分点(或叫中心点),这些点的选择基于数据集中的特定特征值,如最大化分割平衡或最小化区域重叠;p1~p10 表示被这些切分点分割后空间中的具体数据点,在 KD-Tree 中,每个点都存储特定的数据维度信息,使得可以快速进行范围查询、最近邻搜索等操作

图 8 KD Tree 原理图

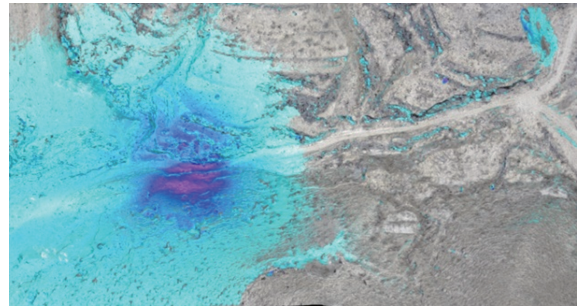


图 9 点云上色可视化的效果

首先构建点云数据的 KD-Tree,搜索每个点的 k 邻域点,计算该点的局部密度参数,随后进行三维 Delaunay 三角剖分^[20],由于四面体包含多个重叠三角形,需要剔除重叠三角形,并计算剔除重叠后所有三角形的外接圆半径。三角形三边长 e_1, e_2, e_3 如式(6)~式(8)所示。

$$p = (e_1 + e_2 + e_3)/2 \quad (6)$$

$$a = \sqrt{p(p-e_1)(p-e_2)(p-e_3)} \quad (7)$$

$$r = (e_1 e_2 e_3)/(4a) \quad (8)$$

式中: a 为三角形面积; r 为三角形外接圆半径。设定三角形局部范围密度 D_T 的阈值为 ϵ ,若 $r > \theta$ 则剔除,最终三角形集合即为点云的重建三角网表面。 D_T 和 θ 的计算公式为

$$D_T = (D_1 D_2 D_3)/3 \quad (9)$$

$$\epsilon = n D_T \quad (10)$$

式中: D_1, D_2, D_3 分别为三角形 3 个端点的局部密度值; n 为预先设定的用于计算阈值的参数。改进的 Delaunay 算法流程如图 10 所示。

3.4 地面点云沉陷面积分析

对于地面点云沉陷面积分析,提出基于地面三

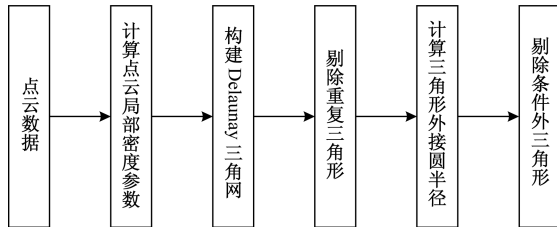


图 10 改进的 Delaunay 算法整体流程

维激光扫描系统的地表沉陷区域表面积的高精度测量和计算方法。基于构建出的 Delaunay 三角网 DEM 模型,对三角形进行表面积计算,使用式(11)计算三角形的表面积 S 。

$$S = 0.5 |(P_2 - P_1)(P_3 - P_1)| \quad (11)$$

式中: P_1 、 P_2 、 P_3 分别为三角形的 3 个顶点坐标; $|x|$ 为向量 x 的长度, $\times$ 为向量的叉积。计算完每个三角形的表面积之后进行累加求出总面积即为大规模地面点云地面总面积。

4 工程应用

针对 30507 工作面各区段开展周期性监测工作 14 次,形成监测历史实景模型、正射影像、三维点云数据等数据共计 42 套,如图 11~图 13 所示。

通过各个周期内产出的数据成果的应用,完成了 30507 工作面裂隙识别标绘有效的跟踪并记录了工作面地表地形数据以及期间该工作面整体裂隙分布情况,如图 14 和图 15 所示。

通过实景模型及数据对比发现沉陷区域一处,并造成了沟底滑坡道路损坏,目前沟底处塌陷区域



图 11 30507 工作面点云模型



图 12 30507 工作面实景模型



图 13 30507 工作面正射影像



图 14 30507 工作面切眼处的裂隙分布



图 15 30507 工作面新增裂隙实景模型

已经完成治理工作,治理前后实景如图 16 所示。

通过基于三维空间点云的沉陷分析方法,能快速了解整个监测区域沉陷情况,标定最大沉陷位置,结合掘进进度数据,得到掘进位置与沉陷区域的相对位置关系,如图 17 所示。

5 结论

(1)利用无人机搭载传感器获取高分辨率及高精度影像的倾斜摄影测量技术,构建矿区地表三维实景模型,生成正射影像、三维空间点云及三维实景模型等多种空间成果为分析提供数据支撑,优化了传统的数据采集及数据处理方式,提高了监测效率,实现了全工作面覆盖性监测。

(2)针对矿区地表裂隙问题,建立了一种基于高清正射影像和语义分割模型的像素级裂隙分析方法。采用改进 DeeplabV3+网络端到端的模式,通过学习裂隙表现出的高水平的特征来识别裂隙边界轮廓,确定裂隙的位置信息。

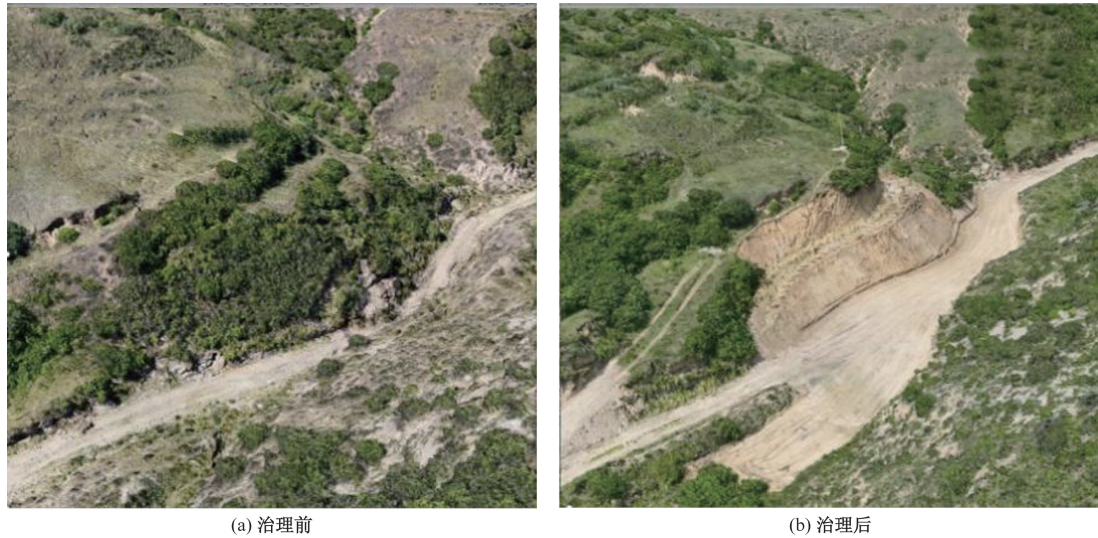


图 16 30507 沟底区域治理前后实景模型

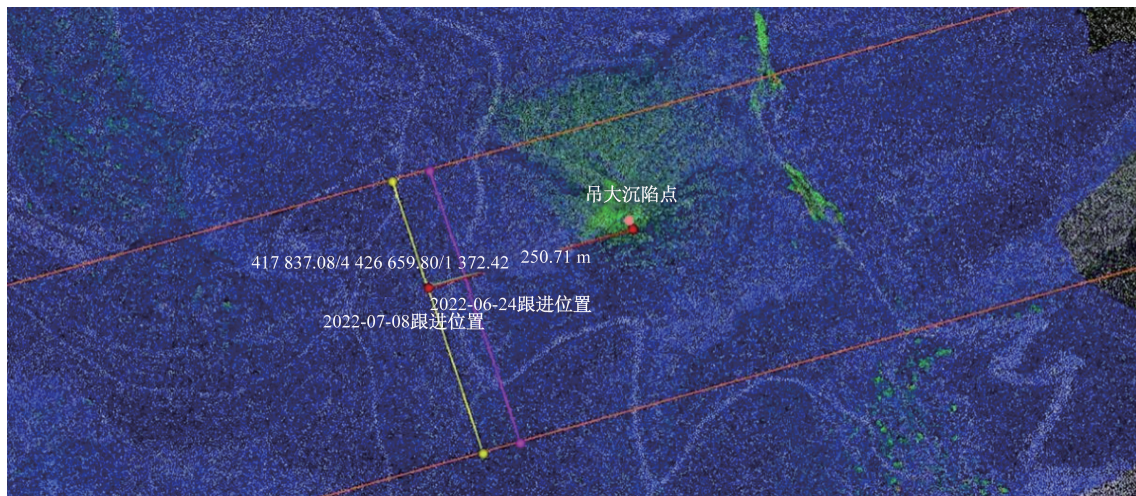


图 17 沉陷分析结果示意图

(3)针对矿区地表沉陷问题,提出了一种基于三维空间点云的沉陷分析方法。利用 KD-Tree 的数据构建技术实现了矿区地表模型点云数据的有序性,设计了基于 KD Tree 构建的点云 K 近邻查找算法,有效优化地面两期点云间距离的求解效率;在 Delaunay 重建算法中引入点云局部密度参数作为参考选择三角网中建立三角形的阈值,以求解点云沉陷面积,提高了地表沉陷分析的准确率和全面性,对地陷监测预警提供了重要的决策支持。

参考文献

- [1] 李兵, 胡林, 陈晨, 等. 基于多源遥感的淮南矿区土地利用/覆盖变化分析[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(18): 7640-7649.
- [2] 李兵, 胡林, 陈晨, 等. 基于多源遥感的淮南矿区土地利用/覆盖变化分析[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(18): 7640-7649.
- [3] 王智纯, 陈川, 李顺达, 等. 新疆西准噶尔沙吉海地区地表形变时空特征分析及其环境意义[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(4): 1385-1396.
- [4] 杜玉河, 杨文府. 基于多源数据的山西省采煤沉陷区调查监测体系构建[J]. 测绘通报, 2022(8): 133-138.
- [5] 刘建功, 赵家巍, 刘扬, 等. 煤矿矿区普适性拓展型固体改性充填采煤技术与装备[J]. 煤炭学报, 2024, 49(1): 380-399.
- [6] 陈月娟, 栗向蕾, 黄平平, 等. 面向矿区地表形变的 GPS-InSAR 融合方法研究[J]. 金属矿山, 2023(12): 182-188.
- [7] 尹宏昌, 田丰, 马海博, 等. 无人机激光雷达矿山开采沉陷监测研究[J]. 煤炭工程, 2023, 55(8): 130-136.
- [8] 张俊阳, 王昆, 赵同彬, 等. 矿区地表沉陷与裂缝无人机遥感观测研究现状及发展[J/OL]. 煤炭科学技术, 1-11 [2024-04-18]. <https://doi.org/10.13199/j.cnki.cst.2023-0438>.
- [9] 郝明, 林惠晶, 高彦彦. 基于改进主动轮廓模型的无人机

- 影像矿区地裂缝提取[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(12): 2448-2457.
- [10] 顾清华, 苏存玲, 王倩, 等. 基于双曲嵌入的露天矿区暗光环境下道路多目标检测模型[J]. 工矿自动化, 2024, 50(1): 49-56, 114.
- [11] 赵怡晴, 黄哲航, 刘宏发, 等. 露天矿边坡裂隙智能识别与信息解算[J]. 工程科学学报, 2024, 46(6): 1041-1053.
- [12] 李云海, 徐晓华, 朱鸿鹄, 等. 基于计算机视觉的岩石裂隙识别表征与软件研制[J]. 岩土工程学报, 2024, 46(3): 459-469.
- [13] 张海洋, 李小萌, 孙利辉. 大倾角煤层开采地表沉陷规律研究[J]. 煤炭工程, 2022, 54(6): 108-112.
- [14] 李全生, 李晓斌, 张凯, 等. 基于“空天地”一体化技术的岩层采动损伤监测与应用[J]. 煤炭学报, 2023, 48(1): 402-413.
- [15] 邹英杰, 范洪冬, 孙叶, 等. 基于 SAR 技术的开采沉陷全盆地分区形变提取方法[J]. 煤矿安全, 2022, 53(11): 229-235.
- [16] 何怡静, 杨维. 基于视觉与激光融合的井下灾后救援无人机自主位姿估计[J]. 工矿自动化, 2024, 50(4): 94-102.
- [17] 瞿中, 李明. 混合扩张卷积和注意力机制的路面裂缝检测[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(8): 2425-2431.
- [18] 宋蕊, 吴琛. 基于改进 DBSCAN 和双边滤波算法的点云去噪[J]. 电子器件, 2023, 46(4): 1083-1088.
- [19] 赵夫群, 马玉, 戴翀. 基于改进随机抽样一致的点云分割算法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(22): 9455-9460.
- [20] 代安进, 戴华阳, 阎跃观, 等. 基于 Delaunay 三角网约束的倾斜影像匹配[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(2): 35-40.

Identification of Surface Hazards in Mining Areas Based on DeeplabV3+ Network and Attention Mechanism: Taking 30507 Working Face of the Tashan Coal Mine as an Example

FAN Senshan, GONG Ming, LIU Junhong, HAO Jianxin, SHI Wu, SUN Pengyun

(Tashan Mine, China Coal Datong Energy Co., Ltd., Datong 037034, Shanxi, China)

Abstract: In order to solve the problem of monitoring hidden dangers on the surface of the mine area, a method for rapid monitoring and identification of hidden dangers on the surface of the mine area is proposed with the background of the 30507 working face of the Tashan Coal Mine. Using UAV-mounted sensors and tilt photogrammetry technology, a three-dimensional live model of the mine surface is constructed, and orthophotos and spatial point clouds are generated, a fissure identification method based on the DeeplabV3+ network and the attention mechanism is proposed, and the improvement effect is better than that of the current mainstream network, a subsidence analysis method based on the three-dimensional spatial point clouds is proposed, and the noise is removed with the density-noise spatial clustering algorithm, and the noise is removed through the KD Tree-based K -nearest neighbour algorithm based on KD Tree and point cloud surface reconstruction technology based on Delaunay triangulation network for subsidence analysis, to achieve the monitoring of surface data in the mining area.

Keywords: inclined photogrammetry; artificial intelligence techniques; 3D spatial point cloud of mining area; identification of surface fissures; intelligent analysis of subsidence