

灰岩裂隙发育程度评价方法研究综述

袁同佟

安徽理工大学地球与环境学院, 安徽 淮南

收稿日期: 2026年6月20日; 录用日期: 2026年7月21日; 发布日期: 2026年8月3日

摘要

灰岩裂隙发育程度直接影响岩体力学性质和渗透特性, 其评价方法涵盖定性分类、定量指标、物探探测和数值模拟四类技术路径。本文梳理了构造裂隙、成岩裂隙、风化裂隙和溶蚀裂隙四类成因类型及其空间发育特征; 比较了RMR、Q系统和BQ分类三种岩体质量分级体系的参数构成与适用条件; 分析了裂隙密度、间距、分形维数和连通性四类定量指标的表征能力; 讨论了钻孔电视、地质雷达和三维激光扫描的探测精度与适用深度; 从数值模拟方法和智能识别方法论述了裂隙发育程度预测的新方法。目前在多尺度评价、动态演化和智能识别三个方面仍存在不足。

关键词

灰岩, 裂隙发育程度, 评价方法, 定量指标, 离散裂隙网络

A Review of Evaluation Methods for Fracture Development Degree in Limestone

Tongtong Yuan

School of Earth and Environment, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui

Received: June 20, 2026; accepted: July 21, 2026; published: August 3, 2026

Abstract

Fracture development degree of limestone directly affects mechanical properties and permeability characteristics of rock mass. Its evaluation covers four technical paths: qualitative classification, quantitative indexes, geophysical exploration and numerical simulation. This paper reviews three genetic types including tectonic, diagenetic and dissolution fractures, compares RMR, Q-system and BQ classification, analyzes four quantitative indexes including fracture density, spacing, fractal dimension and connectivity, discusses detection accuracy of borehole televiewer, GPR and 3D laser

scanning, and reviews DFN and FEM progress. A novel method for predicting fracture development extent is discussed using numerical simulation techniques and intelligent recognition approaches. Deficiencies in multi-scale evaluation, dynamic evolution and intelligent identification are pointed out.

Keywords

Limestone, Fracture Development Degree, Evaluation Method, Quantitative Index, Discrete Fracture Network

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

灰岩是西南、中南和华东地区常见的碳酸盐岩,涉及水利水电、交通隧道和矿山开采等工程领域[1][2]。在构造运动、风化和溶蚀作用下,灰岩内部发育大量节理和裂隙,形成复杂裂隙网络,直接控制岩体强度、变形模量和渗透系数[3]。据统计,我国西南地区已建和在建的大型水电站中,超过 60%的坝基涉及灰岩裂隙渗漏问题;在建的山区铁路隧道中,灰岩段的围岩失稳事故占岩溶区事故总量的 45%以上。裂隙发育程度是岩体质量分级的核心参数,ISRM 建议方法中的 RQD、节理间距和粗糙度等指标均围绕裂隙特征建立[4]。在坝基渗漏评价、隧道围岩分级和矿坑涌水预测等工程问题中,裂隙发育程度的判定精度直接影响工程设计方案和安全风险评估[5]。因此,梳理现有评价方法的技术特点和适用边界,对工程实践和学术研究均有参考价值。

围绕裂隙发育程度评价,已有研究可归为四类:一是基于工程地质调查的定性分类方法,以 RMR、Q 系统和 BQ 分类为代表[5]-[7];二是裂隙密度、分形维数等定量指标体系[8][9];三是钻孔电视、地质雷达等物探探测技术[10][11];四是 DFN 模型和有限元法等数值模拟手段[12][13]。四类方法各有侧重:定性分类操作简便但对三维空间分布反映不足;定量指标精度较高但受测量尺度约束;物探技术可获取深部信息但受地质条件限制;数值模拟能够再现裂隙力学行为但依赖输入参数的可靠性。目前将四类方法统一梳理并比较其适用边界的综述较少。此外,各方法之间的衔接关系,例如物探数据如何转化为 DFN 模型的输入参数、定量指标如何与岩体质量分级对应,也缺乏系统讨论。

本文的主要工作包括:(1) 归纳构造裂隙、成岩裂隙和溶蚀裂隙三类成因类型及其空间发育规律;(2) 比较 RMR、Q 系统和 BQ 分类的参数构成与适用条件;(3) 分析裂隙密度、间距、分形维数和连通性四类定量指标的表征能力与尺度效应;(4) 讨论钻孔电视、地质雷达和三维激光扫描的探测精度与适用深度;(5) 评述数值模拟和智能识别在裂隙岩体模拟中的研究进展与适用边界。

2. 灰岩裂隙的成因与发育特征

2.1. 裂隙成因类型

灰岩裂隙按成因分为构造裂隙、成岩裂隙、风化裂隙和溶蚀裂隙四类,如图 1 所示。构造裂隙受区域构造应力场控制,以共轭剪节理和张性节理为主要形式,其产状与主应力方向之间存在确定的力学关系。马恩临等[14]在岩溶裂隙突水机制研究中指出,I 型和 II 型断裂韧度的耦合效应决定了隐伏构造裂隙的扩展方向和速率。成岩裂隙包括脱水收缩裂隙和压溶缝合线两种。脱水收缩裂隙是沉积物固结过程中

脱水产生的, 规模较小, 延伸长度有限; 压溶缝合线是上覆压力下压溶作用形成的锯齿状结构面, 产状多与层面近于平行[2]。风化裂隙是在物理风化和化学风化作用下形成的裂隙, 主要分布在灰岩表层的风化带内, 其发育程度受气候条件、地形地貌和地下水活动等因素控制[1]。溶蚀裂隙是灰岩特有的裂隙类型, 地下水沿原有裂隙溶蚀扩展, 形成溶蚀沟槽和溶蚀扩大裂隙。周晨星等[15]通过可溶岩微流控实验研究了溶蚀速率的表征方法, 表明溶蚀作用对裂隙开度和连通性具有持续改造效应, 溶蚀后的裂隙渗透率较初始值增大 1~2 个数量级。在实际灰岩中, 四类裂隙常共存并相互叠加, 构造裂隙为溶蚀作用提供通道, 溶蚀作用又使构造裂隙进一步扩大, 形成复合型裂隙系统。

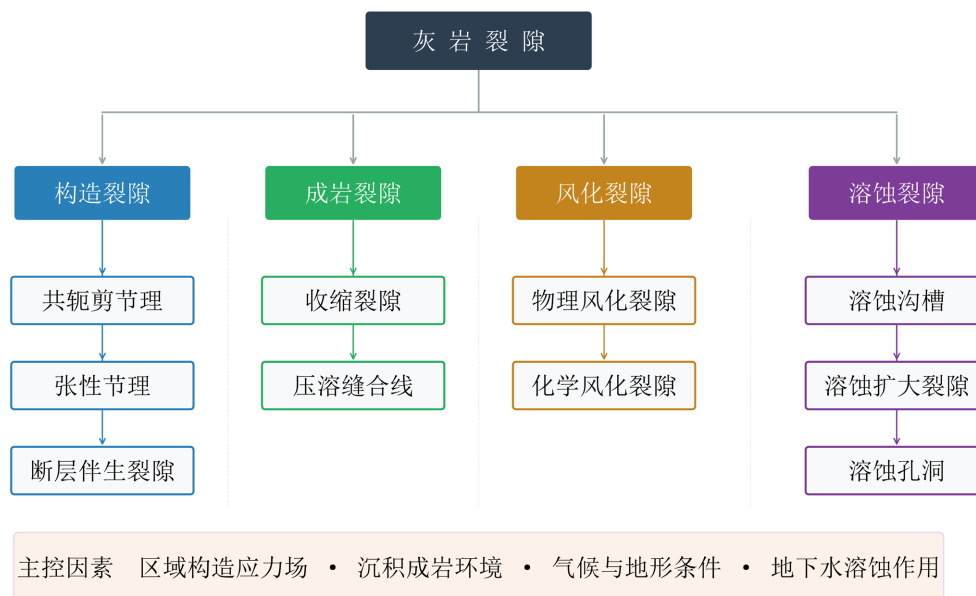


Figure 1. Classification of limestone fracture genesis types

图 1. 灰岩裂隙成因类型分类

2.2. 裂隙发育的空间特征

灰岩裂隙发育具有方向性、层次性和不均匀性三个基本特征。方向性表现为裂隙优势方位与区域主应力方向一致。董家兴等[16]对砂质白云岩隧道结构面的精细测量表明, 裂隙产状集中分布在 2~3 个优势方位内, 与区域构造应力方向吻合。层次性表现为裂隙在尺度上的多级特征。Liu YQ 等[17]从岩体表面到内部推断裂隙尺寸和空间模式, 发现裂隙间距在不同尺度上服从负指数分布且具有自相似性, 分形维数可作为连接不同尺度裂隙信息的桥梁参数。不均匀性受岩性变化和地下水活动控制。杜兆文等[18]对急倾斜煤层覆岩裂隙的研究表明, 裂隙密度在空间上呈分带分布, 强发育带与断层影响带和地下水活跃带对应。

灰岩作为可溶性岩石, 其裂隙发育还受岩溶作用改造。Yang HZ 等[19]通过水力压裂实验研究了水力裂缝与岩溶缝洞体的交互作用, 发现缝洞体对裂缝扩展路径具有偏转和捕获效应, 当裂缝遭遇直径大于自身长度的缝洞体时, 扩展路径偏转角可达 $30^{\circ}\sim 60^{\circ}$ 。这类岩溶裂隙系统的空间变异性较构造裂隙更为突出, 对工程勘察和评价的要求也更高。

3. 裂隙发育程度的评价方法

灰岩裂隙发育程度评价方法从定性、定量和综合技术三个方面进行评价, 如图 2 所示。

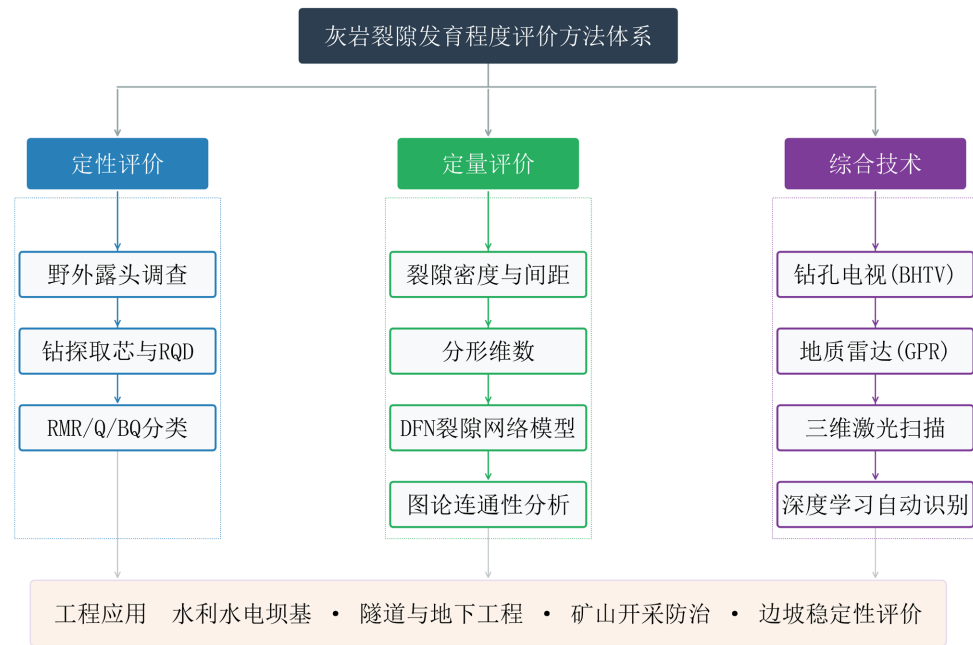


Figure 2. Framework of the evaluation method for the degree of fracture development in limestone
图 2. 灰岩裂隙发育程度评价方法体系框架

3.1. 岩体质量分级体系

岩体质量分级是工程中最常用的定性评价方法。目前应用较广的分级体系有三种。RMR 系统由 Bieniawski 提出，综合岩石强度、RQD、节理间距、节理状态、地下水和节理方向六项因素评分，总分 0~100 对应 I~V 级岩体[6]。该系统在硬岩隧道和边坡工程中应用广泛，但对软弱岩体和膨胀性岩体的适用性有限。Q 系统由 Barton 提出，以 RQD/Jn、Jr/Ja、Jw/SRF 六参数组合表征岩体质量，取值跨度达 0.001~1000，对地下工程围岩支护设计具有直接指导意义[7]。GB/T 50218-2014 规定的 BQ 分类以岩石坚硬程度和岩体完整程度为基本因素，以地下水状态和软弱结构面产状为修正因素，针对国内地质条件有专门修正[20]。

三种体系均将裂隙发育程度作为核心评价因素，但 RMR 在硬岩中适用性较好，Q 系统更适用于地下工程围岩评价，BQ 分类在国内工程中使用最为普遍。董家兴等[16]将结构面精细测量结果与岩体质量分级结合，使围岩分级精度较传统方法提高了 1 个等级。Yang G 等[21]提出了隧道掌子面前方岩体结构面的自动预测方法，可在施工过程中实时更新围岩分级。

在表征溶蚀孔洞和不规则裂隙形态方面，三种分级体系均存在固有局限。RMR 系统和 Q 系统主要依据节理间距、RQD 和节理状态等参数，这些参数对形态规则的构造裂隙具有良好的适用性，但对溶蚀作用形成的不规则孔洞和溶蚀扩大裂隙缺乏专门的评价指标[6][7]。在变异性水力特性方面，三种分级体系均为半定量或定性评价，无法直接表征裂隙岩体的渗透张量和各向异性水力特性，对溶蚀裂隙中常见的非均质渗流行为缺乏描述能力。

3.2. 定量评价指标

裂隙密度按维度分为线密度 P10、面密度 P21 和体密度 P32 [8]。P10 为单位长度测线上裂隙交切数量，测量简便但受测线方向影响大；P21 为单位面积内裂隙总长度，是 DFN 建模的核心参数；P32 为单位体积内裂隙总面积，理论上最能反映空间发育程度但获取难度大。Gotttron 和 Henk [22]比较了基于 DFN 升尺度和经验公式两种等效参数计算方法，表明 P21 的准确估计对等效力学和水力学参数的计算精度有

决定性影响。Chen JY 等[23]利用图像识别技术测量隧道掌子面裂隙间距并转化为面密度指标,测量误差控制在 8%以内。赵萌等[24]提出了一种求解岩体裂隙产状三维概率分布的数值方法,为裂隙方向统计推断提供了新工具。

裂隙间距是工程分类中的直接参数,ISRM 建议分为极密(<20 mm)到宽(>600 mm)五个等级[4]。Liu YQ 等[17]的统计分析表明,裂隙间距分布多服从负指数分布或对数正态分布。分形维数是描述裂隙分布复杂程度的指标,盒计数法是最常用的计算方法。分形维数越大,表明裂隙分布越复杂、发育程度越高。裂隙分布在不同尺度上具有自相似特征,分形维数在 2.1~2.6 范围内时,与裂隙密度之间存在线性正相关($R^2 > 0.85$)。赵萌等[24]提出的三维概率分布求解方法,为裂隙产状的统计推断提供了新的数学框架,可处理裂隙优势方位不明显时的方向分布估计问题。

裂隙连通性决定岩体渗透能力。连通率法统计相互连通的裂隙比例;渗透张量法通过等效渗透张量反映各向异性;逾渗理论法分析是否存在贯穿性渗流通道[2]。Wang MY 等[25]将图论引入灰岩裂隙网络分析,通过聚类系数和平均路径长度等拓扑指标定量评价连通程度,发现单轴压缩过程中聚类系数先增后降,峰值对应裂隙网络的临界连通状态,此时裂隙网络的渗透率较初始状态增大 2~3 个数量级。孙意成等[26]在 DFN 模型中引入非线性渗流行为,表明当雷诺数大于 10 时,线性 Darcy 假设会低估裂隙网络渗透率约 15%~30%。宋振宇等[27]研究了考虑细观形貌的岩石裂隙受压闭合规律,表明裂隙张开度随应力增大呈指数衰减,残余张开度约为初始值的 5%~10%。上述定量指标各有侧重:裂隙密度和间距反映裂隙的数量特征,分形维数反映裂隙分布的复杂程度,连通性指标反映裂隙网络的渗流能力,实际评价中通常需要多个指标配合使用。

3.3. 综合评价

钻孔电视(BHTV)通过声波或光学成像获取钻孔壁 360°全景图像,可识别裂隙位置、产状和张开度。光学钻孔电视适用于清水钻孔,分辨率可达 0.1 mm;声学钻孔电视可在浑水条件下使用,分辨率约 5 mm [10]。韩增强等[10]利用钻孔电视评价裂隙岩体灌浆效果,灌浆后裂隙充填率从 35%提高到 82%。Zhang Y 等[11]利用深度迁移学习对钻孔电视图像进行裂隙自动分割,识别准确率达 89%,处理速度较人工提高约 3 个数量级。地质雷达(GPR)利用高频电磁波反射探测浅层裂隙,200 MHz 天线探测深度约 5~10 m,分辨率约 0.2 m;800 MHz 天线探测深度约 1~2 m,分辨率约 0.05 m [2]。Wang M 等[28]将三维激光扫描与传统地质调查结合,实现了岩体结构面的自动识别,点云密度达 100 点/m²时,产状测量误差小于 3°。

三类物探技术各有适用条件,如表 1 所示。钻孔电视可获取深部裂隙的三维产状信息,但仅限于钻孔附近的局部区域;地质雷达探测速度快、分辨率高,但受岩体含水量影响显著,在饱水灰岩中探测深度大幅降低[29];三维激光扫描可实现大面积地表裂隙的快速调查,但无法获取深部信息。在实际工程中,多种物探技术的组合使用可弥补单一技术的不足,例如钻孔电视与地质雷达组合可同时获取深部和浅部裂隙信息,三维激光扫描与钻孔数据结合可建立更大范围的三维裂隙网络模型。

Table 1. Comparison of applicable conditions for major geophysical exploration technologies

表 1. 主要物探技术适用条件对比

探测技术	探测原理	适用深度	分辨率	主要优势	主要局限
钻孔电视(BHTV)	声波/光学成像	钻孔深度范围内	毫米级	可获取裂隙产状三维信息	仅限钻孔附近区域
地质雷达(GPR)	高频电磁波反射	浅层(<30 m)	厘米级	分辨率高无损快速	探测深度受含水量限制
三维激光扫描	激光测距点云	地表	毫米级	大面积快速自动化程度高	仅限地表受遮挡影响

随着人工智能的发展,机器学习和深度学习等技术逐渐运用到岩石裂隙识别与评价中,其快速精准的特性是当下研究趋势。当前深度学习在岩石裂隙识别与评价的研究当中还在起步阶段,未来将会有越来越多的人工智能技术为该领域赋能。

4. 数值模拟与智能识别

4.1. DFN 模型

离散裂隙网络(DFN)模型将裂隙视为三维空间中的离散圆盘或多边形,通过蒙特卡洛方法生成满足统计特征的裂隙网络。DFN 建模的基本流程包括:野外裂隙数据采集、统计参数估计(产状分布、尺寸分布、间距分布等)、三维裂隙网络生成、渗流或力学模拟。Li 和 Elmo [12]的综述指出,DFN 在裂隙岩体渗流模拟和边坡稳定性分析中具有优势,但其可靠性取决于基础数据质量和统计推断方法的合理性。姚荣文等[30]提出了岩体裂隙三维可视化方法,可处理百万级裂隙数据的实时渲染,为 DFN 建模的输入数据准备和结果展示提供了支撑。Zhang QH 等[13]提出了考虑大规模裂隙网络真实连接关系的 DFN 渗流算法,在含 10^4 条裂隙的网络中计算时间较传统方法缩短约 40%。Zhao YL 等[31]将现场测量数据约束到 DFN 模型中用于露天矿楔形体稳定性分析,安全系数计算误差从未约束模型的 22%降低到 8%。DFN 模型的主要局限在于:当裂隙密度较高时计算量急剧增加,且对裂隙尺寸分布的统计推断需要足够多的样本数据。

4.2. 有限元法与等效连续介质模型

有限元法(FEM)采用等效连续介质模型,将裂隙效应等效为各向异性参数。Gotttron 和 Henk [22]比较了 DFN 升尺度和经验公式两种等效参数方法,表明在裂隙密度适中($P_{21} = 0.5 \sim 2 \text{ m/m}^2$)时两种方法结果一致,但当 $P_{21} < 0.1 \text{ m/m}^2$ 时差异可达 50%以上。Gao W 等[32]利用界面力学理论研究了柱状节理岩体的断裂行为,为玄武岩和灰岩中柱状节理的力学分析提供了新框架。扩展有限元法(XFEM)在传统 FEM 位移场中引入裂隙不连续性描述函数,无需网格重划即可模拟裂隙扩展,在水力压裂模拟中已有应用报道[19]。

两类模型的选用取决于裂隙发育程度。当裂隙密度较低($P_{21} < 0.5 \text{ m/m}^2$)且方向性明显时,DFN 模型能够保留裂隙的空间分布信息;当裂隙密度较高且分布较均匀时,等效连续介质模型的计算效率更高。在实际工程中,两种方法常结合使用:先用 DFN 模型分析局部裂隙特征,再将等效参数输入连续介质模型进行大范围工程计算。Gotttron 和 Henk [22]的对比研究表明,两种方法在 $P_{21} = 0.5 \sim 2 \text{ m/m}^2$ 范围内结果一致,这为工程中根据裂隙密度选择模型提供了定量依据。

4.3. 数值模拟新进展

近年来,数值模拟方法在裂隙岩体研究中取得了多方面新进展。在 DFN 建模方面,条件化 DFN 技术将现场测量数据、物探数据和统计推断相结合,通过地质统计学方法约束裂隙网络的生成过程,显著提高了模型对真实裂隙系统的还原能力。Zhao YL 等[31]将现场测量数据条件化到 DFN 模型中用于露天矿楔形体稳定性分析,安全系数计算误差从未约束模型的 22%降低到 8%,表明条件化 DFN 在工程应用中具有显著优势。Lei QH 等[33]系统评述了 DFN 模型在热-水-力-化学多场耦合模拟中的应用,指出将化学溶蚀过程纳入 DFN 框架是实现裂隙动态演化模拟的关键挑战。在裂隙岩体渗流-力学耦合方面,DFN 与有限元、离散元的耦合方法得到快速发展。Tang HY 等[34]提出了有限元-离散元耦合方法模拟水力裂缝在天然裂隙网络中的扩展过程,能够再现水力裂缝与天然裂隙的交叉、捕获和穿越等复杂交互行为。De Simone S 等[35]基于 DFN 方法研究了裂隙岩体的等效孔弹性系数,为裂隙岩体多场耦合模拟提供了等效参数计算方法。

在智能数值模拟方面,基于物理信息神经网络(PINN)的方法开始应用于裂隙岩体渗流问题的求解,能够在不依赖网格剖分的情况下获得渗流场的近似解,为复杂裂隙网络中的快速渗流预测提供了新途径。此外,数字岩心技术与数值模拟的结合日益紧密,通过微 CT 扫描获取裂隙-孔隙结构的三维数字模型,再在数字模型上直接进行渗流和力学模拟,为溶蚀孔洞-裂隙耦合系统的研究提供了新的技术手段。

4.4. 智能识别方法

随着人工智能的发展,机器学习和深度学习技术逐渐成为岩石裂隙识别与评价领域的重要研究方向。在裂隙自动识别方面,基于卷积神经网络(CNN)的语义分割方法已广泛应用于钻孔电视图像的裂隙提取。Zhang Y 等[11]利用深度迁移学习对钻孔电视图像进行裂隙自动分割,识别准确率达 89%,处理速度较人工提高约 3 个数量级。Baraian A 等[36]将深度学习语义分割方法应用于钻孔图像的裂隙自动检测与特征化,实现了裂隙位置、倾角和张开度的同步提取,表明深度学习方法在钻孔图像裂隙识别中具有较好的适用性。Gupta AK 等[37]将深度学习方法应用于地质图像分割与岩性识别,在复杂地质图像的语义分割中取得了较高的分类精度,为裂隙识别方法的改进提供了参考。在三维点云数据处理方面,Han JL 等[38]基于三维点云分析方法实现了多组结构面的自动识别,并提出了综合误差量化框架,在复杂边坡结构面识别中取得了较好的效果。Jung YB 和 Sunwoo C [39]将基于遗传算法的聚类技术应用于裂隙集自动识别,有效提高了裂隙优势方位分组的客观性和自动化程度。在岩体质量智能评价方面,Santos AEM 等[40]系统评估了多种机器学习方法在岩体质量分类中的适用性,表明随机森林和梯度提升树等集成方法在 RMR 预测中表现较优,但训练数据的代表性和跨场地泛化能力仍是制约工程应用的关键因素。Hansen TF 和 Aarset A [41]提出了基于无监督机器学习的岩体质量分类方法,利用钻孔数据实现了数据驱动的岩体质量评价,为减少对传统分级体系主观性的依赖提供了新途径。

总体而言,当前深度学习在岩石裂隙识别与评价中的研究尚处于快速发展阶段,在训练数据标准化、模型可解释性和跨场地泛化能力等方面仍有较大提升空间。

5. 评价方法综合对比

前述定性分类、定量指标、物探探测、智能识别和数值模拟五类方法在理论假设、信息维度和适用条件上存在本质差异,系统对比这些差异有助于在工程实践中合理选择评价方法。

5.1. 理论假设与信息维度差异

定性分类方法(RMR、Q 系统、BQ 分类)的理论基础是岩体质量与工程稳定性之间的经验统计关系,其核心假设是通过有限的裂隙特征参数即可对岩体宏观力学行为进行合理估计。这类方法获取的是一维综合评分信息,本质上将多维裂隙特征压缩为标量,对裂隙三维空间分布和非均质性的反映能力不足。

定量指标体系(密度、间距、分形维数、连通性)的理论基础是裂隙统计学和分形几何学,核心假设包括裂隙产状服从 Fisher 分布或双正态分布、裂隙尺寸服从对数正态或幂律分布等。这类方法提供的是二维或准三维统计信息,当实际裂隙系统偏离上述分布假设时(如溶蚀裂隙的尺寸分布常出现多峰特征),指标的表征精度会显著下降。

物探探测技术基于电磁波、声波或光波与岩体的物理相互作用,其核心假设是裂隙与围岩之间存在足够的物性差异(如介电常数、声阻抗差异)。物探技术获取的是空间连续的物理场信息,但反演过程中需要将物理场信息转化为裂隙几何参数,这一转化过程的非唯一性是物探方法的主要理论局限。

数值模拟方法(DFN、FEM)的理论基础是连续介质力学和离散介质力学,核心假设随模型类型不同而异:DFN 假设裂隙为圆盘或多边形平面且渗流服从立方律,FEM 假设裂隙效应可通过等效参数描述。

智能识别方法(深度学习、机器学习)的理论基础是数据驱动的模式识别,其核心假设是训练数据集能够代表目标场地的裂隙特征分布[36][37]。这类方法获取的是二维图像或三维点云中的裂隙语义分割结果及自动分类标签,信息维度取决于输入数据的类型,但其输出质量高度依赖训练数据的规模、标注一致性和场地代表性。当目标场地的裂隙类型、光照条件或岩性与训练集差异较大时,模型的识别精度可能显著下降[37][40]。

5.2. 适用边界与方法选择

在工程实践中的方法选择应综合考虑评价目标、地质条件和精度要求。当评价目标为岩体质量初步分级且工程规模较大时,定性分类方法具有操作简便、成本低廉的优势,但其评价精度受调查人员经验影响较大,不同评价者之间的一致性系数通常仅为 0.6~0.8 [6]。当需要精确描述裂隙空间分布特征时,定量指标方法更为适用,但要求有足够的测量样本量(通常 P21 估计需要至少 100 条裂隙的测量数据) [42]。当需要获取深部裂隙信息时,物探探测技术不可替代,但其分辨率受探测深度和地质条件制约,在岩溶发育区的探测效果可能显著降低[29]。当需要进行裂隙岩体渗流或力学行为预测时,数值模拟方法是唯一能够提供定量预测结果的手段,但其可靠性高度依赖输入参数的准确性,而这些参数往往需要借助前三类方法获取[12][35]。当需要对大量钻孔图像或三维点云数据进行快速裂隙识别时,智能识别方法具有显著效率优势,但其适用边界受训练数据的跨场地泛化能力制约。Han JL 等[38]基于三维点云分析方法实现了多组结构面的自动识别,并提出了综合误差量化框架,在复杂边坡结构面识别中取得了较好的效果。Santos AEM 等[40]系统评估了多种机器学习方法在岩体质量分类中的适用性,表明随机森林和梯度提升树等集成方法在 RMR 预测中表现较优,但训练数据的代表性和跨场地泛化能力仍是制约工程应用的关键因素。因此,智能识别方法目前更适合作为人工判识的辅助工具,而非完全替代手段。Gottron D 和 Henk A [22]的研究表明,DFN 升尺度方法与经验公式方法在 $P21 = 0.5 \sim 2 \text{ m/m}^2$ 范围内结果一致,但在 $P21 < 0.1 \text{ m/m}^2$ 时差异可达 50%以上,这一结论为方法选择提供了定量判据。

5.3. 方法间的衔接与转化

五类方法之间存在密切的衔接关系,但目前的衔接仍不完善。物探数据向 DFN 模型的转化是最具挑战性的衔接环节,物探技术获取的是连续的物理场信息,而 DFN 模型需要离散的裂隙几何参数,这一转化过程涉及反演问题的非唯一性。

智能识别方法为这一转化链条提供了新的技术路径,Baraian A 等[36]将深度学习语义分割方法应用于钻孔图像的裂隙自动检测与特征化,实现了裂隙位置、倾角和张开度的同步提取,其输出可直接作为 DFN 建模的输入参数。Gupta AK 等[37]将深度学习方法应用于地质图像分割与岩性识别,为裂隙识别方法的改进提供了参考。然而,目前智能识别方法仅能提取裂隙位置、产状和间距等基本几何参数,尚无法获取裂隙开度、粗糙度和充填状态等水力学关键参数[36][37],而这些参数对溶蚀裂隙的水力行为评价至关重要。

定量指标与岩体质量分级之间的对应关系也缺乏统一标准,例如 P21 在何种阈值下对应 RMR 的哪一级别尚无公认的定量判据。此外,不同方法对溶蚀孔洞、不规则裂隙形态和变异性水力特性的表征能力差异显著:定性分类对溶蚀裂隙缺乏专门指标;定量指标假设裂隙形态规则,对不规则溶蚀裂隙的统计参数可能偏离实际;物探技术在溶蚀发育区的探测效果下降,数值模拟对溶蚀孔洞的几何建模尚不成熟,智能识别方法对溶蚀裂隙这类形态高度不规则且训练样本稀少的目标,识别精度和泛化能力仍有待提升。

未来研究应重点突破多方法数据融合和跨尺度参数传递的技术瓶颈,建立从物探探测和智能识别到

数值模拟的完整技术链条。

6. 工程应用

在隧道工程中,裂隙发育程度评价直接服务于围岩分级和支护设计。马恩临等[14]对隐伏岩溶裂隙突水机制的研究表明,当裂隙扩展至含水层且 I 型应力强度因子 K_{IC} 超过 $0.8 \text{ MPa}\cdot\text{m}^{0.5}$ 时,突水概率显著增大。Li XH 等[43]研究了爆破荷载方向对裂隙岩体隧道稳定性的影响,表明爆破主应力方向与裂隙优势方位夹角小于 30° 时围岩损伤范围增大 2~3 倍。Chen JY 等[23]的图像识别方法可在隧道施工过程中实时获取掌子面裂隙面密度,为围岩分级的动态更新提供了数据支撑。

在水利水电工程中, Yang B 等[44]通过岩溶洞穴顶板厚度对桩基承载特性的研究,表明当顶板厚度与洞跨比小于 1.5 时,桩基承载力下降超过 40%。Xu XY 等[45]研究了地应力对断层破碎带围岩灌浆效果的影响,表明埋深超过 300 m 时灌浆扩散半径较浅埋段减小约 30%。在矿山工程中,杜兆文等[18]揭示了急倾斜煤层覆岩裂隙的分带规律,强发育带宽度约为采高的 8~12 倍,为矿坑涌水分区预测提供了依据。在边坡工程中,何峥等研究了拉裂型危岩体在重力作用下的微倾斜变形行为,表明裂隙发育程度是危岩体失稳判据中的关键参数。

上述工程案例表明,裂隙发育程度评价的精度与评价方法的匹配程度密切相关。在裂隙密度较高($P_{21} > 2 \text{ m/m}^2$)的灰岩中,等效连续介质模型即可满足工程精度要求;在裂隙密度较低且方向性明显的灰岩中,DFN 模型的精度优势更为突出。物探技术的选择则取决于工程对探测深度和分辨率的具体要求:浅层精细探测优先选用高频地质雷达,深部裂隙评价优先选用钻孔电视,大面积地表调查优先选用三维激光扫描。

综合来看,裂隙发育程度评价在不同工程领域的侧重点有所不同。隧道工程关注掌子面前方裂隙的超前预报,对实时性和空间分辨率要求高,常用地质雷达和钻孔电视组合;水利水电工程关注坝基裂隙的渗透特性和空间连续性,对深部探测能力要求高,常用钻孔电视配合压水试验;矿山工程关注覆岩裂隙的分带规律和连通性,对大范围空间信息要求高,常用三维激光扫描结合钻孔数据。边坡工程则关注裂隙对岩体稳定性的影响,需要裂隙产状与坡面的空间关系信息。这些差异决定了不同工程场景下评价方法的选择策略,也说明了多方法融合的必要性和重要性。

7. 结论与展望

7.1. 主要结论

(1) 灰岩裂隙按成因分为构造裂隙、成岩裂隙和溶蚀裂隙三类。构造裂隙受区域应力场控制,优势方位 2~3 组;溶蚀裂隙的空间变异性强于构造裂隙,对工程评价的影响更为突出。

(2) RMR、Q 系统和 BQ 分类三种岩体质量分级体系均以裂隙为核心因素。RMR 在硬岩中适用性较好,Q 系统更适用于地下工程,BQ 分类针对国内地质条件有专门修正。三种体系均为一维或二维信息评价,对裂隙三维空间分布反映不足。近年来,基于机器学习的岩体质量分类方法逐渐发展,有望提高分类的客观性和一致性,但训练数据的标准化仍是制约因素。

(3) P_{21} 是 DFN 建模的核心参数,分形维数在 2.1~2.6 范围内与裂隙密度呈线性正相关($R^2 > 0.85$)。图论方法通过聚类系数和路径长度评价连通性,较传统连通率法更能反映网络拓扑特征。裂隙张开度随应力增大呈指数衰减,残余张开度约为初始值的 5%~10%。非线性渗流效应在雷诺数大于 10 时不可忽略,线性 Darcy 假设会低估渗透率 15%~30%。

(4) 钻孔电视分辨率可达 0.1 mm 但受限于钻孔位置;三维激光扫描精度为毫米级且可大面积覆盖但仅限于地表。深度学习方法使钻孔电视图像裂隙提取效率提高约 3 个数量级,识别准确率达 89%。地质

雷达在 200 MHz 频率下探测深度 5~10 m, 分辨率约 0.2 m, 在 800 MHz 频率下探测深度 1~2 m, 分辨率约 0.05 m。多种物探技术的组合使用可弥补单一技术的不足。

(5) DFN 模型适用于裂隙稀疏、方向性强的岩体, 等效连续介质模型在裂隙密集且分布均匀时效率更高。基于真实连接关系的 DFN 渗流算法计算效率较传统方法提高约 40%。四类方法在理论假设和信息维度上存在本质差异, 定性分类操作简便但三维空间信息不足, 定量指标精度受测量尺度约束, 物探技术受地质条件制约, 数值模拟能力依赖输入参数可靠性。各方法在表征溶蚀孔洞、不规则裂隙形态和变异性水力特性方面均存在固有局限, 多方法融合和跨尺度参数传递是未来发展的关键方向。

7.2. 研究不足与展望

当前研究在三方面存在不足: (1) 多尺度综合评价方面, 现有方法多针对单一尺度裂隙, 自相似分析提供了思路, 但在复杂地质条件下的适用性仍需验证; (2) 裂隙动态演化方面, 溶蚀和力学角度的时变规律已有报道, 但将二者统一的动态评价模型尚未建立; (3) 智能识别方面, 深度学习在裂隙自动识别中的能力已得到验证, 但训练数据的标准化和跨场地迁移性仍是瓶颈。(4) 方法融合方面, 物探数据向 DFN 模型的转化、定量指标与岩体质量分级的定量对应关系等衔接问题尚未解决, 各方法对溶蚀孔洞和不规则裂隙的协同表征机制有待建立。

从工程应用角度看, 不同场景对评价方法的需求差异明显。隧道工程需要掌子面前方 20~50 m 范围内的裂隙超前预报, 要求方法具有实时性和足够的空间分辨率; 水利水电工程需要坝基以下 100~300 m 深度范围内的裂隙渗透特性评价, 对深部探测能力要求高; 矿山工程需要采区范围内的裂隙分带和连通性信息, 对大范围空间覆盖要求高。未来研究应针对不同工程场景的具体需求, 发展多方法融合的评价技术体系。

参考文献

- [1] 蔡美峰, 何满潮, 刘东燕. 岩石力学与工程[M]. 第 2 版. 北京: 科学出版社, 2013.
- [2] 张倬元, 王士天, 王兰生. 工程地质分析原理[M]. 第 4 版. 北京: 地质出版社, 2016.
- [3] 孙广忠. 岩体结构力学[M]. 北京: 科学出版社, 1988.
- [4] Hatheway, A.W. (2009) The Complete ISRM Suggested Methods for Rock Characterization, Testing and Monitoring; 1974-2006. *Environmental and Engineering Geoscience*, **15**, 47-48. <https://doi.org/10.2113/gsegeosci.15.1.47>
- [5] 周维垣. 高等岩石力学[M]. 北京: 水利电力出版社, 1990.
- [6] Bieniawski, Z.T. (1989) *Engineering Rock Mass Classifications*. John Wiley & Sons.
- [7] 伍法权. 统计岩体力学原理[M]. 武汉: 中国地质大学出版社, 1993.
- [8] 谢和平. 岩石力学[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [9] Aghli, G., Motra, H.B., Saberi, M.R., Nikbin, M. and Ostadhassan, M. (2025) Fracture Development and Characterization from Field Data in a Dolomite-Limestone Sequence. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, **59**, 6559-6583. <https://doi.org/10.1007/s00603-025-05125-z>
- [10] 韩增强, 王川婴, 周济芳, 等. 基于钻孔图像的孔壁岩体完整性计算及在裂隙岩体灌浆效果评价中的应用[J]. 岩土工程学报, 2016, 38(S2): 245-249.
- [11] Zhang, Y., Chen, J.Q. and Li, Y.L. (2022) Segmentation and Quantitative Analysis of Geological Fracture: A Deep Transfer Learning Approach Based on Borehole Televiewer Image. *Arabian Journal of Geosciences*, **15**, Article No. 300. <https://doi.org/10.1007/s12517-022-09536-y>
- [12] Li, Y.L. and Elmo, D. (2025) A Critical Discussion on the Use of Discrete Fracture Network Models in Rock Engineering Practice: Why Rock Mass Characterisation Methods Can Benefit from Considering Fracture Connectivity. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, **58**, 11401-11419. <https://doi.org/10.1007/s00603-024-04049-4>
- [13] Zhang, Q.H., Dong, S., Liu, Y.Q., Huang, J. and Xiong, F. (2024) Algorithmic Approach to Discrete Fracture Network Flow Modeling in Consideration of Realistic Connections in Large-Scale Fracture Networks. *Journal of Rock Mechanics*

- and *Geotechnical Engineering*, **16**, 3798-3811. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2024.02.011>
- [14] 马恩临, 赖金星, 王万锋, 等. 考虑 I-II 型断裂韧度的隐伏溶蚀裂隙扩展突水机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(7): 1808-1827.
- [15] 周晨星, 胡冉, 陈益峰, 等. 基于岩石微流控芯片的渗流-溶蚀可视化实验与溶蚀速率表征[J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(9): 2321-2333.
- [16] 董家兴, 刘梦飞, 米健, 等. 砂化白云岩隧洞围岩结构面几何参数精准表征及工程地质特性评价[J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(9): 2292-2304.
- [17] Liu, Y.Q., Chen, J.P. and Zhan, J.W. (2025) Revisiting Each Fracture Size and Spatial Pattern: Inference from Rock Mass Surface to Interior. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **17**, 1399-1417. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2024.08.026>
- [18] 杜兆文, 温卓越, 潘昌文, 等. 大倾角煤层覆岩分区特征及破断回转行为研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(5): 1271-1285.
- [19] Yang, H.Z., Chang, X., Yang, C.H., Guo, W., Wang, L., Zhao, G., et al. (2024) Visualization and Characterization of Experimental Hydraulic Fractures Interacting with Karst Fracture-Cavity Distributions. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **16**, 1667-1683. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.08.010>
- [20] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 工程岩体分级标准: GB/T 50218-2014 [S]. 北京: 中国计划出版社, 2014.
- [21] Yang, G., Li, T.B. and Guo, W.Q. (2026) Self-Correcting Prediction of Rock Mass Discontinuity Ahead of Tunnel Face: A Model-Driven and Observation-Corrected Loop. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **18**, 5273-5291. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2026.05.009>
- [22] Gottron, D. and Henk, A. (2021) Upscaling of Fractured Rock Mass Properties—An Example Comparing Discrete Fracture Network (DFN) Modeling and Empirical Relations Based on Engineering Rock Mass Classifications. *Engineering Geology*, **294**, Article 106382. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2021.106382>
- [23] Chen, J.Y., Chen, Y.F., Cohn, A.G., Huang, H., Man, J. and Wei, L. (2022) A Novel Image-Based Approach for Interactive Characterization of Rock Fracture Spacing in a Tunnel Face. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **14**, 1077-1088. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2021.10.012>
- [24] 赵萌, 唐辉明, 詹红兵, 等. 求解岩体裂隙产状三维概率分布的数值方法[J]. 地球科学, 2022, 47(4): 1470-1482.
- [25] Wang, M.Y., Wang, C.C., Wang, E.Z., Liu, X. and Li, X. (2024) Graph Theoretical Analysis of Limestone Fracture Network Damage Patterns Based on Uniaxial Compression Test. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **16**, 3485-3510. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2024.02.044>
- [26] 孙意成, 魏玉峰, 胡舒寒, 等. 考虑离散裂隙网络非线性渗流的岩体渗透特性研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(9): 2444-2455.
- [27] 宋振宇, 颜炳明, 李博, 等. 考虑细观形貌特征的岩石裂隙受压时变闭合规律[J]. 地球科学, 2026, 51(2): 496-512.
- [28] Wang, M., Zhou, J., Chen, J., Jiang, N., Zhang, P. and Li, H. (2023) Automatic Identification of Rock Discontinuity and Stability Analysis of Tunnel Rock Blocks Using Terrestrial Laser Scanning. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **15**, 1810-1825. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2022.12.015>
- [29] 王培, 刘柯, 王选琳, 等. “钻孔雷达+钻孔电视”精细化探测技术的应用[J]. 采矿技术, 2021, 21(3): 148-150+160.
- [30] 姚荣文, 张云辉, 赵晓彦, 等. 岩体裂隙三维可视化新方法及其应用[J]. 地球科学, 2022, 47(9): 3463-3476.
- [31] Zhao, Y., Esmaeili, K. and Rezaei, M. (2025) A Conditioned Discrete Fracture Network for Stability Analysis of Rock Wedge in an Open Pit Mine. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **17**, 6496-6516. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2024.12.013>
- [32] Gao, W., Ge, S. and Hu, C. (2023) Fracture Behaviors of Columnar Jointed Rock Mass Using Interface Mechanics Theorem. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **15**, 2877-2891.
- [33] Lei, Q., Latham, J. and Tsang, C. (2017) The Use of Discrete Fracture Networks for Modelling Coupled Geomechanical and Hydrological Behaviour of Fractured Rocks. *Computers and Geotechnics*, **85**, 151-176. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2016.12.024>
- [34] Tang, H., Wen, Z., Zhang, L., Zeng, J., He, X., Wu, J., et al. (2023) A Volumetric-Smoothed Particle Hydrodynamics Based Eulerian-Lagrangian Framework for Simulating Proppant Transport. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **220**, Article 111129. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.111129>
- [35] De Simone, S., Darcel, C., Kasani, H.A., Mas Ivars, D. and Davy, P. (2023) Equivalent Biot and Skempton Poroelastic Coefficients for a Fractured Rock Mass from a DFN Approach. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, **56**, 8907-8925. <https://doi.org/10.1007/s00603-023-03515-9>
- [36] Baraian, A., Kellokumpu, V., Tomi, R. and Kallio, L. (2023) Automatic Fracture Detection and Characterization in

- Borehole Images Using Deep Learning-Based Semantic Segmentation. *Proceedings of the 18th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications*, **4**, 856-863. <https://doi.org/10.5220/0011673100003417>
- [37] Gupta, A.K., Mathur, P., Sheth, F., Travieso-Gonzalez, C.M. and Chaurasia, S. (2024) Advancing Geological Image Segmentation: Deep Learning Approaches for Rock Type Identification and Classification. *Applied Computing and Geosciences*, **23**, Article 100192. <https://doi.org/10.1016/j.acags.2024.100192>
- [38] Han, J.L., Zhang, W., Wang, J., Liu, Q., Wang, Y. and Zhao, X. (2025) Automatic Planar Discontinuity Identification with Comprehensive Error Quantification: Case Study of Multi-Structured Slopes Using 3D Point Cloud Analytics. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, **59**, 733-757. <https://doi.org/10.1007/s00603-025-04874-1>
- [39] Jung, Y.B. and Sunwoo, C. (2005) Automatic Discontinuity Set Identification Using Genetic Algorithm Based Clustering Technique. *ISRM International Symposium - EUROCK*, Brno, 18-20 May 2005, 36. <https://onepetro.org/ISRMEUROCK/proceedings-abstract/EUROCK05/All-EUROCK05/ISRM-EUROCK-2005-036/38235>
- [40] Santos, A.E.M., Lana, M.S. and Pereira, T.M. (2021) Evaluation of Machine Learning Methods for Rock Mass Classification. *Neural Computing and Applications*, **34**, 4633-4642. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06618-y>
- [41] Hansen, T.F. and Aarset, A. (2024) Unsupervised Machine Learning for Data-Driven Rock Mass Classification: Addressing Limitations in Existing Systems Using Drilling Data. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, **58**, 11261-11291. <https://doi.org/10.1007/s00603-024-04280-z>
- [42] Dershowitz, W.S. and Herda, H.H. (1992) Interpretation of Fracture Spacing and Intensity. *Proceedings of the 33rd U.S. Symposium on Rock Mechanics*, Santa Fe, 3-5 June 1992, 757-766.
- [43] Li, X., Zhu, Z., Wang, M., Shu, Y., Deng, S. and Xiao, D. (2022) Influence of Blasting Load Directions on Tunnel Stability in Fractured Rock Mass. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **14**, 346-365. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2021.06.010>
- [44] Yang, B., Xiao, S., Qin, C., Yang, Y. and Shi, Q. (2025) Experimental Study on the Bearing Characteristics of Piles under the Influence of Thickness of Underlying Karst Cave Roof. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, **44**, 236-247. <https://doi.org/10.3724/1000-6915.jrme.2024.0419>
- [45] Xu, X., Wu, Z., Weng, L., Chu, Z., Liu, Q. and Zhou, Y. (2024) Numerical Investigation of Geostress Influence on the Grouting Reinforcement Effectiveness of Tunnel Surrounding Rock Mass in Fault Fracture Zones. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, **16**, 81-101. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.04.011>