

# 基于AttentionR2U-net的岩石(体)关键 节理智能识别与参数提取

孙浩<sup>1,2</sup>, 代宗晟<sup>1,2</sup>, 金爱兵<sup>1,2</sup>, 陈岩<sup>3</sup>

(1. 北京科技大学 金属矿山高效开采与安全教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 北京科技大学 土木与资源工程学院, 北京 100083; 3. 北京科技大学 自动化学院, 北京 100083)

**摘要:** 针对岩石(体)表面复杂节理网中关键节理的智能识别与参数提取问题, 提出一种基于AttentionR2U-net网络与节理几何特征模型耦合识别的方法. 在R2U-net网络的基础上引入注意力门(attention gate)改进网络, 通过定性与定量的方法对边坡节理图像和混凝土、龟裂土、常见脆性岩石裂隙图像的识别结果分别作准确性及泛化能力检验; 利用AttentionR2U-net网络耦合节理几何特征的方法识别关键节理, 提取原始节理和关键节理的几何参数并对其迹长、面积及倾角作差异性分析. 研究表明: 针对岩石(体)节理识别, 本文算法的Dice相似系数从U-net网络的0.965提升至0.990, 且明显优于传统算法, 故本文算法在岩石(体)节理识别上具有更强的可靠性与优越性; 针对混凝土、龟裂土和大理岩、花岗岩、砂岩等脆性岩石裂隙的识别, 本文算法的Dice相似系数均在0.953以上, 故本文算法具有较强的泛化能力. 与原始节理网络相比, 关键节理网络优势迹长由0.732 m显著增大至1.835 m, 节理倾角分布形式和优势倾角组均不变, 优势迹长和倾角的节理占比均显著增大.

**关键词:** 岩石(体); 关键节理; AttentionR2U-net网络; 智能识别; 参数提取

中图分类号: TU 45 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)01-0101-10

## Intelligent Identification and Parameter Extraction of Key Joints in Rock (Mass) Based on AttentionR2U-net

SUN Hao<sup>1,2</sup>, DAI Zong-sheng<sup>1,2</sup>, JIN Ai-bing<sup>1,2</sup>, CHEN Yan<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Ministry of Education for Efficient Mining and Safety of Metal Mines, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. School of Civil and Resource Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 3. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China. Corresponding author: JIN Ai-bing, E-mail: jinaibing@ustb.edu.cn)

**Abstract:** Aiming at the problem of intelligent identification and parameter extraction of key joints in complex joint networks on surfaces of rock (mass), a method based on AttentionR2U-net network and joint geometric feature model is proposed. The attention gate was introduced on the basis of R2U-net network to improve the network, and then the accuracy test and generalization ability study of the recognition results of slope joint images and fracture images in concrete, cracked soil and common brittle rocks were carried out by qualitative and quantitative methods. Finally, the AttentionR2U-net network was used to identify the key joints by coupling the geometric features of the joints. The geometric parameters of the original and key joints are extracted, and then the trace length, area and inclination angle are analyzed. The results show that for joint identification of rock (mass), the Dice similarity coefficient of the proposed algorithm is increased from 0.965 to 0.990 in U-net network, outperforming the traditional

收稿日期: 2022-08-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52174106, 52004017); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(FRF-IDRY-20-021).

作者简介: 孙浩(1992-), 男, 安徽阜阳人, 北京科技大学副教授, 博士; 金爱兵(1974-), 男, 江苏兴化人, 北京科技大学教授, 博士生导师.

algorithm significantly. Therefore, the proposed algorithm has stronger reliability and superiority in joint identification of rock (mass). For crack identification in concrete, cracked soil and brittle rocks such as marble, granite and sandstone, the similarity coefficient Dice of the proposed algorithm is above 0.953, so the proposed algorithm has strong generalization ability. Compared with the original joint network, the dominant trace length of the key joint network increased significantly from 0.732 m to 1.835 m, the distribution pattern of joint dip angle and the dominant dip angle group remained unchanged, and the proportion of joints with dominant trace length and dip angle increased significantly.

**Key words:** rock (mass); key joint; AttentionR2U-net network; intelligent recognition; parameter extraction

边坡失稳是露天矿常见的工程地质灾害之一,也是发生频率最高、对露天矿安全生产影响最大的工程地质灾害.相对于土质边坡而言,露天矿岩质边坡结构面发育,受开挖和采动影响可能会产生大规模滑坡<sup>[1]</sup>.一方面,露天矿岩质边坡普遍较高、较陡,且失稳后治理难度大、代价高,同时露天矿山边坡自开挖后其高度和坡度一直处于动态调整和变化中,这就要求边坡地质调查稳定性分析方法应该具备及时、快速且准确的特性,而节理参数的高效准确获取是现阶段露天矿岩质边坡建模及稳定性分析的主要瓶颈之一.另一方面,岩石(体)表面节理裂隙数量众多,研究表明,长节理或贯通节理对岩体的力学性质影响显著,细微裂隙对其影响相对较小.因此,需要甄别对岩石(体)稳定影响较大的关键节理,摒弃影响较小的节理组别,从而优化岩体节理网络,在保证分析准确性的基础上,提高建模和分析效率.

随着数字化和智能化技术不断完善,越来越多学者将三维激光扫描技术<sup>[2-3]</sup>、近景摄影测量技术<sup>[4-5]</sup>和无人机倾斜摄影测量技术<sup>[6-7]</sup>等各类新型技术应用于岩石(体)表面获取节理信息,为边坡关键节理的图像特征智能识别提供数据支持.目前,常见基于图像信息的节理识别算法主要包括:阈值分割法<sup>[8-9]</sup>、边缘检测法<sup>[10-11]</sup>、区域生长法<sup>[12]</sup>、血管增强法<sup>[13]</sup>、深度学习法<sup>[14-15]</sup>等.传统图像识别算法在边坡裂隙识别过程中普遍存在精度不高、效率偏低等问题,而深度学习往往收敛快速、识别准确,在节理智能识别领域具有很好的发展潜力.柳厚祥等<sup>[16]</sup>、梁世豪<sup>[17]</sup>、Krisada等<sup>[18]</sup>分别利用深度学习 AlexNet模型、Tensorflow模型、全卷积神经网络(fully convolutional network, FCN)实现岩体表面裂隙高效识别;Chen等<sup>[19]</sup>提出一种基于FraSegNet网络的岩石裂缝自动分割和裂缝痕迹量化方法,该方法能够有效、准确提取裂缝痕迹并成功获取和评价施工中岩石隧道面二维裂缝发育情况;张紫杉等<sup>[20]</sup>利用空洞卷积

算法改进传统U-net网络,并基于GMM-EE算法和RANSAC算法对裂隙几何参数进行提取,实现了高陡岩坡表面裂隙信息的快速采集.然而,露天矿岩质边坡图像灰度差异小,节理形状复杂,识别难度大,现有深度学习方法对其识别的准确性和精度均不高.因此,需要完善现有深度学习方法,采用深度学习与节理几何特征模型耦合识别方法实现关键节理图像的快速、准确识别.

综上,本文改进循环残差卷积神经网络(recurrent residual CNN-based U-net, R2U-net),以R2U-net为基础引入注意门(attention gate, AG),构建AttentionR2U-net网络,并结合节理几何特征模型耦合识别方法实现对岩石(体)关键节理智能识别与参数提取.研究方法及成果可为岩石(体)节理的快速、准确识别及边坡稳定性分析提供有效技术手段.

## 1 基于 AttentionR2U-net 网络的节理识别过程

基于 AttentionR2U-net 网络的节理识别过程主要包括 4 个步骤:①利用无人机倾斜摄影测量技术获取露天矿岩质边坡节理高清图像;②依次对节理图像进行数据标注与数据增强,形成节理图像数据集;③依托 Tensorflow 和 Keras 框架搭建 AttentionR2U-net 网络;④网络模型训练与优化,并利用二分类混淆矩阵分析、评估模型识别效果及泛化能力.

### 1.1 数据获取及制作数据集

本研究以山西省朔州市平朔东露天矿岩质边坡为研究对象,其高程约 1 400 m,长度约 1 500 m,节理发育,且地形复杂,故选用 Mavic Pro(御 Pro)多旋翼无人机通过倾斜摄影测量方式获取节理图像.该款无人机具有指点飞行、智能跟随等功能,能够拍摄 1 200 万像素 JPEG 以及无损 RAW 格式照片;同时选用 Pix4Dcapture 作为

飞行控制软件,设计飞行参数完成特定飞行任务.

数据集的制作分为 4 步:① 从图像中筛选并裁剪出含节理的部分,如图 1a 中无人机所获取的初始图像仅保留节理;② 本文提出的 AttentionR2U-net 网络作为深度学习中有监督学习的一种,训练前需要人工标注目标节理以制作标签图像,使训练时每张图片均能够对应一张标签图像,因此本文运用图像标注工具 Labelme 对图 1a 中的节理进行人工标注;③ 使用 Python 将样本图像与标签图像同步裁剪成尺寸为 250×250 像素的图像,这样既能统一尺寸提高效率

精度,又能实现数据增强;④ 本研究还采用随机旋转的方式对数据进行增强,具体而言:在 train.py 文件中添加代码,使样本图像和对应标签图像在每次 epoch 前同步旋转随机角度,且每次 epoch 旋转的角度不同,图 1b 为训练  $n$  次 epoch,网络总计得到  $n$  倍的训练集样本进行训练.

通过该方法获取了 1 650 张样本图像和标签图像,然后将数据集按照 3:1 的比例随机分为训练集和测试集,共得到 1 237 张训练集和 413 张测试集样本,神经网络最终得到了  $1\ 237 \times n$  张训练样本.上述两种数据增强的方法,避免了欠拟合问题并且提高了训练的鲁棒性.

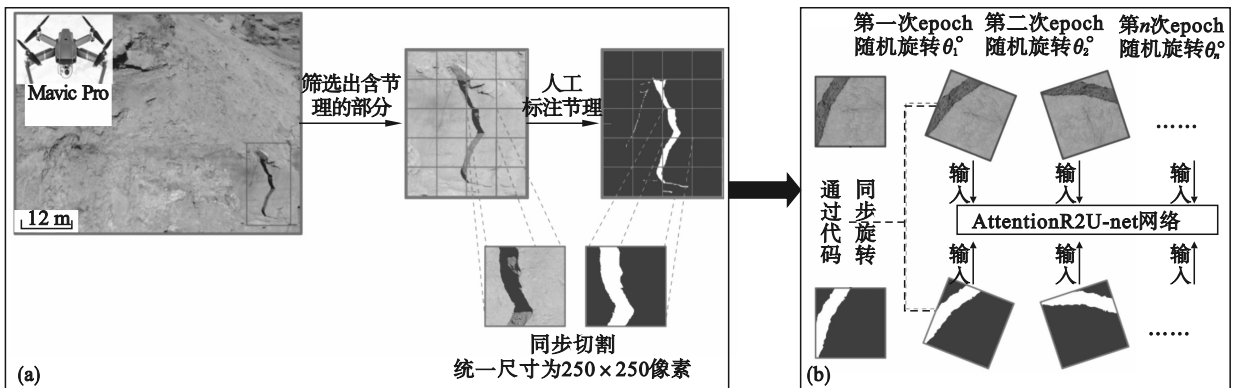


图 1 岩质边坡节理数据集制作过程

Fig. 1 Production process of rock slope joint dataset  
(a)—节理标注; (b)—数据增强.

需要说明的是,为了验证本文模型的泛化能力,仅在测试集中添加混凝土等其他裂隙图像,并将尺寸处理在 200×200~500×500 像素范围之内,总计得到 300 张图像.

### 1.2 AttentionR2U-net 网络模型构建

R2U-net 网络是将 U-net 网络结合循环网络 (recurrent neural network, RNN) 与残差网络 (residual network, ResNet) 的优点架构而成,主要通过 在编解码过程中使用循环残差卷积块<sup>[21]</sup>增加网络深度.为了抑制输入图像中的无关区域同时突出特定局部区域的显著特征,本研究在 R2U-net 网络的基础上增加注意门从而搭建 AttentionR2U-net 网络,如图 2 所示.

AttentionR2U-net 网络所引入的注意门可以自动学习并关注不同形状和大小的目标<sup>[22]</sup>,能容易集成到如 R2U-net 一样的标准 CNN 架构中,并用 Soft-attention 来代替 Hard-attention,其原理是因为可以微分的 Soft-attention 能通过神经网络算出梯度并且前向传播和后向反馈来学习得到权重,这样有助于逐步加强节理部分的权重,有效抑制无关区域中的激活,减少冗余部分,使改进后的 R2U-net 具

有更高的灵敏度和预测精度以及更强的泛化能力.最后本研究依托 Tensorflow 和 Keras 框架搭建 AttentionR2U-net 网络,具体计算参数见表 1.

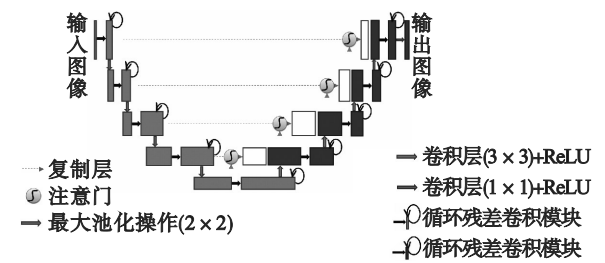


图 2 AttentionR2U-net 网络模型<sup>[23]</sup>

Fig. 2 AttentionR2U-net network model<sup>[23]</sup>

表 1 AttentionR2U-net 网络计算参数

Table 1 Computing parameters of AttentionR2U-net network

名称	参数	名称	参数
CPU	Intel i5-11400H	GPU	NVIDIA Geforce RTX 3050
系统	Windows 10	语言	Python 3.6
RAM	16 GB	框架	Tensorflow 和 Keras
Cuda	11.1		

### 1.3 模型优越性评判指标

由于节理图像识别问题中只有节理和背景两种类别,故将其作为二分类问题进行处理.其所涉及

的二分类混淆矩阵如表2所示,包括二分类交叉损失函数、准确率、查准率、灵敏度、特异性以及Dice相似系数,其中Dice相似系数为重要评判指标<sup>[20]</sup>.

表2 模型优越性评估指标  
Table 2 Model superiority evaluation index

指标	含义及作用	公式
二分类交叉损失函数 (Loss)	标签图像和预测图像相似程度;用于评估二分类问题中网络分割结果与给定标准结果的相似程度,也可运用反向传播算法对网络的参数进行优化.	$Loss = -\left(y \cdot \lg(\hat{y}) + (1-y) \cdot \lg(1-\hat{y})\right)$
准确率(Accuracy, Acc)	正确预测出节理和背景的像素占总像素的百分比;反映分类器的分类效果.	$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
查准率(Precision, P)	预测像素中真实的节理像素占有所有预测为节理像素的百分比;反映被预测为节理的结果中正确的概率.	$P = \frac{TP}{TP + FP}$
查全率(Recall, R)	预测像素中真实的节理像素占有所有真实节理像素百分比;反映节理被预测出的概率.	$R = \frac{TP}{TP + FN}$
灵敏度(Sen)	数值上等于R值,值越大,假负例越少;体现模型对节理的敏感程度.	$Sen = \frac{TP}{TP + FN}$
特异性(Spe)	预测出的背景像素占真实背景像素的百分比;体现模型判别背景的能力.	$Spe = \frac{TN}{TN + FP}$
Dice相似系数(Dice)	标签图像和预测图像的相似程度;更直观地反映模型的优劣程度.	$Dice = \frac{2 \times TP}{(TP + FN) + (TP + FP)}$

注:指标中,R值与Sen值相等,因此评判指标中只出现Sen值.(表中公式补充说明:y是网络输出的预测值,y是给定的样本值;TP表示标注、预测皆为节理的总像素点;FP表示标注为背景,预测为节理的总像素点;TN表示标注、预测皆为背景的总像素点;FN表示标注为节理,预测为背景的总像素点.)

## 2 节理识别结果分析

通过定性与定量方式对比分析基于本文算法和其他算法识别节理结果,检验本文算法的收敛性与准确性;在此基础上,通过识别其他领域的裂隙图像检验本文算法的泛化能力.

### 2.1 模型收敛性与准确性检验

分别利用本文 Attention R2U-net网络和传统 U-net网络对训练集进行训练,并基于 Dice 相似系数和二分类交叉损失函数 Loss 两个指标(表2)评估模型收敛性与可靠性,模型评估指标变化曲线如图3所示.由图3分析可知:①就 Dice 相似系数而言,Attention R2U-net网络和传统 U-net网络分别在第6次和第21次训练后的 Dice 超过 0.90,即图像识别结果与标签图像基本一致,并随训练次数的增加而逐渐趋于稳定,最终本文模型的 Dice 值为 0.990, U-net 网络的 Dice 值为 0.965;②就二分类交叉损失函数 Loss 而言,基于 Attention R2U-net网络和传统 U-net网络训练所得 Loss 值均随训练次数的增加而减小,并在约

第20次训练后趋于稳定,最终本文模型的 Loss 值为 0.001, U-net 网络的 Loss 值为 0.050. 综上,在训练初期本文模型中引入的注意门均匀分布于图像中的节理与非节理区域,故本文模型与 U-net 网络训练结果相近;随着训练次数增加,注意门能够自动学习并定位于图像中的目标区域即节理区域,逐步加强节理区域的权重,故本文模型的收敛速度更快、预测精度更高.

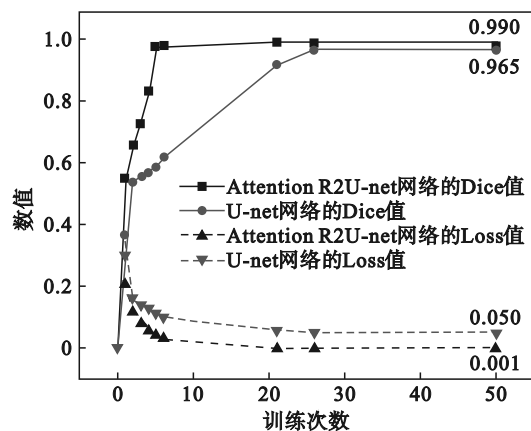


图3 模型评估指标变化曲线

Fig. 3 Evolution curves of model evaluation index

在此基础上,从测试集中选取 4 幅典型节理图像,分别用本文算法、大津法、边缘检测法、区域生长法以及血管增强法对其节理进行识别,识别效果如图 4 所示。

通过将图 4 中不同算法的识别结果与标签图进行比较可得:① 大津法整体识别效果好于其他传统算法,但识别结果有噪声并对阴影部分识别效果不佳,特别是图 4d 中大津法识别效果不佳;

② 边缘检测法仅能粗略识别出节理轮廓,整体识别效果差;③ 区域生长法不仅能够识别简单节理轮廓且没有噪声,但节理识别的完整性偏低,其中图 4b 区域生长法节理识别不完整;④ 血管增强算法易将非节理部分识别成节理,抗干扰性较差,如图 4a 和图 4d 都出现该问题;⑤ 本文算法整体识别效果明显优于传统算法,没有噪声且能准确处理节理末端部分(图 4c)。

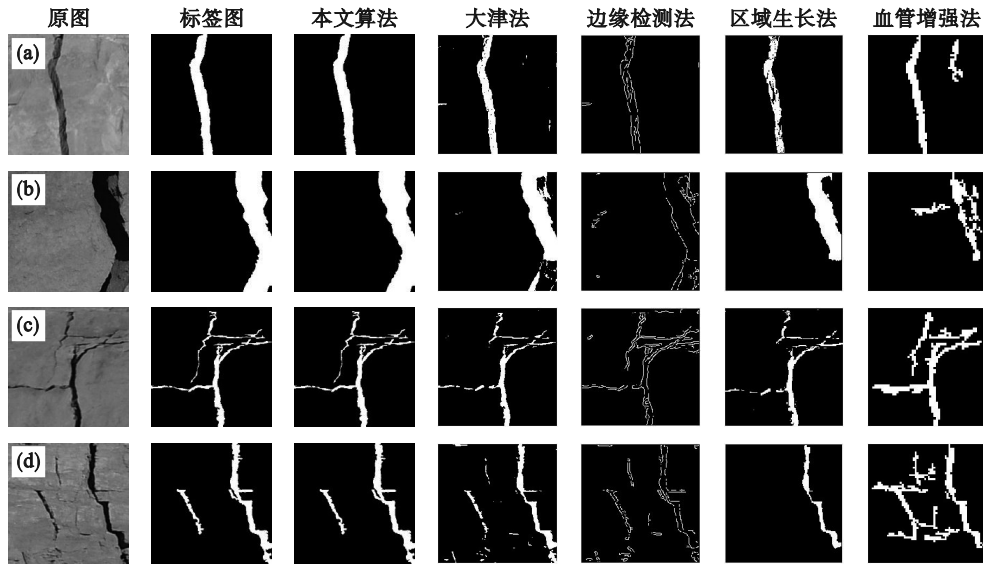


图 4 基于不同算法的节理识别结果对比

Fig. 4 Comparison of joint recognition results of different algorithms  
(a)—样品 1; (b)—样品 2; (c)—样品 3; (d)—样品 4.

在定性分析基础上,通过二分类交叉损失函数、准确率、查准率、灵敏度、特异性以及 Dice 相似系数等指标定量检验本文算法对图像节理与背景像素的分类效果. 表 3 为本文算法对图 4 中 4 幅图像识别结果;表 4 为测试集各指标的平均值和最高值. 由表 3 可知,本文算法对 4 幅图像的识别效果优异,其各项指标都在 0.984 以上。

图 5 为不同算法对测试集中节理图像的识别结果,从图 5 中可得:① 各算法的特异性(Spe)较好,均在 0.926 以上;② 大津法、血管增强法、区域生长法、边缘检测法各指标的波动大,灵敏度(Sen)及 Dice 相似系数均较低;③ 本文算法的各指标波动小、差异小,都趋近于 1.000,且 Dice 相似系数远高于传统算法,可见本文算法比传统算法的识别效果更好,更适用于岩质边坡节理识别。

综上,从定性、定量两方面检验了本文算法在岩质边坡的节理识别中表现出很好的识别效果,其中 Dice 相似系数从 U-net 网络的 0.965 提升至 0.990,且明显高于传统算法,故本文算法对岩质边坡节理识别具有较强的可靠性与优

越性。

表 3 基于 AttentionR2U-net 预测不同节理图像的定量结果  
Table 3 Quantitative results of predicting different joint images based on AttentionR2U-net

指标	样品 1	样品 2	样品 3	样品 4
TP	4022	10921	3923	4570
TN	58404	51487	58501	57857
FN	19	69	11	34
FP	55	23	65	38
Sen	0.995	0.994	0.997	0.992
Spe	0.999	0.999	0.998	0.999
<i>P</i>	0.986	0.998	0.984	0.992
Dice	0.991	0.996	0.990	0.992

表 4 测试集各指标计算结果  
Table 4 Calculation results of each index in the test set

指标	Acc	Sen	Spe	<i>P</i>	Dice
平均	0.997	0.991	0.998	0.990	0.990
最高	0.999	0.998	0.999	0.998	0.997

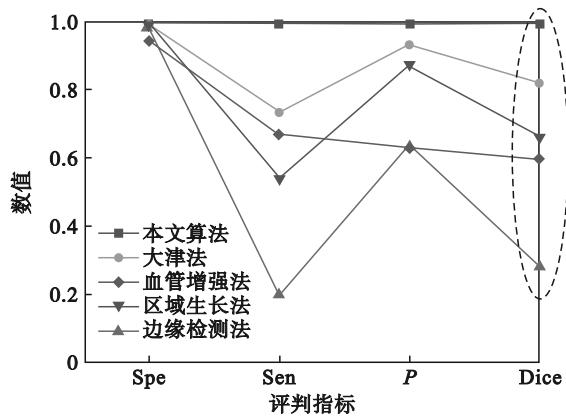


图5 不同算法结果的各项指标

Fig. 5 Indicators of the results of different algorithms

## 2.2 模型泛化能力检验

不少学者已对混凝土<sup>[24-25]</sup>、各类岩石<sup>[26]</sup>以及龟裂土<sup>[27]</sup>中的裂隙图像识别工作开展大量研究. 为了检验本文算法的泛化能力, 分别基于公开混凝土裂隙图像<sup>[28]</sup>、龟裂土图像以及作者前期室内试验所得不同破坏后的岩样图像制作成测试集, 并运用不同算法对其进行识别, 最后将测试结果与人工标注的给定结果进行定性定量分析. 图

6为各领域中典型裂隙的识别效果; 表5为不同算法在各个领域裂隙识别结果的Dice相似系数. 需要说明的是, 用于预测的参数仅依赖于边坡节理的训练集训练生成, 对其他领域的裂隙没有进行过其他任何的训练.

同样将图6中不同算法的识别结果与标签图进行比较可得: ①大津法和边缘检测法识别受矿物影响较大, 如图6中花岗岩和细砂岩噪声太大; ②区域生长法在图6中对大理石和龟裂土的识别结果较差, 不完整; ③血管增强法整体识别效果不好; ④本文算法整体与标签图一致, 效果较好, 但在处理裂隙边缘时效果不及边坡节理识别, 其中如图6的混凝土和大理岩细节处理欠佳. 在上述定性分析的基础上, 通过不同算法识别的结果与标签图计算得出各领域各算法的Dice相似系数(表5).

经过分析可得: 本文算法在各领域中的Dice值均稳定地分布在0.953以上, 且远高于传统算法, 表明本文算法在其他领域的裂隙识别方面也展现出强大的优势, 拥有较强的泛化能力.

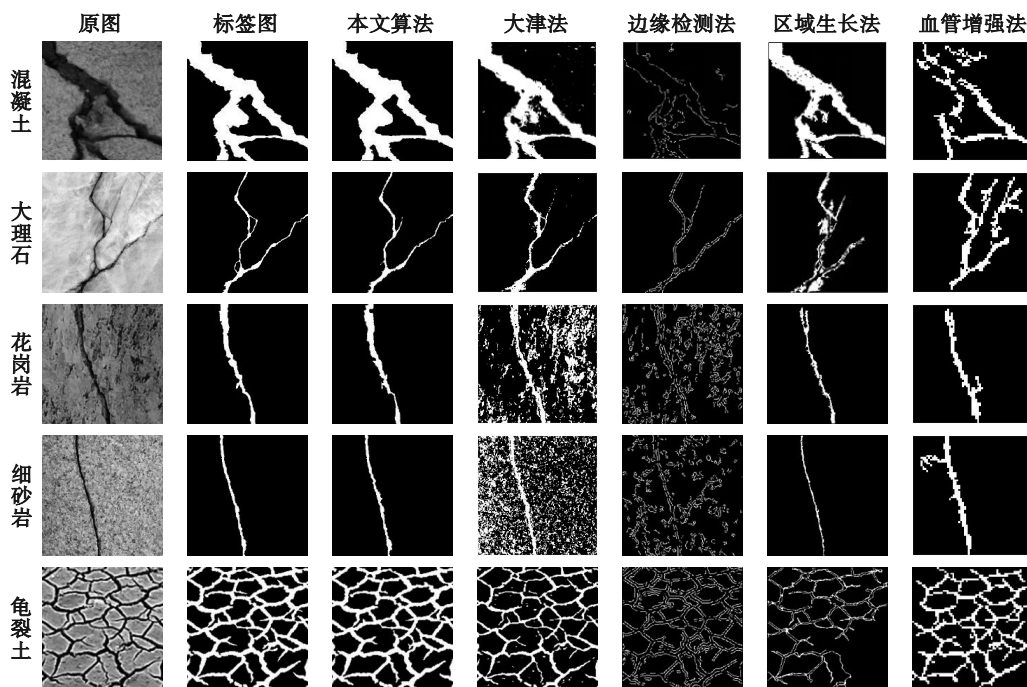


图6 不同领域裂隙识别情况对比

Fig. 6 Comparison of fracture identification in different fields

## 3 关键节理几何参数提取

岩体中普遍分布不同特征节理, 这些节理导致岩体呈现非均质、非连续以及各向异性, 其中对岩体力学特性有显著影响的节理称为关键节理. 基于作者前期关键节理迹长阈值研究结

果<sup>[29]</sup>, 可将迹长大于19%试样尺寸的节理视为关键节理, 故本研究中定义图像尺寸在标准250×250像素值时, 最小外接斜矩形长度大于标准尺寸的19%的节理作为关键节理.

通过将AttentionR2U-net网络与节理几何特征模型耦合的方法实现岩石(体)关键节理的参

表 5 其他领域裂隙识别的 Dice 结果  
Table 5 Dice results for fracture identification in other fields

算法	混凝土	大理岩	花岗岩	砂岩	龟裂土
本文算法	0.985	0.953	0.974	0.983	0.963
大津法	0.879	0.867	0.375	0.258	0.785
边缘检测法	0.263	0.341	0.185	0.157	0.438
区域生长法	0.846	0.367	0.735	0.786	0.579
血管增强法	0.564	0.459	0.708	0.723	0.738

数提取. 首先提取出原始节理的相关几何参数, 然后将 AttentionR2U-net 网络耦合节理几何特征, 实现关键节理甄别, 最后分析原始节理和关键节理之间迹长分布、面积分布及倾角分布的差异.

### 3.1 原始节理几何参数提取

岩石(体)节理智能识别的最终目的是获取节理的几何参数, 因此本文运用在图像处理 and 计算机视觉领域被广泛应用的 OpenCV 库对二值化后的节理图像获取轮廓<sup>[30]</sup>, 进而标定出轮廓的面积以及最小外接斜矩形等基本参数, 最终将这些参数转换为节理的实际几何参数, 例如: 迹长、倾角、面积.

1) 轮廓的基本参数. 在参数提取前, 首先对节理进行轮廓获取(轮廓: 具有相同灰度值的连续点连在一起的曲线), 主要通过函数 FindContours 实现, 使用库函数 ContourArea 计算轮廓的面积, 其具体实现: 将格林公式用于二值化后的图像, 再根据轮廓计算出面积, 格林公式为

$$\iint_D \left( \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial P}{\partial y} \right) dx dy = \oint_L P dx + Q dy. \quad (1)$$

式中:  $L$  是区域  $D$  的正向边界曲线; 函数  $P(x, y)$ ,  $Q(x, y)$  需要在区域  $D$  上具有一阶连续的偏导数, 通过该公式可以计算得到平面图形的面积.

2) 最小外接斜矩形长度. 使用函数 MinAreaRect 得到完全覆盖此轮廓的最小矩形; 图 7 为外接最小矩形的原理, 通过函数 BoxPoints 获取高度、宽度、旋转角度( $\theta$ )以及矩形的 4 个顶点.

3) 节理实际几何参数. 由于节理大多呈现不规则形状, 无法直接获取节理实际几何信息, 因此本文获取轮廓的基本参数之后, 通过无人机的飞行参数将轮廓的基本参数转换为真实节理的几何参数. 其中节理的面积通过对轮廓简单的单位换算可得, 另外节理的迹长和倾角通过轮廓最小外接斜矩形的顶点坐标参数计算再转换可得. 具体实现: 分别运用两顶点间的坐标计算出

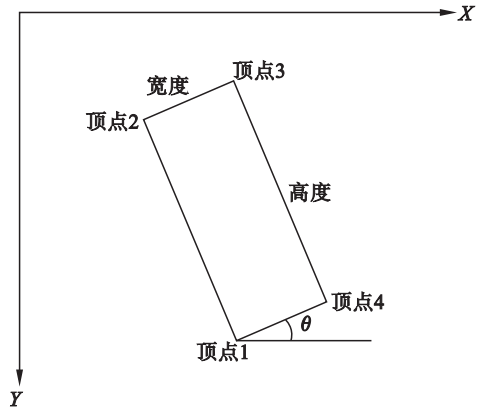


图 7 外接最小矩形的原理

Fig. 7 Principle of enclosing minimum rectangle

两点的距离, 距离长的边换算单位之后为节理迹长, 距离短的边为节理迹宽; 旋转角度( $\theta$ )即节理的倾角.

### 3.2 AttentionR2U-net 网络耦合节理几何特征

为了解决从图像的复杂节理网中筛选出关键节理, 本文采用如下 3 种 AttentionR2U-net 网络与节理几何特征模型耦合方法. 方法 1 是对训练集进行处理, 使神经网络从根本上学习到如何甄别出关键节理, 即在神经网络的训练前只标注节理迹长大于图像尺寸 19% 的节理制作成训练集, 通过不断训练使模型学习到这一特征并自动识别出关键节理. 方法 2 是在神经网络输出前耦合节理几何特征, 将预测结果处理为仅有关键节理的图像, 即在神经网络预测输出二值节理图像前, 以图像尺寸的 19% 作为迹长阈值, 输出的图像中仅保留了大于此阈值的节理, 从而达到筛选关键节理的目的. 方法 3 是结合方法 1 和方法 2, 既在训练集部分对图像进行处理, 又在神经网络输出结果前作迹长阈值筛选.

为了检验以上 3 种关键节理甄别方法的效果, 本文通过将这 3 种耦合的方法作 4 组对比(见表 6), 并对这 3 种方法作各自优劣分析. 首先对表 6 中变量进行定义. 原模型: 未对节理作任何特殊处理进行正常训练测试的神经网络模型; 关键节理识别率: 总关键节理数量/总识别出来的节理数量; 关键节理精度: 仅标注关键节理的图像与预测输出的图像之间的精确度; 单条节理精度: 一条关键节理的平均精确度.

基于表 6 中数据分析可得:

1) 方法 1 的关键节理精度从原模型 0.842 提升到 0.916, 说明该方法对关键节理的甄别有一定的效果, 但关键节理识别率仅为 0.738, 输出图像中仍有非关键节理, 另外单条节理精度由原模型

表 6 两种耦合甄别关键节理方法的结果比较  
Table 6 Comparison of results of two coupling methods for critical joint identification

方法	关键节理识别率	关键节理精度	单条节理精度
原模型	0.568	0.842	0.990
方法 1	0.738	0.916	0.953
方法 2	1.000	0.990	0.990
方法 3	1.000	0.953	0.953

的 0.990 下降到 0.953, 由此可知通过耦合方法 1 甄别关键节理的过程中反而影响了节理识别的精度;

2) 方法 2 的关键节理精度已达该模型最高能识别节理的精度, 且能够识别出全部关键节理;

3) 方法 3 也能完全甄别出关键节理, 但单条节理精度从原模型的 0.990 降低到 0.953, 因此该方法也影响了节理识别的精度.

综上, 最终采用方法 2 筛选关键节理. 需要说明的是, 鉴于本次研究所用数据集有限, 表现在关键节理与非关键节理比较的数值和数量信息不足, 达不到让 AttentionR2U-net 网络智能学习到这个判断标准的效果, 故对方法 1 给出结论为未能完全甄别出关键节理且节理精度有所降低. 因此在后续研究中将会引入更多数据集训练本模型, 学习甄别关键节理的特征.

### 3.3 原始节理与关键节理的几何参数对比

在边坡岩体稳定性分析与研究中, 节理网络模型构建是边坡建模的重要先决条件. 然而岩石(体)中节理往往数量众多, 构建包含全部节理的岩石(体)模型难以实现, 且极大增加了岩石(体)稳定性的分析难度.

因此, 将上述 AttentionR2U-net 网络与节理几何特征模型进行耦合来实现关键节理的智能识别和参数提取, 从而优化岩体节理网络, 在保证分析准确性的基础上, 提高建模和分析效率.

为了研究原始节理和关键节理几何参数之间的联系和差异性, 对图 8 中原始节理和关键节理进行提取各自的几何参数, 并运用归一化的方法将节理不同的几何参数进行分类, 最后对原始节理和关键节理的迹长、面积以及倾角进行对比分析.

对岩石(体)原始和关键节理识别结果(图 8b 和图 8c)进行处理, 提取节理几何参数信息, 原始和关键节理迹长、面积和倾角概率分布模型分别如图 9 所示. 结果表明: 原始和关键节理的迹长均服从对数正态分布, 关键节理优势迹长由 0.732 m 显著增大至 1.835 m, 节理迹长分布的各向异性程度亦显著增大, 峰值区间的概率密度由 0.431 增大到 0.746. 相比于原始节理网络面积概率分布, 关键节理的面积分布形式由负指数分布变为高斯分布, 关键节理网络存在的均值为  $0.314 \text{ m}^2$ .

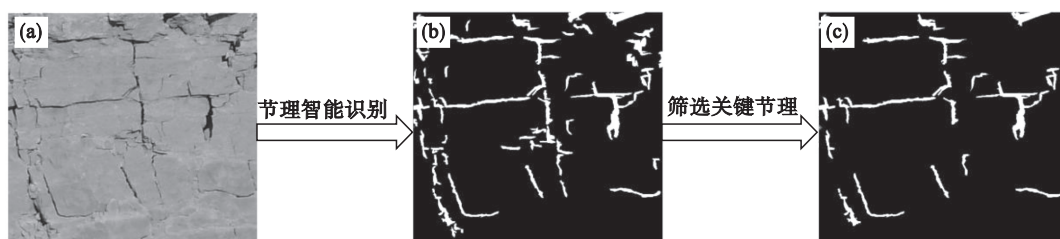


图 8 关键节理智能识别过程

Fig. 8 Intelligent identification process of key joints

(a)—岩石边坡真实图像; (b)—原始节理图像; (c)—关键节理图像.

原始和关键节理的倾角概率分布均服从高斯分布, 关键节理未改变倾角分布形式和优势倾角, 优势倾角均为  $90^\circ$ , 但关键节理中优势倾角节理占比显著增大, 概率密度由 0.406 增大到 0.678. 分析认为: 原始节理中优势倾角节理往往迹长较大, 非优势倾角节理的迹长尺寸较为随机, 因此筛选时优势倾角节理多数作为关键节理被保留, 使优势倾角不变且数量占比显著增大.

另外需要说明的是, 本文中采用的关键节理判据<sup>[29]</sup>仅考虑了节理迹长这一因素, 节理倾角亦是影响岩体强度、控制岩体稳定的重要因素之一. 后续作者将采用变异系数法改进力学等效分析方法, 综合强度、变形和能量特性探究岩石(体)关键节理倾角特征, 完善关键节理判据, 进一步提高岩石(体)关键节理智能识别与参数提取的效率与准确性.

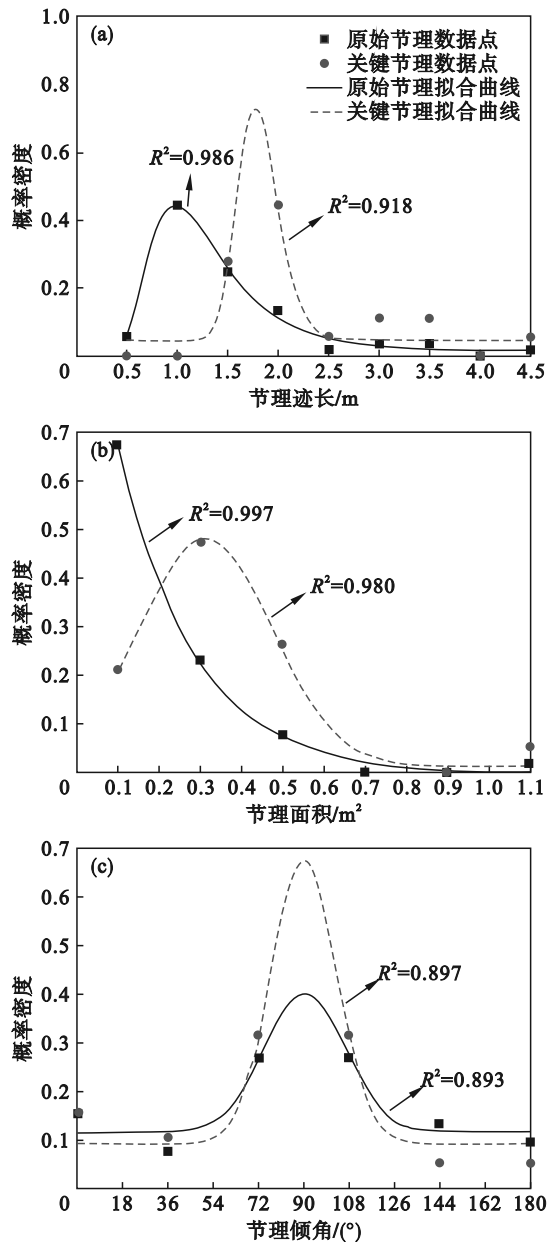


图9 节理的几何参数及概率密度曲线

Fig. 9 Histogram of geometrical parameters and probability density curves of joints

(a)—节理迹长; (b)—节理面积; (c)—节理倾角.

## 4 结 论

1) 通过与大津法、边缘检测法、区域生长法以及血管增强法进行比较,本文算法在岩石(体)节理识别中表现出更高精度,其中Dice相似系数从U-net网络的0.965提升至0.990,明显优于传统算法,故本文算法在岩石(体)节理识别方面具有更强的可靠性与优越性。

2) 通过与传统算法进行比较,本文算法在混凝土、大理石、花岗岩、细砂岩以及龟裂土领域的裂隙识别中也展示出比传统算法更高的精度,其中Dice相似系数都在0.953以上,远高于传统算

法,故本文算法在以上领域的裂隙识别方面具有较强的泛化能力。

3) 将AttentionR2U-net网络与节理几何特征模型进行耦合,主要通过在神经网络预测后增加节理迹长为图像尺寸19%的阈值判据进行耦合,进而使模型仅输出关键节理,实现关键节理的智能识别.与原始节理网络相比,关键节理网络迹长同样服从对数正态分布且优势迹长由0.732 m显著增大至1.835 m,关键节理面积分布形式由负指数分布变为高斯分布,且均值为0.314  $m^2$ ,节理倾角分布形式同样服从高斯分布且优势倾角组依旧为 $90^\circ$ ,另外优势迹长和倾角的节理占比均显著增大。

## 参考文献:

- [1] 黄润秋.20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J].岩石力学与工程学报,2007,26(3):433-454.  
(Huang Run-qiu.Large-scale landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th century [J].*Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, 26(3): 433-454.)
- [2] Chen S W, Walske M L, Davies I J. Rapid mapping and analysing rock mass discontinuities with 3D terrestrial laser scanning in the underground excavation [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2018, 110: 28-35.
- [3] Ismail A, Ahmad-Safuan A R, Sa'ari R, et al. Application of combined terrestrial laser scanning and unmanned aerial vehicle digital photogrammetry method in high rock slope stability analysis: a case study [J]. *Measurement*, 2022, 195: 111161.
- [4] Agar Ozbek A S, Weerheijm J, van Breugel K. High speed photography technique for measuring impact strength of porous concrete [J]. *Construction and Building Materials*, 2018, 186: 1092-1104.
- [5] Sturzenegger M, Stead D. Close-range terrestrial digital photogrammetry and terrestrial laser scanning for discontinuity characterization on rock cuts [J]. *Engineering Geology*, 2009, 106(3/4): 163-182.
- [6] 金爱兵,陈帅军,赵安宇,等.基于无人机摄影测量的露天矿边坡数值模拟[J].岩土力学,2021,42(1):255-264.  
(Jin Ai-bing, Chen Shuai-jun, Zhao An-yu, et al. Numerical simulation of open-pit mine slope based on unmanned aerial vehicle photogrammetry [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2021, 42(1): 255-264.)
- [7] 贾曙光,金爱兵,赵怡晴.无人机摄影测量在高陡边坡地质调查中的应用[J].岩土力学,2018,39(3):1130-1136.  
(Jia Shu-guang, Jin Ai-bing, Zhao Yi-qing. Application of UAV oblique photogrammetry in the field of geology survey at the high and steep slope [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2018, 39(3): 1130-1136.)
- [8] Talab A M A, Huang Z C, Xi F, et al. Detection crack in image using Otsu method and multiple filtering in image processing techniques [J]. *Optik*, 2016, 127(3): 1030-1033.
- [9] Kheradmandi N, Mehranfar V. A critical review and comparative study on image segmentation-based techniques for pavement crack detection [J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 321: 126162.

- [10] Nhat-Duc H, Nguyen Q L, Tran V D. Automatic recognition of asphalt pavement cracks using metaheuristic optimized edge detection algorithms and convolution neural network [J]. *Automation in Construction*, 2018, 94: 203-213.
- [11] Wang L T, Gu X Y, Liu Z, et al. Automatic detection of asphalt pavement thickness: a method combining GPR images and improved Canny algorithm [J]. *Measurement*, 2022, 196: 111248.
- [12] Kang C C, Wang W J, Kang C H. Image segmentation with complicated background by using seeded region growing [J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2012, 66(9): 767-771.
- [13] Tang Y D, He L, Lu W, et al. A novel approach for fracture skeleton extraction from rock surface images [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2021, 142: 104732.
- [14] Zhu J S, Song J B. Weakly supervised network based intelligent identification of cracks in asphalt concrete bridge deck [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2020, 59(3): 1307-1317.
- [15] Cui X N, Wang Q C, Dai J P, et al. Pixel-level intelligent recognition of concrete cracks based on DRACNN [J]. *Materials Letters*, 2022, 306: 130867.
- [16] 柳厚祥, 李汪石, 查焕奕, 等. 基于深度学习技术的公路隧道围岩分级方法 [J]. *岩土工程学报*, 2018, 40(10): 1809-1817.  
(Liu Hou-xiang, Li Wang-shi, Zha Huan-yi, et al. Method for surrounding rock mass classification of highway tunnels based on deep learning technology [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2018, 40(10): 1809-1817.)
- [17] 梁世豪. 基于深度学习的野外露头区岩石裂缝识别方法研究 [D]. 大庆: 东北石油大学, 2020.  
(Liang Shi-hao. Research on identification method of rock fractures in outcrop area based on deep learning [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2020.)
- [18] Chaiyasarn K, Buatik A, Mohamad H, et al. Integrated pixel-level CNN-FCN crack detection via photogrammetric 3D texture mapping of concrete structures [J]. *Automation in Construction*, 2022, 140: 104388.
- [19] Chen J Y, Zhou M L, Huang H W, et al. Automated extraction and evaluation of fracture trace maps from rock tunnel face images via deep learning [J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2021, 142: 104745.
- [20] 张紫杉, 王述红, 王鹏宇, 等. 岩坡坡面裂隙网络智能识别与参数提取 [J]. *岩土工程学报*, 2021, 43(12): 2240-2248.  
(Zhang Zi-shan, Wang Shu-hong, Wang Peng-yu, et al. Intelligent identification and extraction of geometric parameters for surface fracture networks of rocky slopes [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2021, 43(12): 2240-2248.)
- [21] Xie Z Y, Asari V K, Haritashya U K. Evaluating deep-learning models for debris-covered glacier mapping [J]. *Applied Computing and Geosciences*, 2021, 12: 100071.
- [22] Obeso A M, Benois-Pineau J, García Vázquez M S, et al. Visual vs internal attention mechanisms in deep neural networks for image classification and object detection [J]. *Pattern Recognition*, 2022, 123: 108411.
- [23] 于文玲, 刘波, 刘华, 等. 基于 Attention Gates 和 R2U-net 的遥感影像建筑物提取方法 [J]. *地理与地理信息科学*, 2022, 38(3): 31-36, 42.  
(Yu Wen-ling, Liu Bo, Liu Hua, et al. Building extraction from remote sensing images based on the R2U-net model and attention gates [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2022, 38(3): 31-36, 42.)
- [24] Turkan Y, Hong J, Laflamme S, et al. Adaptive wavelet neural network for terrestrial laser scanner-based crack detection [J]. *Automation in Construction*, 2018, 94: 191-202.
- [25] Zheng M J, Lei Z J, Zhang K. Intelligent detection of building cracks based on deep learning [J]. *Image and Vision Computing*, 2020, 103: 103987.
- [26] Zhao Y X, Sun B, Liu S M, et al. Identification of mining induced ground fissures using UAV and infrared thermal imager: temperature variation and fissure evolution [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 180: 45-64.
- [27] Tang C A, Webb A A G, Moore W B, et al. Breaking earth's shell into a global plate network [J]. *Nature Communications*, 2020, 11: 3621.
- [28] Shi Y, Cui L M, Qi Z Q, et al. Automatic road crack detection using random structured forests [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(12): 3434-3445.
- [29] 金爱兵, 陆通, 王本鑫, 等. 基于力学等效的岩体关键节理迹长阈值研究 [J]. *岩石力学与工程学报*, 2022, 41(5): 904-915.  
(Jin Ai-bing, Lu Tong, Wang Ben-xin, et al. Study on the threshold of key joint trace length in rock mass based on mechanical equivalence [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2022, 41(5): 904-915.)
- [30] Dominguez C, Heras J, Pascual V. IJ-OpenCV: combining ImageJ and OpenCV for processing images in biomedicine [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2017, 84: 189-194.