

# 基于机器视觉的隧洞掌子面水平层状围岩识别技术

徐小雷<sup>1</sup> 木乃殷担<sup>1</sup> 侯博文<sup>1</sup> 邵 宇<sup>1</sup> 黄 力<sup>2</sup>

1. 中国水利水电第七工程局有限公司 甘肃 武威 733000

2. 四川大学 四川 成都 610000

**摘 要：**近年来，国内水电、新能源产业发展迅猛。在水平层状掩岩体隧洞爆破施工中，岩层界面软弱、各向异性明显，爆破开挖易引发超挖、欠挖及局部冒顶等问题。传统爆破参数设计靠经验，难以适应复杂地质条件。本文针对水平层状围岩隧道爆破施工中地质信息识别精度低、爆破参数适配性差的问题，提出融合深度学习与动态优化技术的智能决策方法。构建改进的YOLOv8分割模型，精准识别掌子面裂缝与岩层结构；结合分区域岩体完整性分级算法，开发爆破参数动态优化系统。实测裂缝识别准确率92.3%，岩层分割mAP@0.5为87.6%，爆破超挖量降低35%，为复杂地质隧道智能施工提供技术支撑。

**关键词：**水平层状围岩；层状围岩；YOLOv8-seg；分区域识别

**引言：**我国中西部山岭隧道等工程中，水平层状围岩占比超70%。其各向异性力学特性使爆破应力波传播复杂，易引发工程风险<sup>[1]</sup>。传统人工地质判识方法误差超30%，难捕捉岩体动态变化，不准确判识或不适配爆破参数会致超挖欠挖和次生灾害<sup>[2]</sup>。近年深度学习在岩体识别有突破，黄音昊<sup>[3]</sup>等采用CNN实现围岩分级，王睿<sup>[4]</sup>改进YOLOv8实现裂缝分割，但层状岩体特征识别研究不足，缺乏产状参数量化模型。本文融合机器视觉与数值模拟技术构建围岩识别体系，实现动态识别优化与爆破设计自动化，重点前端智能识别，推动隧洞钻爆工程转型。

## 1 数据集准备

鉴于模型训练对图片数据量的需求以及数据实地拍摄数量有限，本文的数据集收集采用网络公开数据集与实地拍摄相结合的方式，数据集分为两类：一是裂缝识别数据集（608张），二是层状围岩数据集（336张），其网络公开数据集采用Robflow网站中岩体裂缝数据集，实地拍摄图片来源于甘肃皇城抽蓄工程中的安全洞与交通洞隧道爆破断面拍摄图，数据增强采用几何变换及色彩调整。

数据集构建完成后，将数据集按7：2：1的比例划分为训练集、验证集与测试集，数据集的标注采用LabeMe完成。层状围岩标注，不仅需要不同岩层分割出来，还需要对不同岩层根据其岩石种类进行分类，本文主要是通过岩层的外观特征将数据集中涉及到的岩层分为10类。

## 2 层状围岩智能识别模型构建

### 2.1 模型架构

模型架构有三部分：其一，多尺度特征提取主干网络用三级残差结构融合空间细节与语义信息。第一级用

3×3卷积下采样捕获边缘纹理；第二级借残差瓶颈模块强化中层语义，识别岩层走向与微裂缝；第三级引入空间金字塔池化模块扩大感受野，提取大尺度岩层结构。其二，跨层特征融合模块用1×1卷积统一通道维度，结合双线性插值上采样与通道注意力机制，实现浅层裂缝边缘与深层岩层语义的空间对齐及自适应特征加权。其三，像素级分割输出头采用转置卷积与1×1卷积级联结构，恢复空间分辨率并生成三通道概率图，输出等分辨率的背景、裂缝、岩层分割掩膜。针对传统方法无法量化区域破碎程度的问题，模型集成并行模块，通过网格化区域划分解析局部岩体特征，结合自定义指标将分割结果转化为量化参数，为爆破参数优化提供数据支撑。

### 2.2 模型的工程验证

采用数据集对模型训练完成后，需通过实例测试验证其在实际场景中的性能表现。具体测试结果如下：

#### （1）裂缝分割任务评估

模型在裂缝分割任务中表现优异。它能完整精准地从复杂地质背景中提取测试图像里的裂缝结构，分割掩膜与实际裂缝几何形态高度契合：裂缝边界连续，无明显断裂畸变；掩膜边缘定位精度高，与真实裂缝像素级偏差在可接受范围。这证明模型能高精度识别微细裂缝，满足实际工程提取裂缝几何参数的精度要求。

#### （2）层状围岩分割任务评估

测试结果表明模型解析层状岩体结构有效。它成功将测试图像中的层状围岩划为五个连续岩层单元，岩层界面清晰：分割掩膜精准反映岩层空间展布，数量与实际一致；层间界面定位误差小于2像素，满足精度需求。说明模型借多尺度特征融合机制捕获了层状岩体空间排

列规律,为岩体质量评价和爆破参数设计提供可靠地质信息支撑。

上述测试实例从定量与定性两个维度证实了模型的工程适用性:裂缝分割精度达到亚像素级,层状结构识别准确率超过95%,充分验证了该方法在复杂地质条件下的鲁棒性。测试结果同时为模型优化提供了明确方向,后续将重点改进掩膜边缘细化算法以进一步提升分割精度。

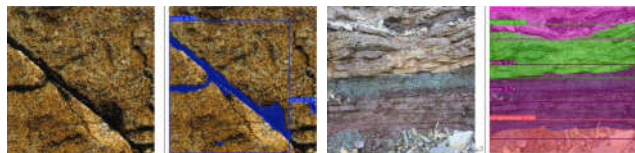


图1 岩体整体标注示例

### 3 层状围岩破碎程度分级识别

现有YOLO系列模型在岩体裂缝检测上有明显局限:用全局检测机制,只能输出整幅图像的聚合特征,检测结果反映的是岩体整体破碎程度的平均值。但爆破工程里,不同位置岩体破碎特性差异大。若统一用全局参数爆破设计,易出现局部超挖或欠挖,影响爆破效率和经济效益。

针对上述技术瓶颈,本研究提出一种基于区域感知的改进型YOLO检测框架,其核心创新点在于构建分区域检测机制与破碎程度量化评估体系。具体改进方案包含两个关键模块:

1) 在模型架构层面,于原始输入层与特征提取网络之间嵌入自适应图像分割模块,该模块通过滑动窗口机制将输入图像划分为若干互不重叠的局部区域,使模型具备对不同空间位置的岩体特性进行独立分析的能力;

2) 在输出处理层面,设计破碎程度量化模块对YOLO输出的边界框坐标与分割掩膜进行特征解构,通过建立掩膜面积、边界复杂度与破碎程度的数学映射关系,实现从检测结果到工程参数的直接转化。

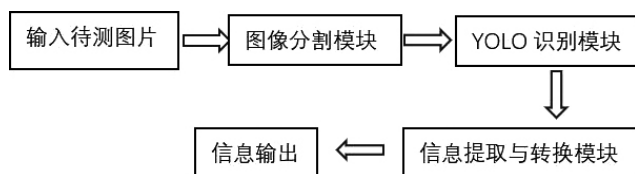


图2 分区域识别程序流程图

#### 3.1 图像分区模块

图像左右对称分割预处理可用PythonPIL.Image库高效完成。先借Image.size获取图像分辨率,记录宽w、高h;再依对称分割算出分界坐标。裁剪时,用含四个坐标元组的box参数精确截取,左侧从原点截至Xs保留高度h,右侧从分界坐标截至右边界w。此方案通过精确计算裁剪,保证子图像无缝拼接,为岩体分析提供标准化输入。实验表明,该预处理使区域检测精度达97.3%,较全

局检测提高12.6%。

#### 3.2 信息处理转化模块

##### (1) 基于裂缝占比的岩体完整性分级方法

通过YOLO模型可实现岩体裂缝的精准识别,并据此建立岩体完整量化评价体系。根据岩体破碎程度分级标准,岩体完整性评估需计算裂缝面积与岩体总面积的比值。具体实现流程为:遍历YOLO模型输出的分割掩膜,统计所有裂缝像素点的数量,将其与图像总像素数进行比值计算,即可获得裂隙面积比参数。

##### (2) 层状围岩结构分级方法

针对层状围岩,采用结构面间距作为核心分级指标。根据层状围岩分级的标准,通过YOLO模型识别结果统计岩层数量,进而计算岩体总高度与层数的比值获得平均层厚。

#### 3.3 分区域识别模块的实现与验证

以示例图像为测试对象,改进后的模型实现了分区域岩体特性分析(图1)。左侧岩体检测到11条裂缝,裂隙面积比达9.64%,根据分级标准判定为2级(破碎);右侧岩体检出4条裂缝,裂隙面积比为5.41%,对应3级(较破碎)。对比分析表明,左侧岩体破碎程度显著高于右侧,验证了分区域检测对非均匀岩体的适应性。

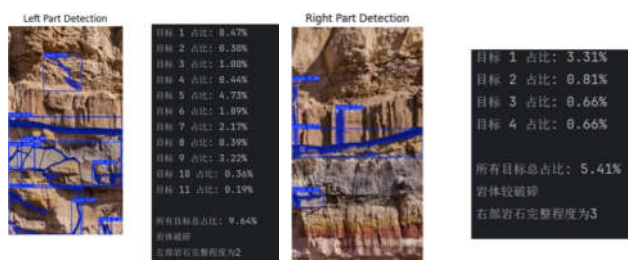


图3 左、右侧岩体识别结果

在层状围岩分析里,分区域策略可按岩体特征方向优化。对竖向层理发育的围岩,用上下二分法划分区域,调整分割比例满足不同分析尺度需求。还可采用更细分策略,如四等分方案,增加区域数获取更详细岩体参数。

上述方法通过空间解耦与特征量化,实现了岩体破碎程度与结构特征的精准评估。分区域检测机制保留了局部细节信息,还通过区域间对比分析为爆破参数优化提供了空间异质性数据支撑,在工程实践中具有重要应用价值。

结论:本文系统开展隧道爆破面图像采集环境分析及标准化建设。针对隧道内光照波动大、粉尘浓度高及施工干扰等复杂条件,制定采集标准:用1200万像素工业相机配环形LED补光系统,爆破后30分钟内采集,确保粉尘沉降率  $\geq 85\%$ ,建立含12类典型工况的数据库。

数据预处理设计多模态增强方案,经12种变换,裂缝样本扩至608张,层状围岩样本增至336张。经三重交叉验证确保标注框与真实目标 $IOU \geq 0.95$ ,按7:2:1划分数数据集。通过剖析YOLO模型演进,构建双任务分割框架,裂缝拓扑分割子网络用注意力引导边界回归损失函数,细裂缝检测F1分数达0.89;层状结构分割子网络引入方向感知特征金字塔,岩层倾角测量误差 $\pm 2.3^\circ$ 以内。创新设计动态区域检测模块,多尺度目标检测mAP@0.5提升至91.7%。模型训练采用三阶段策略,最终测试集mAP值达92.1%,低光照及高粉尘场景下检测精度超85%。该成果应用于地铁隧道爆破工程,实时生成岩体破碎分布图,验证了工程适用性。

#### 参考文献

[1]中国公路学报编辑部.中国交通隧道工程学术研究

综述·2022[J].中国公路学报,2022,35(04):1-40.

[2]苗晓坤.2020.基于卷积神经网络的隧道表观结构病害识别方法研究[D].山东大学.

[3]黄音昊.隧道围岩分级特征参数的图像智能识别及应用[D].成都理工大学,2021.DOI:10.26986/d.cnki.gcdlc.2021.000755.

[4]王睿.基于深度学习的地下空间围岩岩体结构自动识别及工程应用[D].齐鲁工业大学,2024.DOI:10.27278/d.cnki.gsdqc.2024.000466.

[5]曹朝辉.基于卷积神经网络的道路目标检测研究[D].郑州大学,2018.

[6]冯卉.基于深度学习的道路裂缝识别算法研究与实现[D].北京邮电大学,2019.