

doi:10.11835/j.issn.1000.582X.2024.10.015

基于机器学习的石窟顶板裂隙热红外识别

李昌波^{1a}, 包 含^{1a,1b}, 兰恒星², 李 黎³, 陈卫昌³, 刘长青^{1a}, 吕洪涛^{1a}

(1. 长安大学 a. 公路学院; b. 西安市绿色智慧交通岩土工程重点实验室, 西安 710064;
2. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;
3. 中国文化遗产研究院, 北京 100029)

摘要:石窟顶板层状岩体中发育的裂隙相互交切, 极易引发石窟岩体的失稳破坏, 对其快速精准识别是石窟保护的重要基础。针对石窟顶板岩体裂隙的非接触精准测量需求, 结合热红外探测技术和改进的UNet网络模型, 对顶板裂隙网络二值图进行提取, 并运用聚类算法, 完成了裂隙网络二值图分割识别以及裂隙分组。结果表明, 该网络模型各项性能相较于其他网络模型有所提高, Dice系数和推理速度分别达到了71.63%和0.84帧/s, 识别过程抵抗人工结构物影响的能力较强, 凸显该方法推理速度快, 提取精度高、热红外图像适用性好等特点。以安岳圆觉洞顶板为例, 应用该方法共分割识别出153条裂隙, 并确定了NW327°和NE55°是顶板裂隙的优势走向, 与其他测量方法相比识别效果更好。

关键词:石窟寺; 岩体裂隙识别; 深度学习; UNet网络; 裂隙分组; 聚类分析

中图分类号: TU452

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2024)10-191-14

Machine-learning-based thermal infrared recognition of fractures in grotto roofs

LI Changbo^{1a}, BAO Han^{1a,1b}, LAN Hengxing², LI Li³, CHEN Weichang³,
LIU Changqing^{1a}, LYU Hongtao^{1a}

(1a. School of Highway; 1b. Xi'an Key Laboratory of Geotechnical Engineering for Green and Intelligent Transport, Chang'an University, Xi'an 710064, P. R. China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, P. R. China; 3. China Academy of Cultural Heritage, Beijing 100029, P. R. China)

Abstract: The cracks developed in the layered rock mass of grotto roofs intersect with each other, which can easily cause instability and failure of the cave rock mass. Rapid and precise fracture identification is crucial for grotto protection. To meet the need for non-contact, precise fracture measurement, this study integrates thermal infrared detection technology with an improved UNet network model to extract binary maps of roof fracture networks. Clustering algorithms are employed for segmentation and recognition, achieving a Dice coefficients of 71.63%

收稿日期: 2024-01-10

基金项目: 国家自然科学基金(42177142, 42041006); 中央高校基本科研业务费(300102212213)。

Supported by National Natural Science Foundation of China(42177142, 42041006), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(300102212213).

作者简介: 李昌波(2000—), 男, 研究生, 主要从事岩体结构智能识别方向研究, (E-mail)lcblcb564@outlook.com。

通信作者: 包 含, 男, 教授, (E-mail) baohan@chd.edu.cn。

and a detection speed of 0.84 frames/s. The method exhibits high extraction efficiency, accuracy, good applicability of thermal infrared images and resilience against artificial structure influence. Applied to the roof of Anyue Yuanjue Grotto, this method successfully identified 153 fractures and reveals dominant fracture trends at NW327° and NE55°, outperforming other measurement techniques.

Keywords: grotto temple; rock mass fracture identification; deep learning; UNet network; partitioning of fracture; cluster analysis

石窟寺生动地书写着中国璀璨的历史文化,一直是中国文化遗产保护关注的重点。然而,在成岩环境、区域地质活动、温湿度、可溶盐、水分运移等多因素耦合作用下,石窟岩体形成和发育了多种类型的宏细观裂隙^[1-2],这些裂隙对石窟岩体的宏观力学性能起着关键控制作用^[3]。石窟顶板作为石窟结构中最易失稳的部位,发育的裂隙相互交切^[4],极易引发顶板岩体开裂、掉块、坍塌^[5],直接影响石窟的稳定性。因此,如何获取裂隙的发育与分布状态,成为石窟寺保护的一项基础工作。

石窟作为重要文物,对其岩体结构的探测应避免采用接触损伤的方法。目前,岩体结构探测中的非接触式方法,如数字摄影^[6]、三维激光扫描^[7-9]和红外热成像^[10]等,相较传统方法在信息获取的全面性、数字化与客观性方面优势明显,已在岩体结构探测领域得到广泛应用。特别是热红外技术,可以无损获取岩体表面的热图像和温度值,并根据温度差异分析岩体结构特征,在岩爆现象的监测预警^[11]、监测风险岩石块体的稳定性演化^[12]、估算岩体结构冷却速率指数^[13]等方面有重要应用。此外,红外和可见光图像具备可融合特性^[14],将岩体结构温度信息和岩体表面可见光图像信息结合,更全面地突出源图像信息^[15-16]。然而,在实际应用中,热红外技术仍面临一些挑战,如岩体结构的热红外探测通常需要依赖人工主观识别裂隙^[17],但这种方式对于复杂裂隙的识别影响较大。如何在热红外信息中提高复杂岩体结构的识别精度,尚且需要开展进一步的研究工作。随着大数据和人工智能技术的快速发展,多种基于机器学习技术的智能算法正逐渐被应用到各类复杂裂隙的解析与识别中。如混凝土表面裂隙识别^[18],隧道岩体裂隙识别^[19],隧道掌子面的裂隙提取^[20],岩坡坡面裂隙网络识别^[21],煤矿巷道掘进迎头裂隙检测^[22]等,运用机器学习模型都达到了较为理想的裂隙识别效果,可见机器学习在处理复杂岩体结构信息时具有一定优势。虽然,机器学习方法在裂隙识别方面的研究与应用已经取得了一定的成果,但结合热红外技术实现岩体裂隙智能识别的研究相对较少。在石窟岩体中,如何结合热红外技术和机器学习的优点,高效完成顶板岩体裂隙识别、提取及分布状态分析,正是本文希望解决的问题。

本文致力于融合机器学习方法和热红外探测技术,以安岳圆觉洞洞窟顶板岩体的热红外图像数据集为基础,通过对原始UNet网络模型的改进,提高岩体表面复杂裂隙网络的识别精度和效率。同时,结合Kmeans聚类算法和GMM算法,从岩体裂隙网络分割提取出每条裂隙,并进行结构面产状分组。该方法实现了石窟顶板岩体复杂裂隙网络的识别,并体现了非接触、快速、精确的特点,可为石窟寺岩体稳定性实时分析和加固方案制定提供数据支撑。

1 研究区概况

1.1 研究区背景

安岳圆觉洞盛于唐宋2代,位于资阳安岳县。圆觉洞处于四川盆地东部的云居山上,地质构造以平缓褶皱为主,地貌类型以丘陵为主,岩层产状接近于水平。区内岩性主要为侏罗系上统遂宁组(J3sn)厚层-巨厚层、褐红色-灰黄色粉细砂岩,以绢云母与钙质的胶结类型为主,形成的水平或交错层理极为发育^[23]。安岳县属中部亚热带季风性湿润气候,常年气候温和,四季分明,雨热同季,不受寒潮和霜冻的影响。

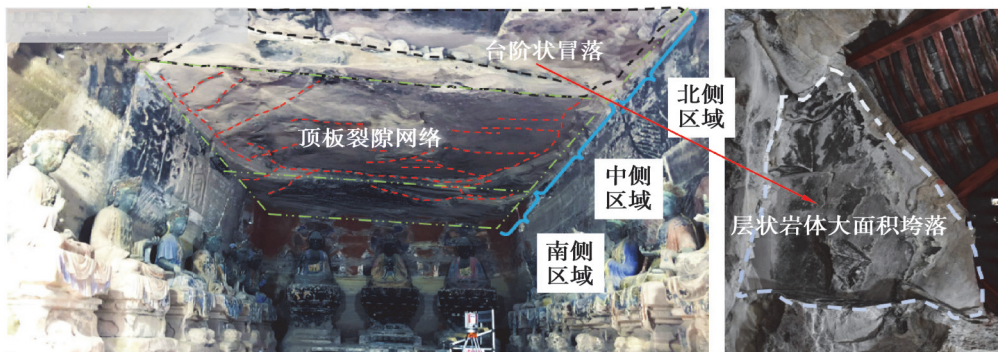
安岳圆觉洞砂岩的水平沉积使得石窟顶板层理面较为明显,受人类活动和自然营力的长期作用,顶板裂隙发育,导致病害问题突出,岩体风化加速,对顶板和侧壁的稳定性均产生显著的影响^[24]。

1.2 石窟顶板裂隙发育特征

在安岳圆觉洞顶板岩体中发育有较多的中、小尺度的裂隙,并呈现明显的空间差异性分布特征。如图 1 所示,将顶板划分为北、中、南 3 个区域。石窟顶板北侧岩体结构极为发育,以卸荷裂隙、风化裂隙与层理交互切割为主,致使洞窟顶板局部失稳,甚至造成窟顶台阶状冒落破坏;顶板中部主要为浅表性风化裂隙,裂隙发育较少;顶板南侧以风化裂隙为主,并受层理与卸荷裂隙影响而形成局部掉块。石窟顶板在风化作用和自重作用下形成复杂网状裂隙,裂隙数量沿洞底向洞口呈增长趋势,其中风化裂隙发育深度范围为 0~9.2 cm,主要集中于 0~2.3 cm。



(a) 圆觉洞景区北崖



(b) 圆觉洞内部

图 1 石窟寺岩体结构控制的病害现象

Fig. 1 Diseases in rock mass structures of grotto temple

2 热红外探测技术

为避免探测过程中对顶板岩体的接触和损伤,本文使用了热红外无损探测技术,以非接触方式获取顶板裂隙网络的热红外图像,并根据热红外图像实现石窟寺顶板岩体复杂裂隙网络的提取。如图 2 所示,通过红外热成像仪捕捉物体表面的红外辐射,使物体表面的温度被远程测量出来,而岩体裂隙如同均质材料中的缺陷一样,会在表面均匀加热的情况下,产生与岩体裂隙相关的温度差异。对这种温度差异进行分析,即可实现岩体结构的热红外无损探测^[25]。

本文使用了美国 Fluke Ti480pro 红外热像仪,该红外热像仪具有 307 200 像素的红外辐射探测器和可见光相机,拍摄出的图片大小为 1 280×958,拍摄完成后可调整热红外图像与可见光图像的融合度,使得岩体表面较小的细节清晰可见,其主要特性如表 1 所示。试验过程中,采用的卤素灯功率约 2 000 w,加热距离约为 1 m,加热时间为 15 min,并使用分区测试的方式逐步获得整个顶板的热红外图像。本文利用热红外技术的低光热灵敏特性,在幽暗的石窟内获取顶板裂隙的热红外图像,使用热红外成像仪自带软件的 IR-Fusion 技术,将热红外照片与可见光照片进行融合,使岩体表面的结构信息相比单一图像更加突出(如图 3 所示)。

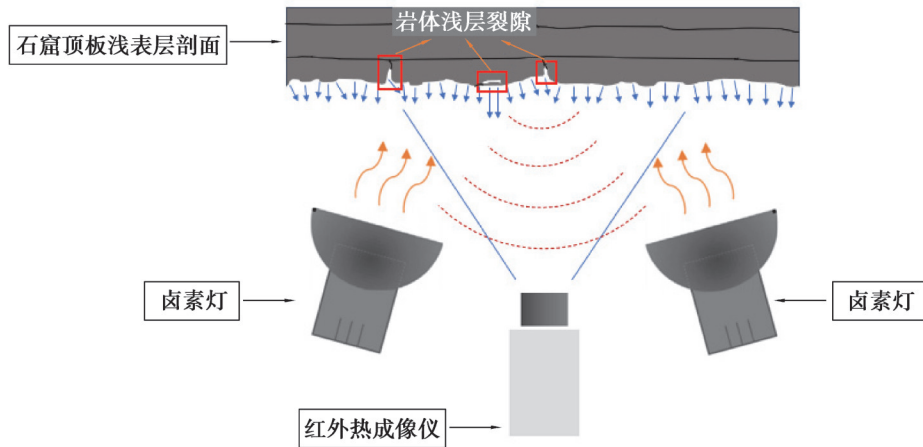


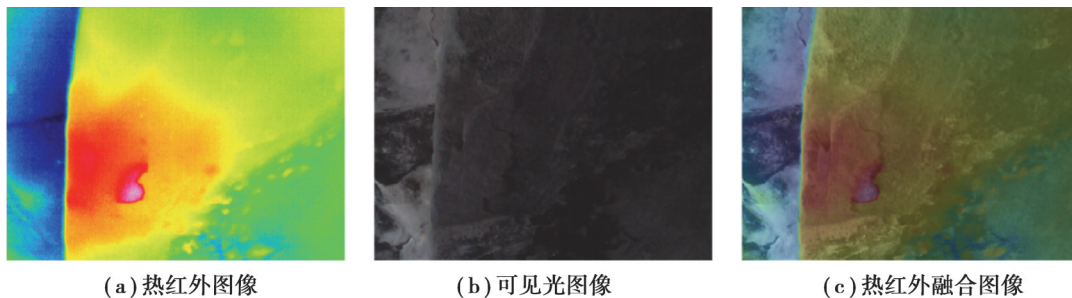
图2 岩体裂隙的热红外探测技术

Fig. 2 Thermal infrared detection technique of rock fracture network

表1 Fluke Ti400pro 红外热像仪特性

Table 1 Fluke Ti400pro thermal infrared imager features

主要特性	值或范围
IFOV, 标配镜头(空间分辨率)/mRad	0.93
视场角	34°H×24°V
最小聚焦距离/cm	15
精度	±2 °C或2%(取大值)
红外波段/ μm	7.5~14(长波)



(a) 热红外图像

(b) 可见光图像

(c) 热红外融合图像

图3 红外热像仪产生的3种图像对比

Fig. 3 Comparison of three kinds of images produced by infrared thermal imager

3 机器学习模型

3.1 改进UNet网络模型

热红外技术对光照条件较差的石窟顶板有更好的效果,热红外图像结合机器学习方法的卷积神经网络可以实现对裂隙的识别。在实现图像语义分割任务的神经网络中,UNet网络模型具备特征提取-分类功能和跳跃连接结构^[26],相比传统卷积神经网络具有较少的参数量和较好的特征提取能力。然而,针对不同的数据集和分割任务,UNet网络模型的实际性能可能会产生一些差异,模型潜力并未完全激发。

因此,本研究致力于改进UNet网络模型,使其实现精准识别顶板红外图片中的裂隙网络,模型的整体框架如图4所示。首先,应用UNet的上采样及下采样主体结构,在下采样的主干网络上采用了ResNet34基干

网络结构提取特征,有效降低模型的参数量;其次,在UNet下采样的底部添加了堆叠式的空洞卷积,增加了模型的局部感受野;最后,在每层下采样特征输出与上采样输入的跳跃连接中引入了注意力模块,使得模型每层的利用性能达到最大。

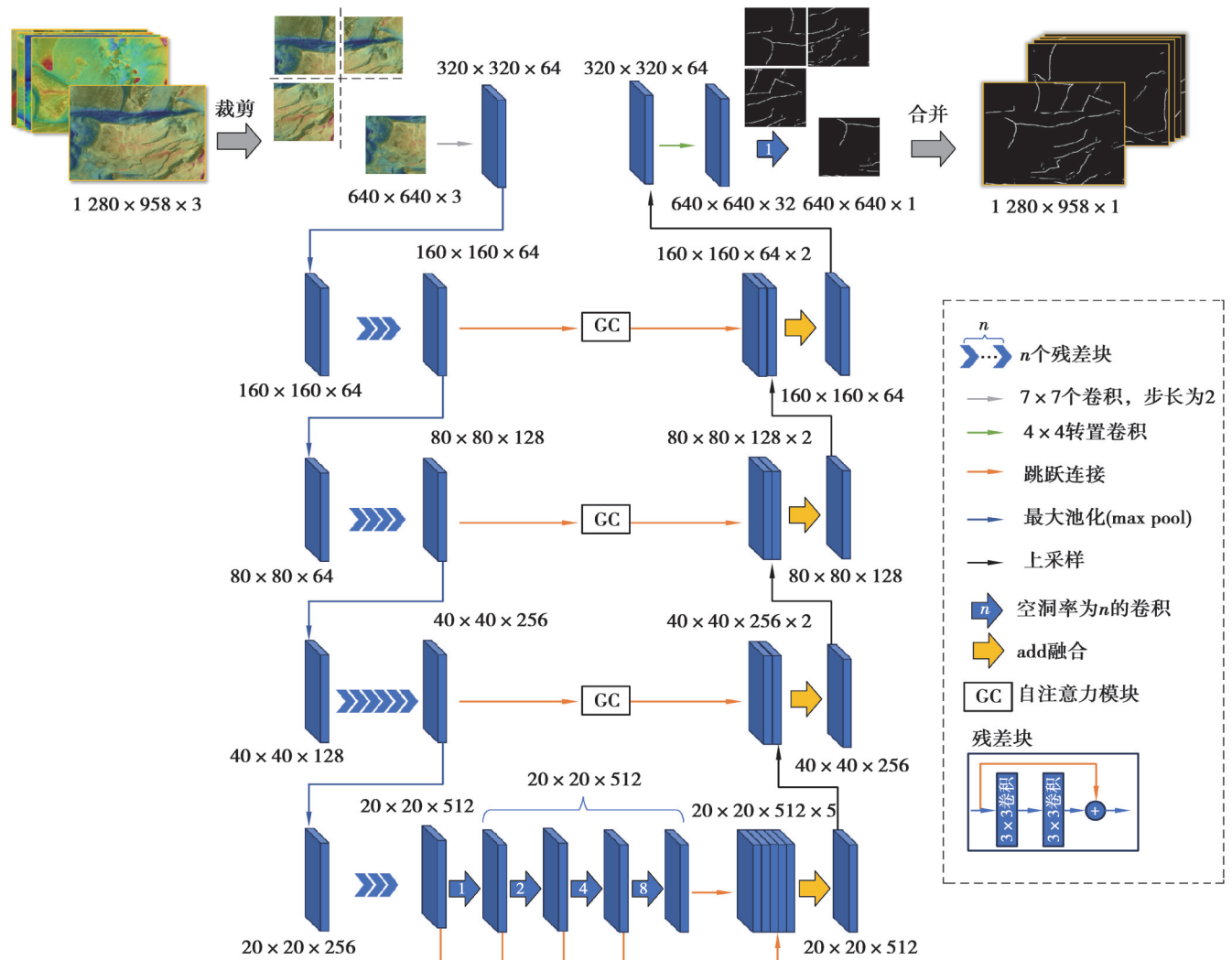


图 4 改进 UNet 网络模型结构
Fig. 4 Improved UNet network model structure

3.1.1 基于网络的替换

石窟顶板普遍存在的小尺度裂隙,对裂隙识别分割的实时性和精准度提出了较高要求。因此,在对石窟顶板裂隙网络数据集进行模型训练时,需要对 UNet 网络下采样的特征提取能力进行增强,使模型从有限的数集中提取更多的裂隙网络特征信息。同时,参数量越小的模型所需计算资源越少,过拟合的风险越低,模型识别速度越快。如图 5 所示,本文对 UNet 网络下采样的基于网络部分进行了替换,引入具有残差结构的 ResNet34 基于网络^[27]。该基于网络使用了跳跃连接的结构,使得模型前后的梯度可以一直存在,模型拥有一部分恒等变换能力,在加强特征提取能力的同时降低了模型参数量。具体而言,该基于网络由 1 层 7×7 卷积层和 4 层残差结构组成,残差结构先经过一个最大池化层(max pool),提取的特征谱分辨率逐层降低,第五层之后舍弃了后面平均池化层(avg pool)及密集连接层,每层的输出再通过跳跃连接与解码器相应的层数相接,既能保留 UNet 网络对于多尺度特征的保留,又能利用 ResNet34 的深度学习能力,提高模型的准确率。

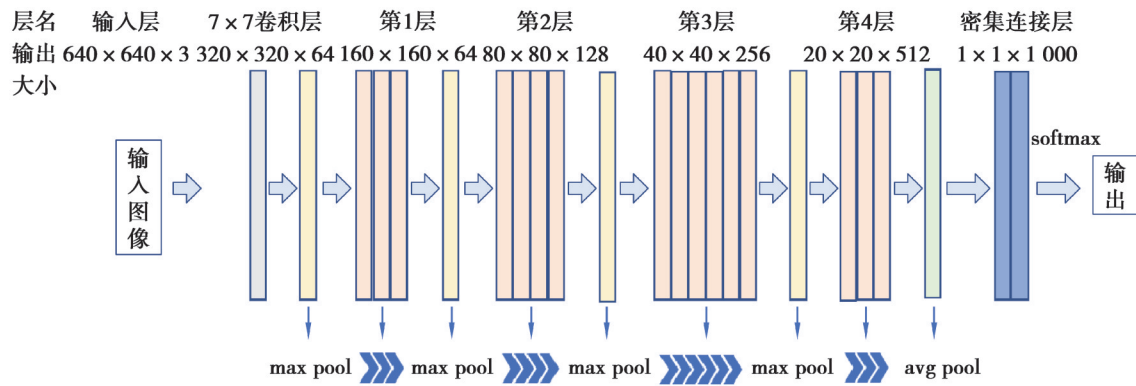


图5 ResNet34基干网络结构
Fig. 5 ResNet34 extracts feature backbone structure

3.1.2 空洞卷积的加入

石窟顶板裂隙网络结构复杂,待测裂隙网络在图中像素占比较少,为了进一步提升数据集的特征提取效率,提高全局特征的感受能力,本研究使用 ResNet34 基干网络提取特征后,进一步引入了堆叠式空洞卷积算法(如图6)。空洞卷积是在卷积核元素中用空洞(零元素)占位来扩大卷积核的方法,两相邻核元素被占位的长度 n 称为空洞率(dilation rate, DR)。在常规的下采样过程中,图像样本的分辨率会依次降低,对识别精度带来影响。通过控制空洞率 a ,可以有效地增加卷积核感受野范围,捕获更多不同尺度的特征信息。本文在对特征提取的最深层图像样本进行卷积运算时,分别引入了空洞率为 1, 2, 4, 8 的 4 种卷积核,通过级联模式堆叠 4 次空洞卷积运算,使得下采样后的结果可以包含更多维度的特征信息。尤其在探测石窟顶板岩体裂隙网络时,更多维度的特征采集可以弱化尺寸效应,使得较小尺寸裂隙被模型识别,显著地提高分割结果的准确率。

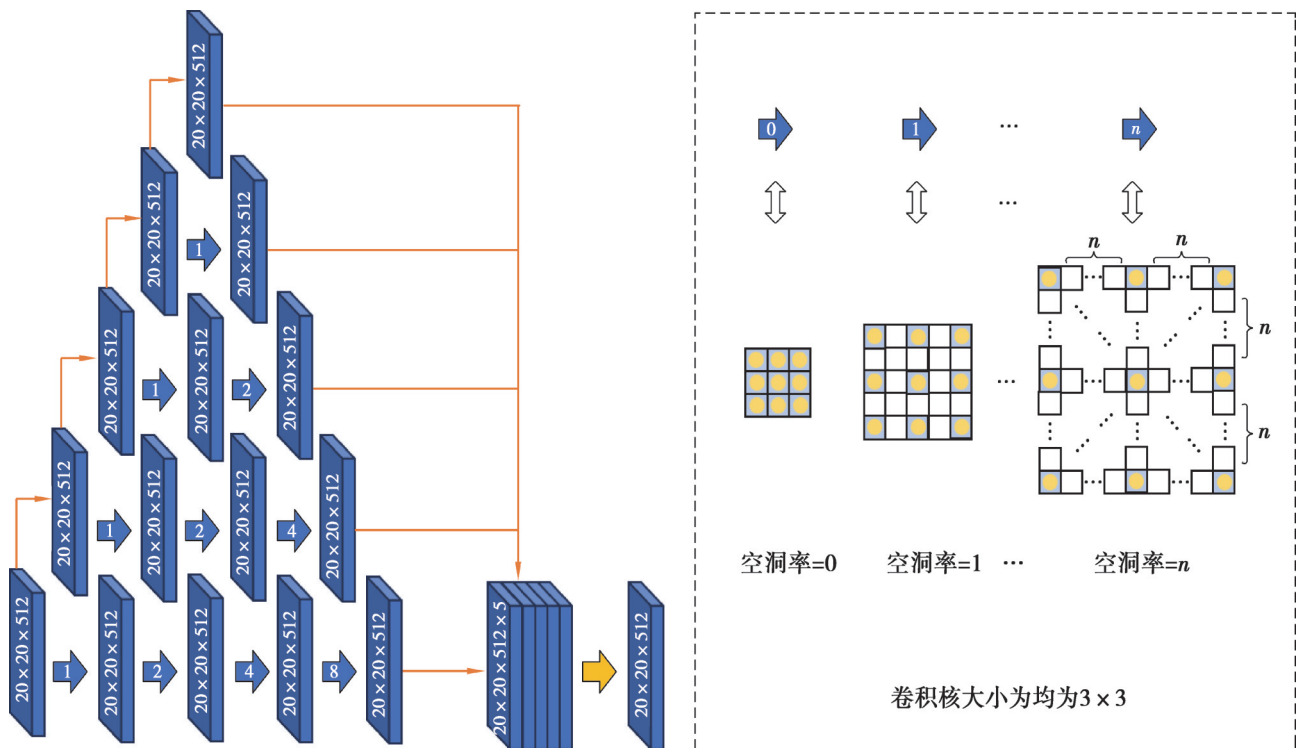


图6 堆叠式空洞卷积
Fig. 6 Stacked dilated convolution

3.1.3 注意力机制的引入

引入注意力机制可以提升图像中语义分割部分的关注度^[28],减少较小尺度裂隙的误差和漏检,提高石窟顶板热红外图像裂隙分割的精度。UNet网络模型每层的跳跃连接是前后直接加和,添加注意力机制模块可以提高网络模型对每层裂隙特征的关注度,提高对图像的裂隙边缘细节的特征提取能力^[29]。

本研究针对图像语义分割模型的特点,在UNet网络模型的基础上,对3处跳跃连接部分加入了GC自注意力模块。GC自注意力模块如图7所示,该模块由Non-Local neural networks(NL)模块简化而来。作为自注意力机制在图像语义分割上的实际应用,NL模块用于捕获时间(一维时序信号)、空间(图片)和时空(视频序列)的长距离依赖关系^[30],但是在特征图较大时,NL模块中存在的矩阵乘法在计算时占用大量内存,为简化NL模块,只保留更为关键的 W_k 和 W_v 参数矩阵,并将原先2个矩阵相乘变成了矩阵和列向量的相乘,降低了参与矩阵乘法的像素量。

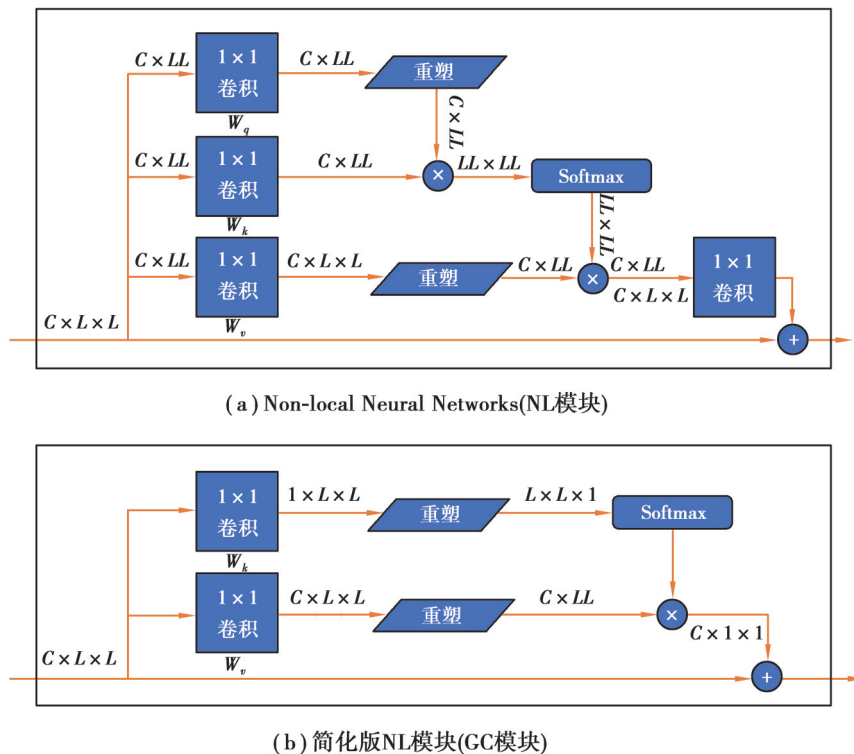


图7 GC自注意力模块

Fig. 7 GC self-attention structure

3.2 数据集及标签

本文所使用的数据集主要由石窟顶板北侧和中测区域的热红外图像构成,如图8所示。在主动加热过程中,使用红外热像仪进行等时间间隔拍摄,然后将获取的石窟顶板热红外图片进行初步筛选,去除由各种因素导致的内容无法辨识的图片。以非裂隙部分为背景,裂隙网络部分为前景,通过与可见光对比及人工验证的方法得到石窟顶板标签图。

在数据集制作过程中,将顶板划分为11个区域,分区拍摄热红外照片。为了利于模型训练并增加图像训练集的样本数量,将每张图片按照640×640大小进行分割,得到有效热红外图片数量为580张,经过旋转和反转处理共得到包含4 640张图片的数据集。

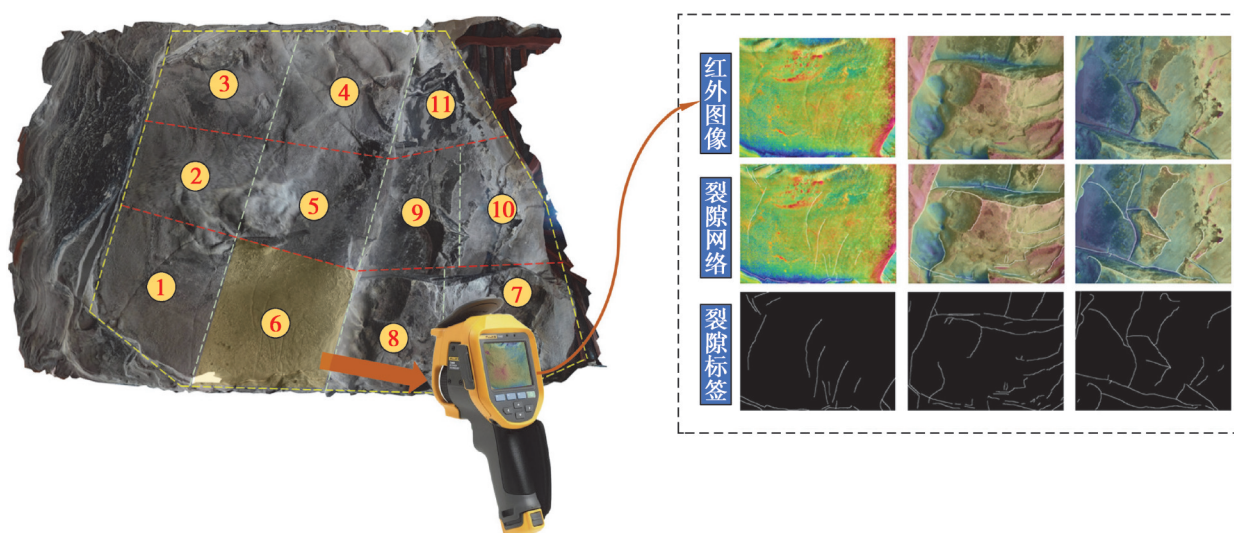


图8 石窟顶板岩体裂隙网络热红外图像数据集制作

Fig. 8 Production of thermal infrared image dataset of grotto roof fracture network

4 结果与分析

4.1 试验参数设置

考虑试验平台性能,本文在试验训练中设置模型的学习率为 1×10^{-4} ,设置迭代次数为300,批处理大小为4,采用具有动量更新的Adam(adaptive moment estimation)优化器对网络模型进行优化。当模型输出与标签之间的损失值在连续的3个迭代回合中小于 2×10^{-7} ,则后面训练的学习率为之前的一半,直到更新4次后,停止训练并保存损失值最小的模型权重。本文所有的试验依托Pytorch框架进行,所用的计算设备具体参数见表2。

表2 机器学习工作平台参数

Table 2 Machine learning platform parameters

项目	GPU	CPU	显存/G	RAM/G	CUDA	编程语言	框架	系统
参数	NVIDIA GeForce RTX3050	i5-11260H	8	DDR4 16	12.2	Python3.10	Pytorch2.1	Win11

损失函数是度量模型预测的分割结果与真实分割图之间的差异,通过定义并最小化损失函数,可以引导模型学习到更准确、更符合任务要求的分割结果。由式(1)所示,文中模型训练采用的损失函数HybridLoss由式(2)(3)组成。其中,BceLoss又叫二分类交叉熵损失,它是用来做二分类的损失函数,取值范围在0~100之间。DiceLoss是一种评估2个样本相似性的度量函数^[31],取值范围在0~1之间,取值越小表示越相似。一般来说,BceLoss和DiceLoss结合可以缓解分类两边数据不平衡的问题,提升网络的收敛能力^[32-33],削弱了背景对分割占比的影响。

$$\text{HybridLoss} = \text{BceLoss} + \text{DiceLoss}, \quad (1)$$

$$\text{BceLoss} = \sum_{a=1}^m \sum_{b=1}^m -(y_{ab} \cdot \log(\hat{y}_{ab}) + (1 - y_{ab}) \cdot \log(1 - \hat{y}_{ab})), \quad (2)$$

$$\text{DiceLoss} = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}, \quad (3)$$

式中:输入图像是由 $m \times m$ 矩阵组成, \hat{y}_{ab} 指模型预测图像的第 a 行第 b 列像素点是裂隙的概率, y_{ab} 是对应的标签矩阵第 a 行第 b 列的像素点的值,若该像素点代表裂隙则取值1,反之取值0; $|X \cap Y|$ 表示 X 和 Y 集合的交集, $|X|$ 和 $|Y|$ 表示其元素个数,对于分割任务而言, $|X|$ 和 $|Y|$ 表示分割的标签和模型预测输出。

4.2 模型训练结果

为检验改进 UNet 网络模型在石窟顶板热红外图像数据集的收敛能力,将该模型与原始的 UNet 网络模型、D-LinkNet34 网络模型^[34]、使用 Vgg16 基干网络的 UNet 网络模型(以下简称 Vgg16-UNet)等现有常用的网络模型进行对比,对各模型在石窟顶板热红外数据集上的训练过程进行分析。

模型训练损失函数值曲线如图 9 所示。随着模型训练轮次的增加,改进 UNet 网络模型的损失函数值曲线呈现出平稳下降的趋势,最终达到了 0.435 3。而 UNet 网络结构相对简单,在第 59 轮迭代更新中即达到了停止条件,损失函数值仅降至 0.593 2,模型捕捉到的裂隙特征可能较少。对比之下,D-LinkNet34 网络模型在 71~72 轮迭代更新中出现较大的波动,最终损失函数值降至 0.487 5。另外,Vgg16-UNet 网络模型在 43 轮次左右经历了幅度相对较大的震荡,但随后开始快速收敛,可能是由于震荡后学习率的改变促使其迅速学习到图像特征,最终损失值仅下降到 0.458 3。总体而言,虽然各模型的损失函数曲线均为下降趋势,但 UNet 网络模型、D-LinkNet34 网络模型和 Vgg16-UNet 模型在训练集的拟合程度与改进 UNet 网络模型有一定差距,最终损失函数值与改进 UNet 网络模型分别相差 36.27%、11.99% 和 5.02%,这体现出了改进 UNet 网络模型在热红外图像上具有较好的实用性能。

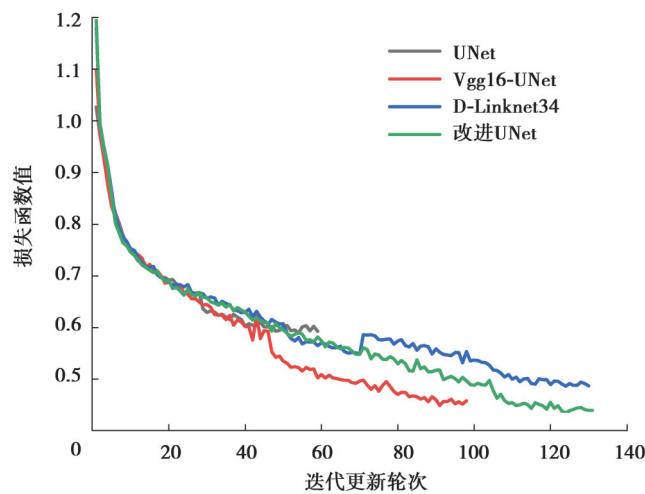


图 9 模型训练损失值曲线

Fig. 9 Model training loss curve

4.3 模型性能评价

4.3.1 评价指标

为验证模型的收敛性与准确性,本文采用 Dice 相似系数、准确度(Accuracy)、查准率(Precision)、查全率(Recall)和模型推理速度等指标对模型进行评价。若 n 为图像总像素点数, i 代表裂隙, j 代表背景, A_{ii} 指预测裂隙正确的像素个数, A_{jj} 指预测背景正确的像素个数, A_{ij} 指模型将背景错误地预测为裂隙(将 j 预测为 i) 的像素个数, A_{ji} 指模型将裂隙错误地预测为背景(将 i 预测为 j) 的像素个数。各指标的计算公式如下。

1) Dice 相似系数用于计算裂隙网络的分割结果和真实标签之间的相似性,其值越大,分割效果越好,数学表达式为

$$\text{Dice} = \frac{1}{n+1} \cdot \frac{\sum_{i=0}^n 2A_{ii}}{2A_{ii} + \sum_{j=0}^n A_{ij} + \sum_{j=0}^n A_{ji}} \times 100\%。 \quad (4)$$

2) 准确度(Accuracy)用于计算模型预测正确的像素点在图像总像素中的占比,其值越接近 100%,分割效果越好,数学表达式为

$$\text{Accuracy} = \frac{1}{n+1} \cdot \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n A_{ii} + A_{jj}}{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n A_{ij} + A_{ii} + A_{ij} + A_{ji}} \times 100\%。 \quad (5)$$

3)查准率(Precision)衡量了模型在预测图像的裂隙像素点中预测正确比例,关注模型预测裂隙的精度,其值越大,分割效果越好,数学表达式为

$$\text{Precision} = \frac{1}{n+1} \cdot \frac{\sum_{i=0}^n A_{ii}}{\sum_{j=0}^n A_{ij} + A_{ii}} \times 100\%。 \quad (6)$$

4)查全率(Recall)用于计算模型在标签图像的裂隙像素点中预测正确比例,强调了模型在实际裂隙网络像素点中的召回能力,与查准率只在分母上有一定差别,其值越大,分割效果越好,数学表达式为

$$\text{Recall} = \frac{1}{n+1} \cdot \frac{\sum_{i=0}^n A_{ii}}{\sum_{j=0}^n A_{ji} + A_{ii}} \times 100\%。 \quad (7)$$

4.3.2 不同网络模型效果对比分析

为了检验本文改进的UNet网络模型在石窟顶板热红外图像数据集的实际应用效果,引入了一些常用的网络模型进行对比试验,各个网络模型的性能指标情况如表3所示。其中,Vgg16-UNet网络模型是采用Vgg16基于网络提取图像特征,与改进UNet网络模型相比,模型的Dice系数、Precision和Recall分别降低了3.18%、3.01%和2.66%,这说明ResNet34基于网络比Vgg16基于网络的图片特征提取效果更好,对裂隙边缘细节和整体性把控能力更好。D-LinkNet34网络模型没有自注意力模块,与改进UNet网络模型相比,模型的Dice系数、Precision和Recall分别下降了5.04%、4.12%和4.98%,这表明自注意力机制有助于模型更好地关注图像中的重要区域,从而提高模型分类的准确率和分割性能,并且在衡量分割结果的查准率和查全率方面起到了一定作用,最终使得整体的Dice系数有所提高。将UNet网络模型改进前后的模型性能进行对比,可以明显地发现改进模型的各项指标有大幅增长,Dice系数增长率更是达到了22.58%,突显了这3种方法对UNet网络改进后的综合性能的巨大提升。由于裂隙网络相对于背景占比很小,因此,4种模型的Accuracy均在98%以上,但改进UNet网络模型的准确度最高。除此之外,改进UNet网络模型推理时间为0.84(帧·s⁻¹),与其他网络模型相比达到了最快,表现出本方法在识别速度的优越性。

表3 模型预测效果对比

Table 3 Comparison of model prediction effects

模型	标签	改进UNet	UNet	D-LinkNet34	Vgg16-UNet
Dice相似系数/%	100.00	71.63	49.05	66.59	68.45
Accuracy/%	100.00	99.37	98.97	99.27	99.29
Precision/%	100.00	64.74	48.41	60.62	61.73
Recall/%	100.00	62.51	47.37	57.53	59.85
模型推理速度/(帧·s ⁻¹)	—	0.84	0.15	0.33	0.23

除此之外,随机选择一些石窟顶板热红外图像作为测试集,在测试集上进行裂隙分割预测,获得的裂隙网络分割对比结果如图10所示。由图10可知,改进UNet网络模型的实际识别效果更接近于标签,识别的裂隙网络更加精准和全面,而其他3种网络对石窟顶板都存在不同程度的误判和漏判。具体而言,UNet模型对红色人工结构和烟熏黑斑的误判都相对比较严重,而D-LinkNet34网络模型在UNet基础上使用了ResNet34基于网络和空洞卷积方法,识别裂隙的精准度有所提升,识别过程中排除了背景黑斑的影响,但是对红色人工结构仍有误判。Vgg16-UNet网络模型与D-LinkNet34网络模型情况类似,二者对裂隙数量漏判相比改进UNet网络模型增加了10%左右。

在裂隙网络像素点占比较小的情况下,本文方法没有受到黑斑和人工结构物等的干扰,在噪点较多的红外图像中较为准确地检测标识出了裂隙网络的形态与位置。由此可见,改进UNet网络模型对石窟顶板裂隙识别的综合性能最优。

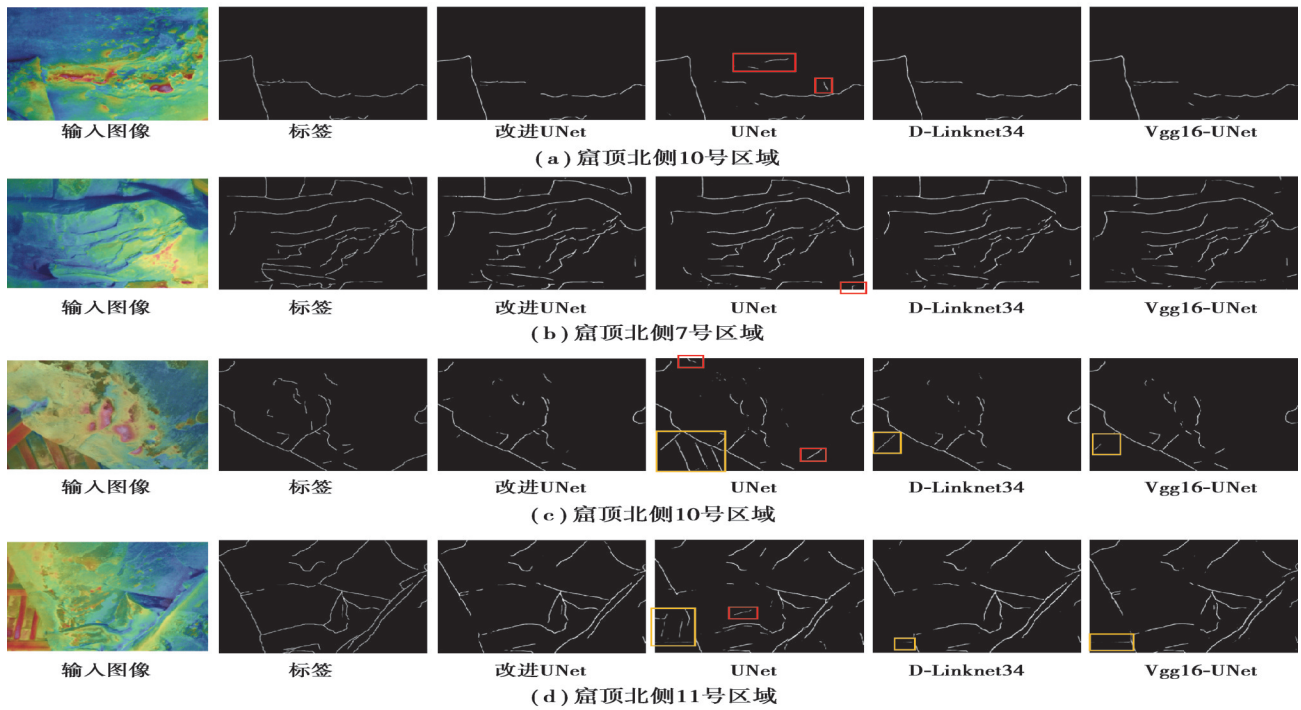


图 10 不同模型的裂隙识别效果对比

Fig. 10 Comparison of fractures identification performance among different models.

4.4 石窟顶板裂隙走向分析

模型识别的裂隙网络二值图中每一个像素只有 2 个值 0 和 1,其中 0 和 1 分别代表图像背景和裂隙。为快速高效地分割出顶板岩体二维裂隙网络的每条裂隙,并完成裂隙分组,使用了 K-means 聚类和高斯混合模型 (Gaussian mixed model, GMM) 算法。其中, K-means 聚类算法将相似的对象归到同一个簇中,主要思想是在样本中随机选取 k 个样本的均值作为簇中心,并计算所有样本与这簇中心的距离,然后将每个样本划入距离最近的簇并更新簇中心,最后一直重复上述过程直至簇中心不移动^[35]。而 GMM 是多个高斯分布函数的线性组合,可以看作 K-means 聚类算法的一种扩展使用,将簇范围形状从圆形扩展到了椭圆。

考虑到层状顶板裂隙多为陡倾状,在进行裂隙产状分组时只需要考虑裂隙走向。为分析裂隙走向,首先将石窟顶板岩体的热红外图像导入训练好的改进 UNet 网络模型中,得到顶板裂隙网络二值图,如图 11(a)~(b)所示;其次,建立裂隙网络像素点平面坐标集合,通过 GMM 模型算法提取每条裂隙,如图 11(c)所示;然后,使用不同颜色的方框将每条裂隙标记,对每条裂隙包含的像素点进行线性回归,获得每条裂隙的方向向量,如图 11(d)所示;最后,通过 K-Means 聚类算法对所有裂隙的方向向量进行聚类分组,如图 11(e)所示,并最终得到整个石窟顶板裂隙走向的玫瑰花图,如图 11(f)所示。石窟顶板中部和北部共识别出 154 条裂隙,经过 K-Means 算法聚类后的裂隙优势走向是 NW327.19°和 NE55.20°,2 组走向相差近 90°,这在玫瑰花图上也得到了相似结果。相比之下,刘长青等^[24]通过其他方法识别的圆觉洞顶板中部和北部区域裂隙条数为 135 条,优势走向近 NW330°,体现出本文方法识别裂隙条数更多,对裂隙优势走向分组更全面。

使用改进 UNet 网络模型识别岩体裂隙网络,可以很好地反映出石窟顶板岩体裂隙情况,对于张开度较大的裂隙,解算精度更佳,并且人工结构物和烟熏黑斑对模型识别几乎没有影响。同时注意到,部分闭合裂隙和红外特征不明显的区域在识别过程中容易被忽视,应合理设置模型结构和训练时的超参数,提高对裂隙的识别精度。

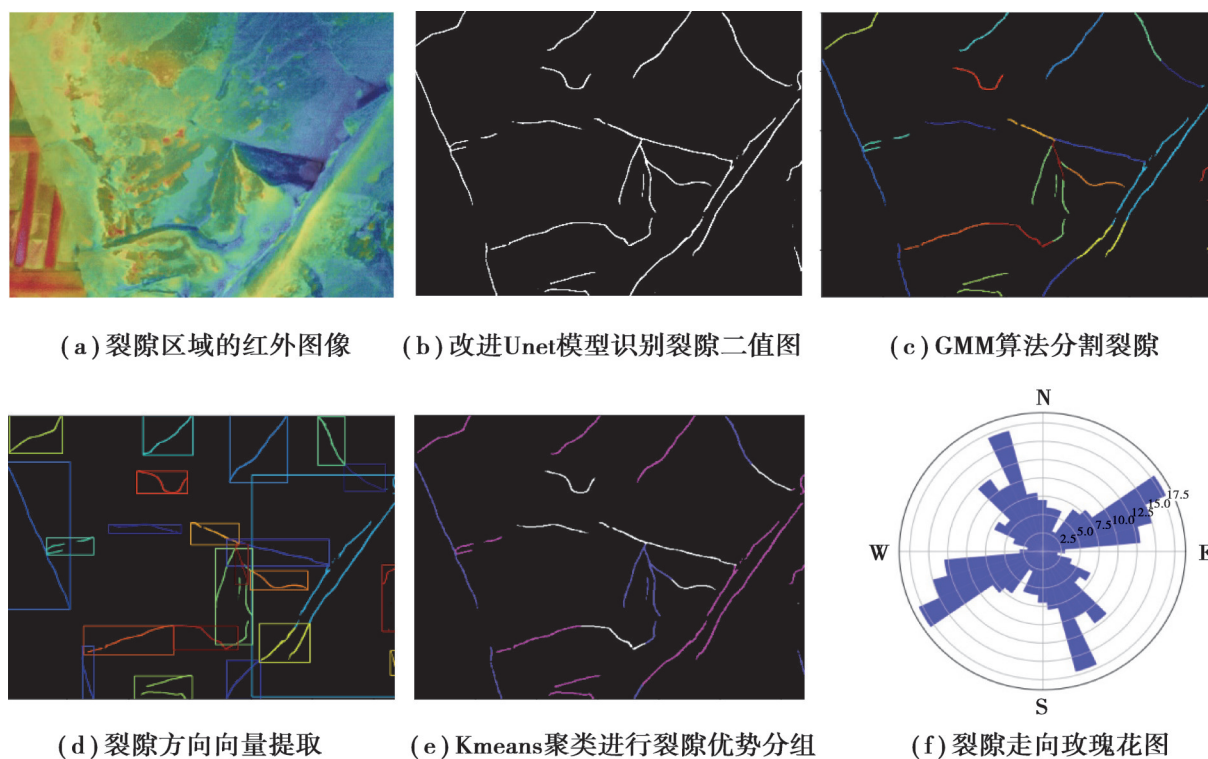


图11 石窟顶板裂隙走向分组
Fig. 11 Partitioning of grotto roof rock mass fractures

5 结 论

为提高石窟顶板裂隙非接触识别的精度和效率,本文在热红外探测裂隙的基础上,提出了一种基于改进UNet网络模型的裂隙网络识别方法,并与其他模型对比,验证了方法的优越性,并以安岳圆觉洞为例开展应用,得到了以下主要结论:

1)引入ResNet34骨干网络、空洞卷积方法以及注意力机制,对传统UNet网络进行改进,加强了网络模型的特征提取能力、全局特征的感受能力以及模型结构的利用能力。该网络模型在石窟顶板热红外数据集上训练时的最终拟合程度相较于UNet网络模型、D-LinkNet34网络模型和Vgg16-UNet网络模型提升了36.27%,11.99%和5.02%,表现了改进UNet网络模型在热红外图像上的适用性。

2)改进UNet网络模型在Dice相似系数达到71.63%,准确度达到99.37%,查准率达到64.74%,查全率达到62.51%,模型推理速度达到0.84帧/s,与其他网络模型相比性能指标达到了最优,且实际分割图像中受到黑斑和红色人工结构的干扰较小,凸显了该方法运算速度快、提取精度高、模型结构利用率高等特点。

3)使用GMM和K-means聚类方法对二值图进行处理,成功识别了石窟顶板中部和北部的154条裂隙,并分割出了两组裂隙的优势走向为NW327.19°和NE55.20°。相较于其他方法,本文使用的方法得到了更为全面的结果。

本文方法为文物岩体结构的热红外解译提供一种新思路,有着良好的应用前景。未来进一步的研究重点是:热红外探测精度应不断提高,使模型获得更准确的图源信息;使用更多的数据增强方法,提高模型的泛化能力;结合热红外图像的特性,加强模型结构的研究,进一步实现识别的准确性。

参考文献

- [1] 兰恒星,吕洪涛,包含,等.石窟寺岩体劣化机制与失稳机理研究进展[J].地球科学,2023,48(4):1603-1633.
Lan H X, Lyu H T, Bao H, et al. Advances in degradation and instability mechanism of grotto temple rock mass[J]. Earth Science, 2023, 48(4): 1603-1633.(in Chinese)
- [2] 裴强强,刘鸿,崔惠萍,等.北石窟寺平顶窟顶板稳定性评价与黏结补强有效性研究[J].岩土力学,2023,44(S1):561-571.

- Pei Q Q, Liu H, Cui H P, et al. Stability evaluation of the roof of the flat-roof caves and the analysis of the effectiveness of bonding and reinforcement in North Grottoes[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2023, 44(S1): 561-571.(in Chinese)
- [3] Lan H X, Zhang Y X, Macciotta R, et al. The role of discontinuities in the susceptibility, development, and runout of rock avalanches: a review[J]. *Landslides*, 2022, 19(6): 1391-1404.
- [4] 孟志刚. 圆觉洞石窟顶板变形机理及控制对策研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2021.
Meng Z G. Study on deformation mechanism and control countermeasures of roof in Yuanjue Cave[D]. Beijing: China University of Mining & Technology (Beijing), 2021. (in Chinese)
- [5] 白玉书, 裴强强, 刘鸿, 等. 砂岩石窟顶板微小型锚杆倒置锚固方法与性能研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2023, 42(12): 3031-3042.
Bai Y S, Pei Q Q, Liu H, et al. Study on inverted anchorage method and performance of microminiature bolts in sandstone grotto roof[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2023, 42(12): 3031-3042.(in Chinese)
- [6] 宣程强, 章杨松, 许文涛. 基于数字表面模型的岩体结构面产状获取[J]. *水文地质工程地质*, 2022, 49(1): 75-83.
Xuan C Q, Zhang Y S, Xu W T. Extraction of the discontinuity orientation from a digital surface model[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2022, 49(1): 75-83.(in Chinese)
- [7] Bao H, Liu C Q, Lan H X, et al. Time-dependency deterioration of polypropylene fiber reinforced soil and guar gum mixed soil in loess cut-slope protecting[J]. *Engineering Geology*, 2022, 311: 106895.
- [8] 朱合华, 潘柄屹, 武威, 等. 岩体结构面信息采集及识别方法研究进展[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2023, 31(6): 1339-1360.
Zhu H H, Pan B Y, Wu W, et al. Review on collection and extraction methods of rock mass discontinuity information[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2023, 31(6): 1339-1360.(in Chinese)
- [9] Ge Y F, Chen Q, Tang H M, et al. A semi-automatic approach to quantifying the geological strength index using terrestrial laser scanning[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56(9): 6559-6579.
- [10] 吕洪涛, 包含, 兰恒星, 等. 基于热红外响应的岩体单裂隙埋藏深度探测方法[J]. *地球科学与环境学报*, 2022, 44(6): 1048-1065.
Lyu H T, Bao H, Lan H X, et al. Detection method of buried depth of single crack in rock mass based on thermal infrared response[J]. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 2022, 44(6): 1048-1065.(in Chinese)
- [11] Jaiswal M, Sebastian R, Mulaveesala R. Thermal monitoring and deep learning approach for early warning prediction of rock burst in underground structures[J]. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 2024, 57(10): 105502.
- [12] Fiorucci M, Marmoni G M, Martino S, et al. Thermal response of jointed rock masses inferred from infrared thermographic surveying (acuto test-site, Italy)[J]. *Sensors*, 2018, 18(7): 2221.
- [13] Pappalardo G, Mineo S, Zampelli S P, et al. InfraRed thermography proposed for the estimation of the Cooling Rate Index in the remote survey of rock masses[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2016, 83: 182-196.
- [14] 刘丹, 朱鸿泰, 程虎, 等. 基于双引导滤波的红外和可见光图像融合算法[J]. *激光与红外*, 2023, 53(11): 1778-1784.
Liu D, Zhu H T, Cheng H, et al. Infrared and visible image fusion algorithm based on dual-guided filter[J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(11): 1778-1784.(in Chinese)
- [15] Mineo S, Caliò D, Pappalardo G. UAV-based photogrammetry and infrared thermography applied to rock mass survey for geomechanical purposes[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 473.
- [16] Caliò D, Mineo S, Pappalardo G. Digital rock mass analysis for the evaluation of rockfall magnitude at poorly accessible cliffs [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(6): 1515.
- [17] 陈国庆, 潘元贵, 张国政, 等. 节理岩桥裂纹扩展的热红外前兆信息研究[J]. *岩土工程学报*, 2019, 41(10): 1817-1826.
Chen G Q, Pan Y G, Zhang G Z, et al. Thermal infrared precursor information of crack propagation for rock bridges[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2019, 41(10): 1817-1826.(in Chinese)
- [18] 哈纳提·吐尔森哈力, 林杭. 融合自注意力机制与深度学习的混凝土表面裂隙智能识别[J]. *铁道科学与工程学报*, 2021, 18(04): 844-852.
Hanat T, Liu H. Intelligent identification of cracks on concrete surface combining self-attention mechanism and deep learning [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2021, 18(04): 844-852. (in Chinese)
- [19] 李轶惠, 许振浩, 潘东东, 等. 基于数字图像的隧道岩体裂隙智能识别与参数提取方法[J]. *应用基础与工程科学学报*, 2023, 31(6): 1427-1443.

- Li Y H, Xu Z H, Pan D D, et al. An intelligent identification and parameter extraction method for rock fractures based on digital images[J]. *Journal of Basic Science and Engineering*, 2023, 31(6): 1427-1443.(in Chinese)
- [20] 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.
- [21] 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 Z S, Wang S H, Wang P Y, 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.(in Chinese)
- [22] 张农, 袁钰鑫, 韩昌良, 等. 基于Mask R-CNN的煤矿巷道掘进迎头裂隙检测与定位算法[J]. *采矿与安全工程学报*, 2023, 40(5): 925-932.
Zhang N, Yuan Y X, Han C L, et al. Research on crack detection and localization algorithm for advancing face in coalmine roadways based on Mask R-CNN[J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2023, 40(5): 925-932.(in Chinese)
- [23] 刘世杰, 兰恒星, 包含, 等. 石窟寺典型工程地质变形破坏模式及分类体系[J]. *地球科学*, 2022, 47(12): 4710-4723.
Liu S J, Lan H X, Bao H, et al. Classification system of typical engineering geological deformation and failure modes in grottoes[J]. *Earth Science*, 2022, 47(12): 4710-4723.(in Chinese)
- [24] 刘长青, 包含, 兰恒星, 等. 石窟寺多尺度岩体结构发育特征与三维精细化建模方法研究—以安岳圆觉洞为例[J]. *工程地质学报*, 2023: 1-12.
Liu C Q, Bao H, Lan H X, et al. Multi-scale rock structures development characteristics and 3D refinement modeling method of grottoes: a case study of Anyue Yuanjue Cave[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2023: 1-12. (in Chinese)
- [25] Hu J, Wang M Y, Rong X L, et al. Influences of joint persistence on the compressive-shear and tensile-shear failure behavior of jointed rock mass: an experimental and numerical study[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56(11): 8151-8165.
- [26] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//*Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [27] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [28] Guo M H, Xu T X, Liu J J, et al. Attention mechanisms in computer vision: a survey[J]. *Computational Visual Media*, 2022, 8(3): 331-368.
- [29] Niu Z Y, Zhong G Q, Yu H. A review on the attention mechanism of deep learning[J]. *Neurocomputing*, 2021, 452: 48-62.
- [30] Wang X L, Girshick R, Gupta A, et al. Non-local neural networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 7794-7803.
- [31] Zhao R J, Qian B Y, Zhang X L, et al. Rethinking dice loss for medical image segmentation[C]//2020 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). Sorrento, Italy: IEEE, 2020: 851-860.
- [32] 张平, 佟昆宏, 王学珍. 基于改进U-net网络的液压管路分割方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(1): 123-129.
Zhang P, Tong K H, Wang X Z. Hydraulic pipeline segmentation method based on improved U-net network[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(1): 123-129.(in Chinese)
- [33] Zhang P Y, Ma Q M. Brain tumor segmentation algorithm based on asymmetric encoder and multimodal cross-collaboration[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2023, 14(11): 943-953.
- [34] Zhou L C, Zhang C, Wu M. D-LinkNet: LinkNet with pretrained encoder and dilated convolution for high resolution satellite imagery road extraction[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 192-1924.
- [35] Li M, Xu D C, Zhang D M, et al. The seeding algorithms for spherical k-means clustering[J]. *Journal of Global Optimization*, 2020, 76(4): 695-708.