

DOI: 10.7672/sgjs2025110007

基于深度学习的隧道掌子面围岩完整程度评价研究*

龚奇丰¹, 张伊依², 傅鹤林³, 曹桂乾³, 王浩⁴

(1. 长沙市城市建设投资开发集团有限公司, 湖南 长沙 410007; 2. 长沙正通建筑工程有限公司, 湖南 长沙 410100;
3. 中南大学土木工程学院, 湖南 长沙 410075; 4. 五矿二十三冶建设集团有限公司, 湖南 长沙 410116)

[摘要] 目前常用的隧道掌子面围岩完整程度评价方法存在主观性强、信息获取成本高等问题,易误判隧道围岩质量,导致支护参数不匹配,产生不必要的经济损失。为实现隧道施工期间围岩等级的快速划分,提高围岩等级判别精度,采用YOLOv8卷积神经网络模型和图像处理技术开展隧道掌子面围岩完整程度评价。研究表明,YOLOv8深度学习算法可有效识别和定位掌子面节理裂隙,具有识别精度高、召回率低、处理速度快等优点,模型预测结果与实际掌子面情况吻合较好。结合YOLOv8卷积神经网络模型与修正BQ值法对沉古坪隧道围岩等级进行评价,发现围岩等级预测准确率达90%,与实际情况较相符,表明该方法可有效评价隧道掌子面围岩完整程度,具有良好的应用效果。

[关键词] 隧道;围岩;深度学习;裂隙;识别

[中图分类号] U458

[文献标识码] A

[文章编号] 2097-0897(2025)11-0007-07

Research on Evaluation of Tunnel Face Surrounding Rock Integrity Based on Deep Learning

GONG Qifeng¹, ZHANG Yiyi², FU Helin³, CAO Guiqian³, WANG Hao⁴

(1. Changsha Urban Construction Investment Development Group Co., Ltd., Changsha, Hunan 410007, China;
2. Changsha Zhengtong Decoration Co., Ltd., Changsha, Hunan 410100, China;
3. School of Civil Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410075, China;
4. The 23rd Metallurgical Construction Group Co., Ltd. of Minmetals, Changsha, Hunan 410116, China)

Abstract: Current methods for evaluating tunnel surrounding rock integrity often suffer from strong subjectivity and high information acquisition costs, leading to potential misclassification of rock quality and mismatched support parameters, resulting in unnecessary economic losses. To achieve rapid classification of surrounding rock grades during tunnel construction and improve evaluation accuracy, this study employs the YOLOv8 convolutional neural network model and image processing techniques to assess the integrity of tunnel faces. The results demonstrate that the YOLOv8 deep learning algorithm can effectively identify and localize joint fractures on tunnel faces, exhibiting high recognition accuracy, low recall rates, and fast processing speeds. The model's predictions align well with actual tunnel face conditions. By integrating the YOLOv8 convolutional neural network model with the modified BQ value method, this study evaluates the surrounding rock grade of the Yuanguping Tunnel, achieving a prediction accuracy of 90%, which closely matches the real conditions. The proposed method proves effective in assessing tunnel face surrounding rock integrity and demonstrates promising practical applicability.

Keywords: tunnels; surrounding rock; deep learning; fractures; recognition

0 引言

由于钻爆法具有灵活多变、环境适应性强等优点,95%以上的山岭隧道采用钻爆法进行施工^[1],但钻爆法施工往往涉及诸多复杂的工程和地质问题,

* 湖南省教育厅重点课题(23A0014)

[作者简介] 龚奇丰,高级工程师,E-mail:1448208966@qq.com

[通信作者] 傅鹤林,教授,博士生导师,E-mail:fu.h.l@csu.edu.cn

[收稿日期] 2025-02-11

其中,隧道围岩质量评价和支护设计是影响隧道工程安全和效率的关键因素。在隧道开挖过程中,围岩稳定性至关重要,隧道支护是确保岩体稳定的重要措施,而支护设计的依据主要取决于隧道围岩质量精准分级。自 1774 年围岩分级概念提出以来,先后出现了一些适用范围广、实操性强的围岩分级方法,如 Terzaghi^[2] 提出的岩体分类方法、Wickham 等^[3] 提出的岩体结构分级(RSR)、Bieniawski^[4] 提出的岩石质量评价(RMR)、Barton 等^[5] 提出的 BQ 系统及 Deere 等^[6] 提出的岩石质量指标(RQD)等。然而这些方法主要基于岩体的某些性质对岩体特征进行定性描述,在面临岩溶发育等复杂地质环境的特殊隧道时,这些围岩分类方法评价结果往往与实际情况存在较大出入。一旦受到现场客观条件的限制或部分指标获取难度大时,这些方法可能不再适用。

针对此类问题,许多学者结合不同隧道特点对岩体质量分级方法进行了改进和优化。姜鹏等^[7] 对 JTG 3370.1—2018《公路隧道设计规范 第一册 土建工程》中岩体基本质量指标计算公式进行了修正,引入岩层节理发育程度,提高了围岩分级准确性。范晓岭等^[8] 运用类比法提出了以线岩溶率为基础,采用岩溶发育规模、溶洞充填情况等主要指标的围岩分级计算模型,结合体岩溶率同隧道围岩分级的对应关系调查,对隧道围岩进行分级。童建军等^[9] 提出了岩溶隧道围岩特征评估方法,包括岩石坚硬程度衰减值和岩石完整程度衰减值计算方法,同时进一步研究了岩溶发育程度对隧道围岩分级指标的影响,提出了岩溶隧道围岩定量和定性分级方法。Aydan 等^[10] 提出了岩体质量分级体系——RMQR 法,通过引入 RMQR 输入参数并结合相关公式可估算岩体性质,实现岩体质量分级。

近年来,随着计算机技术及多学科领域的交叉融合发展,图像识别、机器学习等新技术逐渐被广泛应用于工程岩体质量评价中。唐中华等^[11] 以近景摄影测量技术为基础,得到了岩体结构面参数特征,并结合现场点荷载试验得到的岩石饱和单轴抗压强度,通过计算 BQ 值和 RMR 值对隧道围岩质量展开评价。李赤谋等^[12] 采用三维重建、图像拼接、Unet 神经网络等技术,实现了基于岩体完整性和强度特征的掌子面围岩结构面特征识别及围岩级别快速评价。王宇^[13] 基于计算机视觉的隧道围岩结构面提取及特征融合算法,建立了围岩稳定性智能判定方法。鲜晴羽等^[14] 基于深度卷积神经网络对隧道掌子面图像采集质量进行了研究,对比分析多

种 CNN 算法结果,最终确定基于 DenseNet169 的多分类模型在判断掌子面图像质量时具有较好的效果。Chen 等^[15] 基于深度卷积神经网络提出 DeepLabv3+高级集成像素级方法,能够实现隧道掌子面中弱夹层的检测和量化,与传统方法相比具有更高的精度。

综上所述,随着计算机视觉和深度学习技术的快速发展,图像识别和卷积神经网络等技术已被逐步应用于隧道围岩质量评价中,为传统分级方法提供了技术补充,但现有研究在掌子面围岩完整程度量化评价及围岩等级划分的工程适用性方面仍有待进一步加强。因此,本文提出采用卷积神经网络和数字图像处理技术对隧道掌子面围岩完整程度进行评价的方法,通过该方法获取掌子面围岩完整性系数,能够快速准确划分围岩等级,为隧道现场施工和支护提供参考,以确保隧道施工安全。

1 掌子面特征识别深度学习数据库构建

1.1 卷积神经网络

随着计算机技术的发展,深度学习被广泛应用于计算机视觉等领域,并逐渐演化出图像识别、目标分割及目标检测研究方向。在深度学习神经网络中,卷积神经网络在计算机视觉应用中具有独特优势,可用于隧道掌子面裂隙识别与定量研究,是获取隧道掌子面围岩完整程度的良好工具。

卷积神经网络基本结构如图 1 所示,主要包括输入层、隐藏层和输出层,隐藏层又包括卷积层、池化层和全连接层^[16]。其中,卷积层主要通过应用卷积操作实现从输入数据中进行特征提取。池化层通常跟在卷积层之后,主要作用是对卷积层输出的特征图进行降维和抽样,减少计算量和参数量,同时具有一定的平移不变性,这有助于提取输入数据的局部不变特征,增强网络对输入数据的鲁棒性。此外,激活函数也是卷积神经网络的必要组成部分。本文主要采用多通道卷积、最大池化及将最小损失函数作为激活函数对模型中的权重进行逐层调节,进而通过不断迭代训练,最终实现掌子面的有效识别、特征提取和定量分析。

1.2 数据库构建

本文采集得到的掌子面图像来自湖南省岳阳市来米坡隧道、永州市紫金山隧道及怀化市沅古坪隧道,裁剪掉多余背景信息(如机械、工人等)后,通过剔除不符合要求的原始样本、统一尺寸和数据格式处理等,得到 600 张符合要求的隧道掌子面图像。同时利用 python 编程,通过采取几何变换(镜像、旋转、缩放和裁剪等)、颜色变换(改变图片亮度、对比

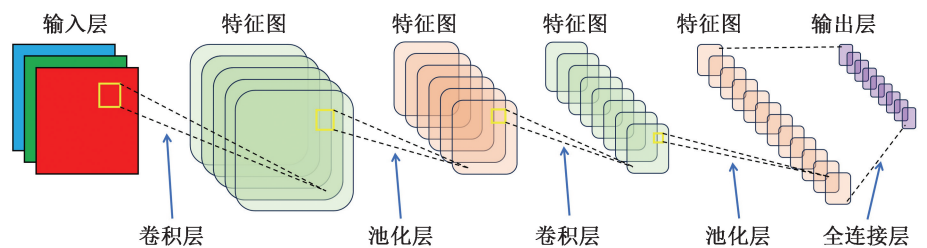


图 1 卷积神经网络基本结构

Fig. 1 Basic structure of convolutional neural networks

度及饱和度等)、加噪处理(高斯噪声等)、统一尺寸等有监督的处理方式,对掌子面照片样本集进行扩充和增强,使模型具有较好的泛化性和训练效果。最终获得 3 600 张掌子面图像,按照机器学习图像各分类特征通常 $\geq 1\,000$ 张的要求,本文数据量基本满足了深度学习训练需要。

此外,现场收集到的图片和经扩充处理后的图片无法直接用于深度学习模型训练使用,由于标注可提供输入数据和对应的标签或目标值,使模型能够学习输入数据与标签之间的关系,进而从标注数据中学习特征之间的模式和规律,并用于预测新的未标注数据,因此需对现有图片进行人为标注,从而确保后续模型的正常运行。本文使用 Labelme 软件进行数据标注,将图片标注完成后自动保存为 .json 标签文件,包括标注框形状、位置坐标和标签名字,由于此类标签文件不能被深度学习模型识别,因此借助 python 编写转换脚本实现批量转化为 .txt 标签文件,该文件包含 5 列数据,第 1 列数据为目标对象的类别索引号,第 2,3 列数据为真实标注框中心点坐标,第 4,5 列数据为真实标注框宽度和高度(相对于图像宽度和高度)。

将上述经扩充和增强后的数据集通过 python 脚本随机划分为训练集(占比 80%)、验证集(占比 10%)和测试集(占比 10%),并分别保存至相应的 train, val, test 文件夹中,方便管理和后续数据的读取。

2 节理裂隙定位检测深度学习模型构建

2.1 YOLOv8 算法

深度学习模型以其强大的特征学习能力和端到端的训练方式,在目标检测领域展现出了潜力。目标检测是计算机视觉领域中的重要任务,其目的是在图像或视频中关注特定目标物体的位置,可细分为识别目标物体并进行分类及确定目标物体的位置。其中 YOLO 系列模型具有检测速度快、优化更新速度快等优点,可满足多样化需求。YOLO 最

早是由 Redmon 于 2016 年提出的^[17],YOLO 系列目标检测算法通过将目标检测任务转化为单个神经网络的端到端训练问题,相比传统的目标检测方法实现了高效目标检测,因具有简单、快速和准确等特点,得到了广泛关注和应用。

目前,YOLO 系列算法已更新迭代至 YOLOv8, YOLOv1 首次提出了单阶段目标检测概念,并将目标检测任务转化为回归问题后,YOLOv 系列不断引入多尺度预测、锚框、特征金字塔等技术,进一步提高了检测精度和速度。本文选取 YOLOv8 作为节理裂隙定位模型,该算法在目标检测精度和速度上均表现较好,网络结构如图 2 所示。

本文使用的 YOLOv8 算法结构以 Darknet-53 作为主干网络,并将其中的 C3 模块替换为 C2f 模块。首先采用 SPP+PAN 结构并进行多尺度训练和测试,输入变尺度图像;然后采用无锚框机制,检测目标物体。无锚框目标检测方法不依赖于预定义的锚框,通常采用类似于回归任务的方式,直接从特征图中预测目标的位置和边界框,如使用密集预测点(dense prediction)或候选区域(region proposal)进行目标检测。该方法一般来说由于不限制锚框尺度和长宽比,检测更加灵活,但需要更多的训练数据和计算资源进行训练和推理,因此无锚框目标检测方法适用于场景复杂、目标尺寸变化较大的情况,可有效提高目标位置的检测精度。

2.2 数据集和超参数

根据前文可知,已将现有图片随机保存至 image 下的 train, val, test 文件夹中,其对应的 .txt 标签文件也分别保存至 label 下的 train, val, test 文件夹中,即可得到 YOLOv8 训练数据集。训练期间涉及的超参数设置如表 1 所示。

为加速模型收敛过程、提高模型泛化能力,同时减轻过拟合问题,训练时使用预训练权重,并采用随机梯度下降法(SGD)。利用训练集对模型进行参数调整,以获取最佳权重,并用测试集对训练完成的模型进行效果评价。

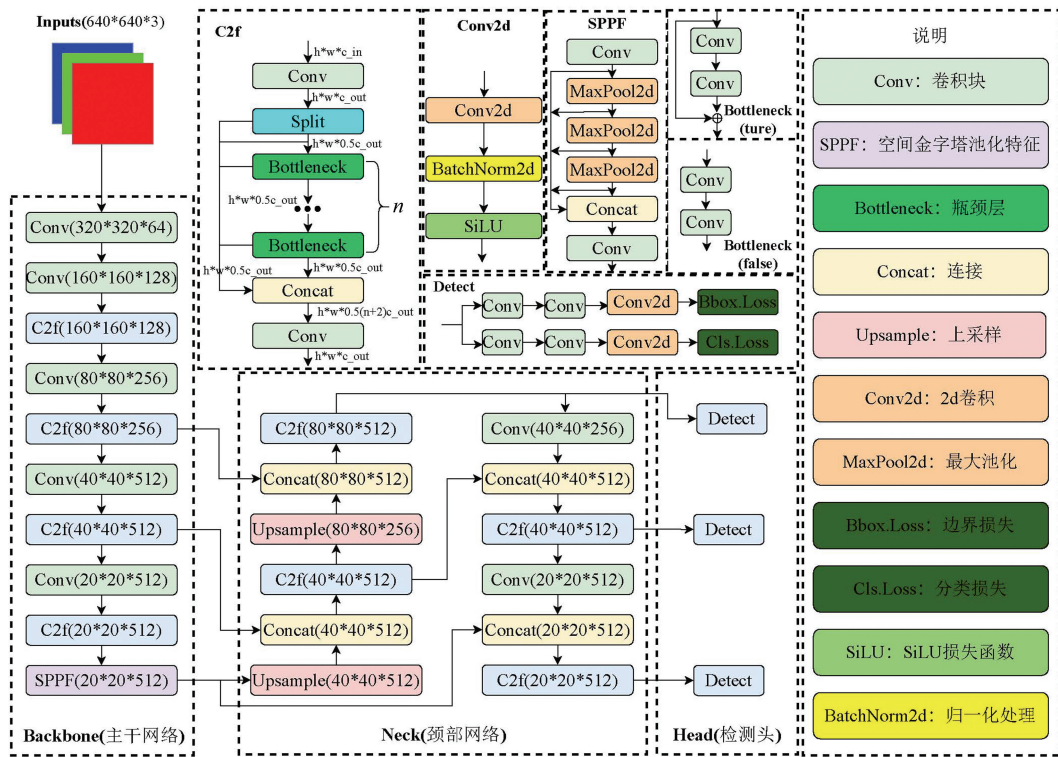


图 2 YOLOv8 网络结构
Fig. 2 Architecture of YOLOv8 network

表 1 超参数设置

Table 1 Hyperparameter settings

参数名称	设置值
image-size	640×640×3
epochs	300
batch size	4
optimizer	SGD
learning rate	0.01
momentum	0.937
weight decay	0.000 5

3 模型检测效果分析

3.1 掌子面节理裂隙检测效果

利用测试集对模型进行测试,部分目标检测结果如图 3 所示,根据检测结果对该模型进行评价。由图 3 可知, YOLOv8 算法基本可准确识别节理裂隙位置,且未出现漏检现象。整体来看,利用 YOLOv8 算法进行节理裂隙识别定位,其准确率达到 92.47%,这表明基于 YOLOv8 算法进行掌子面裂隙识别是可行的。

3.2 检测效果评价

3.2.1 评价指标

训练完成目标检测模型后,往往需要对其进行效果评价,以确定模型的优劣,效果评价一般从精度和速度方面进行^[17],评价前需输出损失值曲线以判断模型是否收敛。

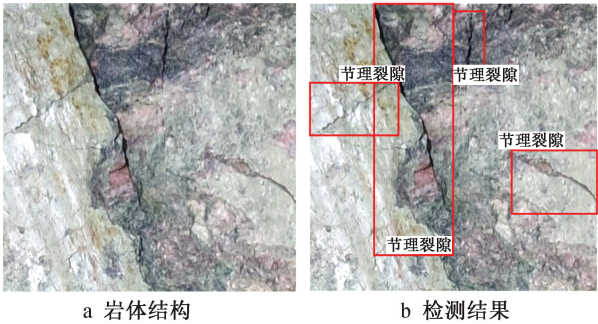


图 3 YOLOv8 算法检测结果
Fig. 3 Detection results of YOLOv8 algorithm

1) 精度

进行精度评价时,往往需要借助混淆矩阵。混淆矩阵为用于评估分类模型性能的表格,可展示模型在分类任务中的预测结果与真实标签之间的关系,包括真正例、假正例、真负例和假负例。在混淆矩阵中,对角线数值越大,表明预测值与真实值一致的样本数量越大,说明模型预测效果越好。混淆矩阵各指标是通过 IOU 计算得到的,IOU 为用于衡量 2 个边界框或 2 个区域重叠程度的指标,在目标检测领域,IOU 常用于评估模型检测结果与真实标签之间的匹配程度,其值为检测框、真实标注框重叠部分的面积与检测框、真实标注框面积总和的比值,如图 4 所示。使用 IOU 评估模型是否检测到了

正确目标时,需引入阈值,可根据需求确定阈值大小,当 IOU 大于阈值时,认为检测结果是正确的,反之认为检测结果与真实标签不匹配,需进一步调整模型或检测算法。

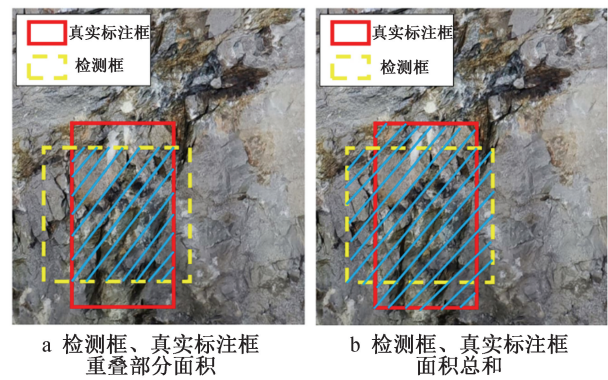


图 4 IOU 计算区域
Fig. 4 Calculation region of IOU

可根据混淆矩阵计算其他评价指标,包括准确率(分类正确的样本数与总样本数的比例)、精确率(被分类为正例的样本中有多少是真正例)、召回率(所有真正例中有多少被分类为正例)、 F_1 值(精确率和召回率的调和平均数,用于综合评价模型性能)。

此外,还可利用平均精度均值综合衡量模型在不同类别上的检测准确率,平均精度均值越高,模型在目标检测任务中的性能越好。

2)速度
在考虑模型精度的同时也需对其速度进行评价,通常用每秒处理的图像数(FPS 指标)衡量,速度快慢直接影响了模型在实际应用中的实时性能。

3.2.2 评价结果

依据定量指标对该算法进行评价,基于 YOLOv8 算法的模型精确率-召回率曲线如图 5 所示,通常来说精确率-召回率曲线越靠近右上角,说明该模型性能越好,预测得到的结果更可靠。由图 5 可知,该模型精确率-召回率曲线整体靠右,呈现出精度高、召回率低的特点,故该模型性能较好,能够满足掌子面裂隙识别定位需求。

采用该模型对裂隙进行检测,当 IOU 阈值为 0.5 时得到平均精度均值为 0.898,同样表明 YOLOv8 算法模型预测效果较好。

对该算法 FPS 指标进行分析,好的模型不仅要求精度高,还需要处理图片的速度快。试验结果表明 YOLOv8 算法模型 FPS 指标值为 60 帧,从处理速度来看,YOLOv8 算法是可行的。总体来说,使用

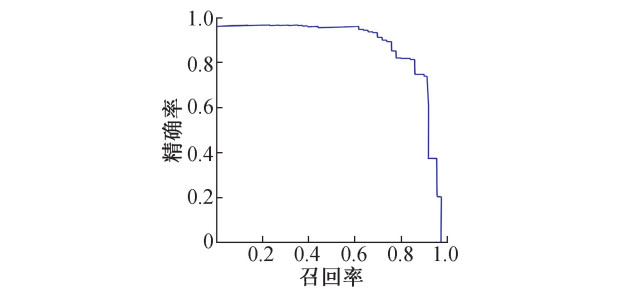


图 5 基于 YOLOv8 算法的模型精确率-召回率曲线
Fig. 5 Precision-recall curve of the YOLOv8-based model

YOLOv8 卷积神经网络模型作为隧道掌子面节理裂隙检测是可行的。

4 工程应用

4.1 工程概况

沅古坪隧道位于湖南省张家界市永定区东南部沅古坪镇,全长 5 127m,是张家界至官庄高速公路的重要组成部分,同时作为国家高速公路 G59 线的一部分,承担着重要的交通枢纽作用。隧址区共有 8 处发育褶皱,如表 2 所示。其中 f_{23} 为区域控制性褶皱,对隧道施工的影响较大,而其余 7 条褶皱均为受断裂构造影响形成的次级褶皱。隧址区共发育断裂构造 7 处,其中 F_{34} 为区域性断裂,位于隧道进口外侧,对隧道施工的影响较小,其余断裂均位于隧址区,对隧道施工的影响较大,如表 3 所示。

隧址区地质构造复杂多变,且受地下水及地表水渗流影响,故在修筑隧道过程中,周围围岩性质会随时间发生变化,对施工造成不同程度的影响,严重时可能引发突水突泥,造成人员伤亡,因此有必要对该隧道围岩进行快速动态分级,为隧道开挖和支护措施及时调整提供依据。

4.2 掌子面围岩完整程度评价

依据 GB/T 50218—2014《工程岩体分级标准》^[18],采用修正 BQ 值法对沅古坪隧道围岩等级进行评价。首先获取掌子面及附近围岩单轴抗压强度 R_c ;然后通过 YOLOv8 算法对掌子面裂隙进行识别,利用裂隙比 K_s 作为评价掌子面围岩完整程度的指标,并对应表 4 获取完整性系数 K_v ;最后定性判断确定地下水等影响在内的修正系数,得到该掌子面围岩修正 BQ 值。其中,裂隙比计算如下:

$$K_s = k \frac{\sum_{i=1}^n A_i}{A_z}$$

式中: k 为拟合值; A_i 为掌子面图像中第 i 条裂隙面积; A_z 为掌子面图像面积。

表 2 隧址区褶皱构造

Table 2 Fold structures in tunnel site area

褶皱	地质特征
f ₂₃ 向斜	轴线走向约 60°,与隧道走向交角约 85°,轴面直立,枢纽水平
f ₁ 向斜	
f ₂ 背斜	走向 47°,岩层产状较平缓,两翼产状 11°~22°
f ₃ 向斜、背斜复合带	走向 50°,核部岩层产状较平缓,两翼产状 10°~20°
f ₄ 背斜	含 1 处向斜及 1 处背斜,轴线走向 55°,岩层产状 25°~40°
f ₅ 向斜	走向 62°,两翼产状 15°~25°
f ₆ 背斜、向斜复合带	走向 60°,核部岩层产状平缓,两翼产状 6°~18°
f ₇ 背斜、向斜复合带	含 1 处背斜及 1 处向斜,轴线走向 62°,岩层产状 15°~25°
	含 2 处背斜及 2 处向斜,轴线走向 62°,岩层产状 15°~25°

表 3 隧址区断层构造

Table 3 Fault structures in tunnel site area

断裂	地质特征
F ₃₄ 断裂	位于隧道进口北部 250~280m 处,呈北东-南西展布,走向约 55°,长度>20km,断层带宽 5~20m,断层产状 325°~345°∠40°~60°,属逆断层
F ₁ 断裂	ZK1 钻孔揭露断层,推测与隧道交点里程桩号 K15+270.000,揭露断层厚 2~4m,影响带厚 20~30m,倾角 70°~80°
F ₂ 断裂	断层与隧道交点里程桩号 K15+870.000,呈北东-南西展布,走向 58°,延伸长度>3km,宽 2~5m,断层陡倾,倾角约 80°
F ₃ 断裂	位于隧道中部 K17+200.000 路段,与路线约呈 83°相交,走向北东,倾向南西,倾角约 80°,断层带宽 2~5m
F ₄ 断裂	断层与隧道交点里程桩号 K18+300.000,呈北东-南西展布,走向 64°,延伸长度>1km,宽 2~5m,断层陡倾,倾角约 82°
F ₅ 断裂	ZK6 钻孔揭露断层,推测与隧道交点里程桩号 K18+520.000,揭露厚约 1.2m
F ₆ 断裂	ZK7 钻孔揭露断层,推测与隧道交点里程桩号 K19+030.000,揭露厚约 5m

表 4 裂隙比和完整性系数对应关系

Table 4 Correspondence between fracture ratio and completeness coefficient

项目	掌子面围岩完整程度				
	极破碎	较破碎	破碎	较完整	完整
裂隙比	>0.10	0.08~0.10	0.04~0.08	0.01~0.04	<0.01
完整性系数	<0.15	0.15~0.35	0.35~0.55	0.55~0.75	>0.75

为验证该方法的准确性和可靠性,在沅古坪隧道左、右线共选取 10 个掌子面(未参与此前深度学习模型训练)进行分级预测,并与实际分级情况进行对比,结果如图 6 和表 5 所示。

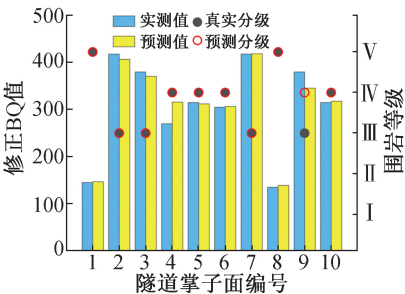


图 6 分级情况对比

Fig. 6 Comparison of classification results

由图 6 和表 5 可知,10 个掌子面中仅有 1 个分级等级出现错误,将Ⅲ级围岩错误地判定为Ⅳ级围岩,且该组修正 BQ 值预测结果与实测结果相差较小。采用本文方法围岩等级预测准确率达 90%。

总的来说,该围岩分级方法与实际结果较吻合。因此,采用 YOLOv8 卷积神经网络对隧道掌子面围岩完整程度进行评价具有良好的效果。

5 结语

为实现隧道施工期间围岩等级的快速划分,提高围岩等级判识精度,本文基于 YOLOv8 卷积神经网络和数字图像处理技术对隧道掌子面围岩完整程度开展评价,并在沅古坪隧道进行了验证,主要得出以下结论。

- 1)选取 YOLOv8 卷积神经网络算法开展掌子面裂隙定位和识别,采用多通道卷积、最大池化及将最小损失函数作为激活函数对模型中的权重进行逐层调节,进而通过不断迭代训练,实现了深度学习算法在隧道掌子面围岩分级中的定量研究。
- 2)采用 YOLOv8 算法可有效识别和定位掌子面节理裂隙,其准确率达到 92.47%。此外,YOLOv8 算法进行掌子面识别的精确率-召回率曲线整体靠右,呈现出精度高、召回率低的特点,其平均精度均值为 0.898,处理速度为 60 帧/s,算法模型预测效果良好。
- 3)将隧道掌子面识别深度学习模型应用于沅古坪隧道中,结合修正 BQ 值法对沅古坪隧道围岩等级进行评价,结果表明,采用本文方法的围岩等

表 5 修正 BQ 值预测结果与实测结果对比

Table 5 Comparison between modified BQ value predictions and field measurements

隧道掌子面编号	隧道桩号	围岩单轴抗压强度/MPa	完整性系数	考虑地下水影响的修正系数	考虑岩体产状影响的修正系数	考虑地应力影响的修正系数	修正 BQ 值	
							预测结果	实测结果
1	ZK15+240.000	20.6	0.30	0.7	0.2	0	146.8	145.0
2	ZK15+580.000	60.6	0.70	0.3	0.2	0	406.8	418.0
3	ZK16+640.000	61.1	0.50	0.3	0.2	0.5	370.8	380.0
4	ZK17+080.000	47.3	0.50	0.7	0.2	0	276.9	270.0
5	ZK17+740.000	60.7	0.48	0.7	0.2	0	312.1	315.0
6	K14+480.000	40.5	0.50	0.2	0.2	0	306.5	305.0
7	K15+520.000	60.4	0.75	0.3	0.2	0	418.7	418.0
8	K15+860.000	21.3	0.30	0.8	0.2	0	138.9	135.0
9	K16+660.000	60.2	0.66	0.3	0.2	0.5	345.6	380.0
10	K17+720.000	60.1	0.51	0.7	0.2	0	317.8	315.0

级预测结果与实际情况较相符,准确率达到 90%。采用 YOLOv8 卷积神经网络对隧道掌子面围岩完整程度进行评价具有良好的应用效果。

由于隧道围岩等级受多方面因素影响,在后续研究中应进一步考虑隧道开挖现场的不同影响因素,获取更多符合要求的掌子面照片,进一步优化模型,以提高模型精度和适用性。

参考文献:

[1] 王志坚. 郑万高铁大断面隧道安全快速标准化修建技术 [M]. 北京:人民交通出版社, 2020.

WANG Z J. The construction technology of large cross-sectional tunnels in Zhengzhou-Wanzhou high-speed railway with safety, rapidity and standardization [M]. Beijing: China Communications Press, 2020.

[2] TERZAGHI K. Rock defects and loads on tunnel supports [J]. Rock tunneling with steel supports, 1946, 12 (1): 17-99.

[3] WICKHAM G E, TIEDEMANN H R, SKINNER E H. Support determinations based on geologic predictions [C] // Proceedings of the N Am Rapid Excav & Tunnelling Conference, 1972 .

[4] BIENIAWSKI Z T. Engineering rock mass classifications: a complete manual for engineers and geologists in mining, civil, and petroleum engineering [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc. , 1989.

[5] BARTON N, LIEN R, LUNDE J. Engineering classification of rock masses for the design of tunnel support [J]. Rock mechanics, 1974, 6: 189-236.

[6] DEERE D U, HENDRON A J, PATTON F D, et al. Design of surface and near-surface construction in rock [C] // Proceedings of the ARMA US Rock Mechanics/Geomechan-ics Symposium, 1966.

[7] 姜鹏,章剑青,朱征平. 公路隧道围岩分级岩体基本质量指标修正方法探讨 [J]. 公路, 2020, 65 (1): 332-335.

JIANG P, ZHANG J Q, ZHU Z P. Discussion on correction method of basic quality index of classified rock mass around highway tunnel [J]. Highway, 2020, 65 (1): 332-335.

[8] 范晓岭,安静. 基于线岩溶率的隧道围岩分级方法研究 [J]. 地下空间与工程学报, 2023, 19 (5): 1462-1470.

FAN X L, AN J. Study on classification method of tunnel surrounding rock based on linear karst rate [J]. Chinese journal of underground space and engineering, 2023, 19 (5): 1462-1470.

[9] 童建军,桂登斌,王明年,等. 岩溶隧道围岩级别修正方法研究 [J]. 隧道建设 (中英文), 2021, 41 (S1): 99-107.

TONG J J, GUI D B, WANG M N, et al. Study on revision method of surrounding rock grade of karst tunnel [J]. Tunnel construction, 2021, 41 (S1): 99-107.

[10] AYDAN O, ULUSAY R, TOKASHIKI N. A new rock mass quality rating system: rock mass quality rating (RMQR) and its application to the estimation of geomechanical characteristics of rock masses [J]. Rock mechanics and rock engineering, 2014, 47: 1255-1276.

[11] 唐中华,宋金龙,潘江波,等. 基于近景摄影测量的隧道围岩质量快速评价方法研究 [J]. 科技通报, 2022, 38 (11): 71-77.

TANG Z H, SONG J L, PAN J B, et al. Study on rapid grading of surrounding rock in tunnel based on photogrammetry [J]. Bulletin of science and technology, 2022, 38 (11): 71-77.

[12] 李亦谋,吕明,袁青,等. 基于三维重建与 Unet 神经网络的隧道掌子面围岩快速分级技术 [J]. 隧道建设 (中英文), 2022, 42 (1): 33-40.

LI C M, LÜ M, YUAN Q, et al. Rapid classification technology of surrounding rock of tunnel face based on three-dimensional reconstruction and Unet neural networks [J]. Tunnel construction, 2022, 42 (1): 33-40.

[13] 王宇. 基于计算机视觉的隧道围岩智能分级及支护参数优化方法 [D]. 长沙:中南大学, 2022.

WANG Y. Intelligent classification of tunnel surrounding rock and optimization of support parameters based on computer vision [D]. Changsha: Central South University, 2022.

[14] 鲜晴羽,仇文革,王泓颖,等. 基于卷积神经网络的隧道掌子面图像质量评价方法研究 [J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17 (3): 563-572.

XIAN Q Y, QIU W G, WANG H Y, et al. Research on image quality assessment method of tunnel face based on convolutional neural network [J]. Journal of railway science and engineering, 2020, 17 (3): 563-572.

3)后浇带宽度受限于施工工艺、配筋率、墙板厚度等众多因素,应结合具体工况科学合理地进行分析,实现合理可靠布置。

参考文献:

[1] 刘金鑫,马冲,张东健,等. 利用充气芯模进行后浇带施工方法研究[J]. 施工技术,2017,46(S2):583-585.
LIU J X,MA C,ZHANG D J,et al. Study on construction method of post pouring belt with pneumatic core [J]. Construction technology,2017,46(S2):583-585.

[2] 江涛,李万旺,文涛,等. 一种后浇带收口气泡膜模板施工方法[J]. 城市建设理论研究(电子版),2019(13):131.
JIANG T,LI W W,WEN T,et al. Construction method of closed bubble film template for post-pouring belt [J]. Theoretical research in urban construction,2019(13):131.

[3] 胡长明,梅源,张乃荣,等. 超长预应力混凝土梁温度场数值模拟与分析[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版),2010,42(3):335-341.
HU C M,MEI Y,ZHANG N R,et al. Numerical simulation and analysis for temperature field of over-length and pre-stressed concrete beam[J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology (natural science edition),2010,42(3):335-341.

[4] 胡长明,韩大富,李增福,等. 大体积混凝土施工关键技术[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2017.
HU C M,HAN D F,LI Z F,et al. Key technology of mass concrete construction [M]. Beijing: China Architecture & Building Press,2017.

[5] 张良辰,夏国光. 膨胀加强带与后浇带组合应用技术[J]. 水运工程,2019(S1):115-119.
ZHANG L C,XIA G G. Application technology of combining expansion reinforcing zone with post-cast zone [J]. Port & waterway engineering,2019(S1):115-119.

[6] 潘溢光,付相球,谭晋鹏,等. 北京新机场结构后浇带施工控制[J]. 工程力学,2020,37(S1):145-150.
PAN D G,FU X Q,TAN J P,et al. Construction control of sturctural post-casting belts of Beijing New Airport [J]. Engineering mechanics,2020,37(S1):145-150.

[7] 陈顺,南建林. 超长地下结构后浇带的宽度和配筋率对应力释放的影响分析[C]//第十四届全国混凝土及预应力混凝土学术会议论文集,2007.
CHEN S,NAN J L. Analysis of the influence of width and reinforcement ratio of post pouring strip on stress release in ultra

long underground structures [C]//Proceedings of the 14th national conference on concrete and prestressed concrete,2017.

[8] 张吉柱. 超长混凝土结构后浇带有效作用的关键性影响因素分析[J]. 建筑科学,2010,26(7):66-71.
ZHANG J Z. Research on post-casting band's actual effect in super long reinforced concrete structures [J]. Building science,2010,26(7):66-71.

[9] 潘立. 对导致混凝土后浇带失效的横穿钢筋最小配筋率的研究[J]. 建筑科学,2009,25(11):1-4.
PAN L. Research on the minimum and invalidated ratio of reinforcing steel bars across the post-casting band in concrete structures [J]. Building science,2009,25(11):1-4.

[10] 全学友,孙会郎. 后浇带的设置方案对抗裂效果的影响[J]. 建筑结构,2004,34(6):22-24.
QUAN X Y,SUN H L. Influence of beam-slab floor settled post-poured strip schemes on the capacity of resistant crack [J]. Building structure,2004,34(6):22-24.

[11] 李雁英,吴京,张玉明. 混凝土楼盖结构设计中后浇带的留设及封闭时间探讨[J]. 工业建筑,2006,36(5):27-29,78.
LI Y Y,WU J,ZHANG Y M. Discussion on placement and closure time of post-poured strips of concrete floor structures [J]. Industrial construction,2006,36(5):27-29,78.

[12] 于亦龙,姜玉龙,周千帆,等. 超长混凝土结构后浇带提前封闭施工技术[J]. 施工技术(中英文),2023,52(14):90-93.
YU Y L,JIANG Y L,ZHOU Q F,et al. Early closure construction technology of post-cast strip of super-long concrete structure [J]. Construction technology,2023,52(14):90-93.

[13] 丁国荣,王晓锋. 点板式楼座沉降后浇带提前封闭施工技术[J]. 施工技术,2016,45(9):63-65.
DING G R,WANG X F. Advanced-closed construction technology of late poured band of point plate buildings [J]. Construction technology,2016,45(9):63-65.

[14] 王婷. 混凝土结构温度后浇带力学特性研究[D]. 西安:西安建筑科技大学,2022.
WANG T. Study on mechanical properties of temperature post cast strip of concrete structure [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology,2022.

[15] 王铁梦. 工程结构裂缝控制[M]. 北京:中国建筑工业出版社,1997.
WANG T M. Crack control of engineering structure [M]. Beijing: China Architecture & Building Press,1997.

(上接第 13 页)

[15] CHEN J,ZHANG D,HUANG H, et al. Image-based segmentation and quantification of weak interlayers in rock tunnel face via deep learning [J]. Automation in construction,2020,120:103371.1-103371.13.

[16] 廖涵. 基于深度卷积神经网络的高分辨率遥感图像地物分割[D]. 武汉:华中科技大学,2021.
LIAO H. Research on road segmentation of high resolution remote sensing images based on depth convolution neural network [D]. Wuhan:Huazhong University of Science and Technology,2021.

[17] 王资健. 基于深度学习的隧道内人员防护装备视觉检测技术

研究[D]. 长沙:中南大学,2022.
WANG Z J. Research on personal protective equipment detection in tunnel construction sites using computer vision and deep learning approaches [D]. Changsha: Central South University,2022.

[18] 长江水利委员会长江科学院. 工程岩体分级标准:GB/T 50218—2014[S]. 北京:中国计划出版社,2014.
Changjiang River Scientific Research Institute, Changjiang Water Resources Commission. Standard for engineering classification of rock mass: GB/T 50218—2014 [S]. Beijing: China Planning Press,2014.