

# 基于地质特征引导多源探测信息融合的 岩体完整性预报方法

吴炼<sup>1,2,3</sup>, 曹卫华<sup>1,2,3</sup>, 甘超<sup>1,2,3</sup>

1. 中国地质大学(武汉)自动化学院, 湖北武汉 430074
2. 复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室, 湖北武汉 430074
3. 地球探测智能化技术教育部工程研究中心, 湖北武汉 430074

**摘要:** 在深部地质工程中, 准确预报岩体完整性, 感知前方地质环境, 对于保障施工过程的安全与效率具有重要的指导意义, 多源探测手段获取的结论因机理差异、噪声干扰等多种原因, 容易出现冲突矛盾, 难以有效进行融合。本文提出基于地质特征引导多源探测信息融合的岩体完整性预报方法, 以地质特征作为引导, 引入交叉注意力机制, 依据实际地质环境自适应调整各探测结论贡献度, 实现多源探测结论的冲突消解, 获取岩体完整性融合预报结论。并将此融合预报方法应用于实际深部隧道工程中, 与其他几种常用方法相比, 能够实现对前方岩体完整性准确的预报, 且所得结果具有较强的可解释性。

**关键词:** 岩体完整性预报; 地质环境感知; 多源探测信息融合; 交叉注意力。

**中图分类号:** P642

**收稿日期:** 2026-1-19

## Geological Feature-Guided Fusion of Multi-Source Probing Information for Rock-Mass Integrity Prediction

Lian Wu<sup>1,2,3</sup>, Weihua Cao<sup>1,2,3</sup>, Chao Gan<sup>1,2,3</sup>

1. School of Automation, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China
2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan, 430074, China
3. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration, Ministry of Education, Wuhan, 430074, China

**Abstract:** In deep geological engineering, accurate prediction of rock-mass integrity and sensing of geological conditions ahead are important for construction safety and efficiency. However, conclusions from multiple probing methods often conflict due to differences in sensing mechanisms, noise interference, and other factors,

**基金项目:** 国家自然科学基金重点项目 (No. 62333019)。

**作者简介:** 吴炼 (1999-), 男, 博士研究生, 研究方向为深部地质环境建模。ORCID: 0009-0003-9141-2886. E-mail: [wulian1999@cug.edu.cn](mailto:wulian1999@cug.edu.cn)

**\*通讯作者:** 曹卫华 (1972-), 男, 教授, ORCID: 0000-0002-9677-9586. E-mail: [weihuacao@cug.edu.cn](mailto:weihuacao@cug.edu.cn)

making effective fusion difficult. This paper proposes a geology-guided fusion method for rock-mass integrity prediction using multi-source probing information. Geological features serve as guidance, and a cross-attention mechanism adaptively adjusts the contribution of each probing conclusion under actual geological conditions, thereby resolving conflicts among multi-source results and generating a fused integrity prediction. Applied to a real deep tunnel project, the proposed method outperforms several commonly used methods in prediction accuracy and yields highly interpretable results.

**Key words:** Rock Mass Integrity Prediction; Geological environment perception; Multisource Information Fusion; Cross-attention.

## 引言

深部地质工程是地下空间开发的重要组成部分,涉及深埋隧洞、地下交通、地下能源与水电工程等建设场景(Li *et al.*, 2017)。深部环境中地应力水平高、岩体结构复杂且空间变异显著,叠加地质构造、岩性与水文条件的耦合作用,使掌子面前方地质条件呈现显著不确定性与隐蔽性,易诱发断层破碎带、岩爆以及涌水突泥等不良地质灾害(Wu *et al.*, 2024; Yan *et al.*, 2022),严重威胁到施工过程。因此,亟需开展超前地质预报以探明前方地质环境,保证地质工程的安全与效率。

岩体完整性能够反映地质结构面的发育程度,是评价岩体质量的重要指标之一,也是超前地质预报关注的核心内容(Yadav and Kainthola, 2025),对于感知前方地质环境具有重要意义。在实际工程中,通常采用多种探测手段对前方岩体完整性进行综合评估(Li *et al.*, 2015)。例如,地震波反射法(TSP)是应用范围最广的超前探测手段之一(Esmailzadeh *et al.*, 2018),利用反射波特征进行识别,穿透能力强,适用于较远距离的地质探测;地质雷达采用高频电磁波探测(Huang *et al.*, 2024),对介电性差异与几何界面较为敏感,具有较高分辨率,但探测距离相对有限;前期工程地质调查通过地面勘察、钻孔测井等方式获取掘进前的地质信息,可提供大尺度背景评价,但对于深埋隧道,勘查信息与实际揭示地质之间可能存在偏差;超前水平钻探能够直接接触掌子面前方地质体(Li *et al.*, 2025),信息直观可靠,但其空间覆盖受钻孔布置与孔位分布限制,可能遗漏部分关键区域信息。受探测机理差异、空间覆盖与分辨率差异以及噪声干扰等因素影响,不同探测手段往往给出不一致的岩体完整性预报结果(Li *et al.*, 2014)。

如何在多源探测结论存在冲突时实现有效融合并形成一致、可信的融合结论,是超前地质预报面临的重要挑战。

针对上述问题,学者们围绕岩体完整性预报过程中的多源探测信息融合开展了大量研究,主要分为基于知识驱动与基于数据驱动的融合方法。其中,知识驱动的融合方法,例如D-S证据理论(Wu *et al.*, 2022)、层次分析与模糊推理等,通过探测机理理解或专家经验为不同探测手段赋予权重,从而实现结论融合(Li *et al.*, 2021; Shi *et al.*, 2014; Cai *et al.*, 2018)。针对多源信息不确定性强的问题,Guo and Zhang (2021)将D-S证据理论与BIM等信息载体结合,实现冲突消解与隧道风险评估,并对结果进行可视化表达。Dong *et al.* (2025)综合考虑隧道变形、工程信息与地质环境等因素,结合层次分析与熵权法在施工不同阶段动态调整指标权重,实现隧道全施工周期的围岩稳定性预报。此类方法从机理角度出发,具有较强可解释性,但往往依赖特定地质情景的先验设定,权重更新呈静态或弱动态特征,难以随地质条件变化做出自适应调整;当面对新的地质情景或数据分布变化时,融合精度可能下降。

为提升融合策略在不同地质情景下的适应性,数据驱动方法近年来在多源探测信息融合中得到应用(Yin *et al.*, 2024)。典型方法包括随机森林、卷积神经网络(CNN)与支持向量回归(SVR)等,通过从历史数据中学习隐含规律,能够感知复杂地质环境变化,并提升模型的泛化能力与预测精度(Cao *et al.*, 2017; Sun *et al.*, 2025; Mahmoodzadeh *et al.*, 2020)。例如, Ma *et al.* (2024)以盾构掘进运行参数为输入,提出网络结构与优化器超参数的同步优化策略,基于高分辨率神经网络建立围岩质量分级模型,实现隧道掘进过程中围岩类别的实时识别; Wang *et al.* (2024)进一步引入地质因

素并考虑空间相关性,实现对前方地质风险的有效预报。尽管数据驱动模型具有较强的非线性拟合与泛化能力,但其性能往往依赖训练数据质量与分布情况(Han *et al.*, 2025)。当训练样本的地质情景分布不均衡时,模型在新场景下的泛化能力可能受限;同时,端到端模型的判据难以直观解释与工程校核,导致结论可解释性不足(Li *et al.*, 2025),现场人员难以据此进行复核与修正,从而制约其工程推广与应用。

为提升融合过程的可解释性,注意力机制被引入以实现不同特征或信息源的选择性关注,并通过权重分配更直观地刻画各因素对最终结论的贡献(Zheng *et al.*, 2025)。注意力机制最早用于序列建模中的对齐学习,随后在 Transformer 结构中得到系统化发展(Islam *et al.*, 2024),并在自然语言处理、计算机视觉、图学习与多模态融合等领域获得广泛应用(Ghosh *et al.*, 2025; Jiang *et al.*, 2026)。由于注意力能够产生可观测的权重分配结果,相较传统黑箱模型,它在一定程度上揭示了当前工况下哪些信息源起主导作用,从而提升融合过程的透明度与可解释性(Pereira *et al.*, 2025)。在地质工程领域,也有研究者尝试引入注意力机制,解决前方地质情况感知的问题,通过将注意力机制与施工过程多源探测数据相结合,实现对空间输入与非空间输入的融合(Chang *et al.*, 2026),准确对前方地质情况进行了感知;通过基于全局注意力机制的长短期记忆神经网络(Liu *et al.*, 2021),实现了对前方岩性的精准识别。

尽管上述研究表明注意力机制有助于多源信息的加权表达与贡献度解释,但面向超前地质预报场景仍存在两个关键问题:一方面,现有融合预报模型通常将多源探测信息作为并列输入进行端到端建模,缺少对周边地质环境影响的考虑;另一方面,部分方法虽可输出注意力权重,但权重结果往往停留在输入特征间相关性的表征层面,与现场可获取的地质描述及工程判定依据之间缺少更紧密的对应关系,从而限制了融合结论在施工现场的复核与修正。上述问题在一定程度上影响了融合结果的可靠表达与工程可用性。

因此,本文提出一种地质特征引导多源探测信息融合的岩体完整性预报方法。结合周边地质信息与多源探测结论,构建地质特征驱动交叉注意力网络,实现对不同探测信息源贡献度的自适应分配,不仅能够多源探测结论冲突时实现自适应消解,

还可输出可观测的权重用于解释与校核,从而提升融合预报的可靠性与工程可用性。

本文结构安排如下:第 1 章介绍所提方法的总体框架与模型设计;第 2 章进行岩体完整性融合预报对比实验,并开展消融实验与结果分析;第 3 章总结全文并展望后续工作。

## 1 岩体完整性融合预报方法

为解决多源超前探测结论在不同地质情景下存在冲突、难以形成一致岩体完整性预报结果的问题,本文提出了一种地质特征引导多源探测信息融合的岩体完整性预报方法,以多源超前探测结论的统一表达为基础,结合预报起始里程的掌子面地质信息,对不同探测手段的结论进行自适应加权与融合,从而实现冲突信息的有效消解。下面将对该方法的总体框架与关键实现过程进行详细阐述。

### 1.1 方法概述

在超前地质预报中,不同探测手段(如 TSP、GPR、超前水平钻探等)受探测机理、覆盖范围与分辨率差异影响,往往对同一里程段给出不一致的岩体完整性判别结果。为在结论冲突条件下获得一致且可靠的融合预报结论,本文提出一种地质特征引导多源探测信息融合的岩体完整性预报方法。该方法以预报起始里程处掌子面地质特征作为条件信息,引导模型学习不同地质环境下各探测结论的可靠性差异,从而实现多源结论的自适应加权融合与冲突消解,并输出岩体完整性融合预报结果,获取前方地质情况。

一种地质特征引导多源探测信息融合的岩体完整性预报方法的总体框架如图 1 所示,方法流程主要包含以下四个步骤:

(1)多源探测结论获取:收集面向岩体完整性预报的多源探测数据,并针对同一预报里程段,分别获得各探测手段的岩体完整性单项结论,并进行统一表达以满足后续融合需求。

(2)隧道地质特征表征:从隧道掌子面地质情况素描提取地质信息并构建地质特征向量,从而表征当前隧道周边地质环境,并作为评判隧道岩体完整性预报结论的样本。

(3)多源探测结论融合:以隧道地质特征为引导,将多源单项结论输入交叉注意力融合模块,得到融合表示。

(4)岩体完整性融合预报输出:基于上述多源

探测结论融合表示输出岩体完整性预测结果，探明前方地质环境。

### 1.2 多源探测结论获取

本文面向岩体完整性预报，收集了三类超前探测数据：地震波反射法、地质雷达法以及超前水平钻探法。不同探测手段受机理、覆盖范围与分辨率等差异影响，往往对同一预报里程段给出不一致的判断结果。为保证后续融合过程的可比性与一致性，本文首先在统一的岩体完整性分级标准下获取各手段的单项预报结论，并将其转换为统一的概率向量

表达；随后以掌子面里程为参考坐标对多源结论进行空间配准，使不同来源的结论能够在同一预报里程段上对齐。

#### 1.2.1 岩体完整性分级与单项结论统一表达

依据《铁路隧道超前地质预报技术规程》，岩体完整性划分为五级：完整、较完整、较破碎、破碎、极破碎。为便于多源结论在同一标签空间下进行对齐与融合，本文将各探测手段的单项预报结论统一表示为上述五级上的概率向量。对三维常用的岩体完整性探测手段编号为  $m=1$  (TSP)、 $m=2$  (GPR)、

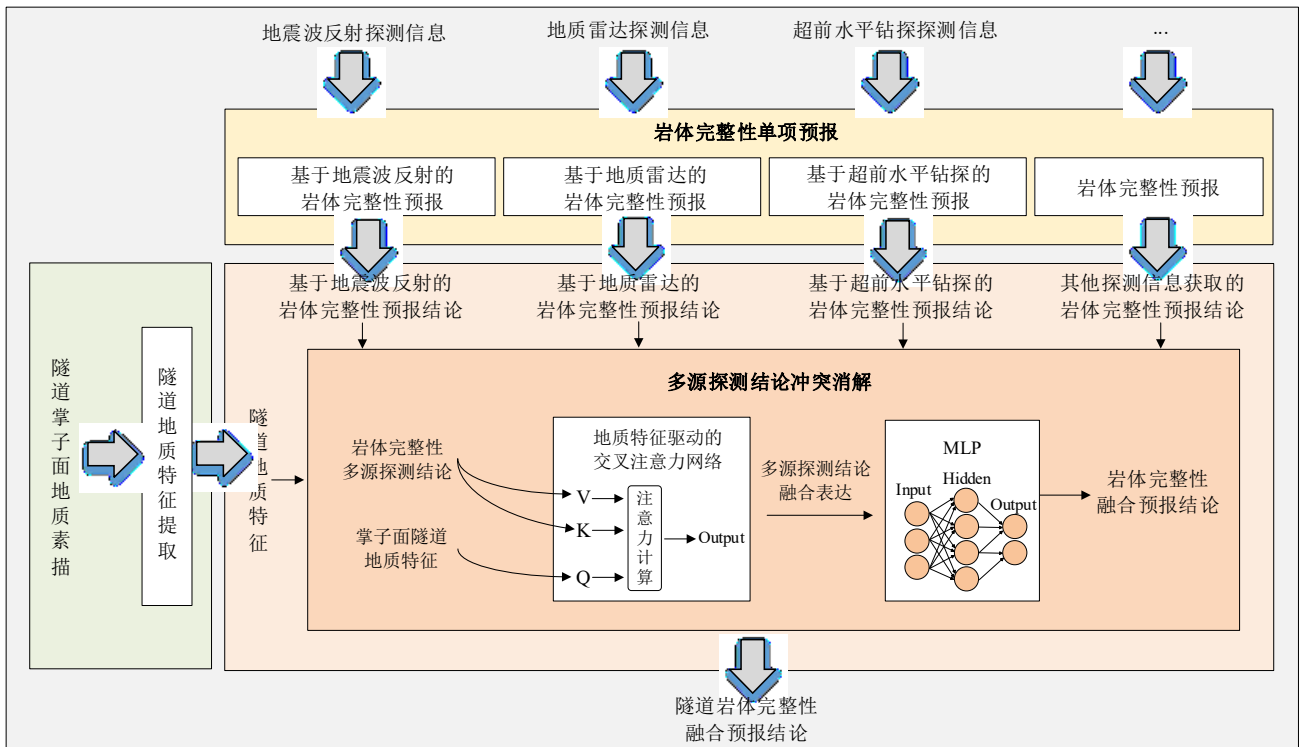


图1 方法总体框架

Fig. 1 Overall framework of the method

$m=3$  (超前水平钻探)，则第  $m$  种探测手段在预报里程点上的岩体完整性单项预报结论可表示为：

$$R^{(m)} = [p_1^{(m)}, p_2^{(m)}, p_3^{(m)}, p_4^{(m)}, p_5^{(m)}], \quad (1)$$

$$m \in \{1, 2, 3\}.$$

其中， $p_i^{(m)}$  表示第  $m$  种探测手段判定当前掌子面里程点属于第  $i$  个岩体完整性等级的概率，满足  $\sum_{i=1}^5 p_i^{(m)} = 1$ 。对于 TSP 和 GPR 等间接探测手段，该向量可表征其对不同完整性等级的判别倾向；对于超前水平钻探，由于其在钻孔揭示位置能够直接获得岩体完整性结论，本文采用确定性结论的概率化编码方式进行统一表达，即钻探所对应的完整性类别取 1，其余类别取 0。

#### 1.2.2 单项预报结论获取

针对统一预报里程段落，本文收集了 TSP、GPR 与超前水平钻探三种多源探测数据，并通过岩体完整性单项预报模型，将其转化为单项预报结论的统一表达。

对于 TSP 与 GPR 探测数据，通过对现场采集的探测数据进行预处理、特征提取获取其特征数据，并采用卷积神经网络对其特征数据矩阵进行识别，输出岩体完整性五级的类别得分，并进行归一化，得到概率向量形式的单项预报结论输出，可表示为：

$$R^{(m)} = \text{softmax}(f^{(m)}(X^{(m)})), \quad (2)$$

$$m \in \{1, 2\}.$$

其中  $X^{(m)}$  表示对应探测手段的输入数据,  $f^{(m)}(\cdot)$  表示卷积神经网络的映射。

对于超前水平钻探测数据, 从超前水平钻探记录表中的分段结论描述中获取其预报结论, 提取有关岩体完整性情况的描述, 并依据五级岩体完整性标准将其映射为概率向量形式的岩体完整性单项预报结论  $R^{(3)}$ 。

### 1.2.3 基于里程的空间配准与样本对齐

由于不同探测手段的预报范围、分段方式与里程采样间隔可能不同, 为实现同一预报里程段上的多源结论融合, 本文以掌子面里程作为统一参考坐标, 对多源单项结论进行空间配准。

将预报区间划分为以 1m 为单位的若干里程段, 并将各探测手段在其各自分段区间内给出的  $R^{(m)}$  映射到对应目标里程段; 当出现分段边界不一致时, 则采用最近邻匹配完成对齐。经过配准后, 每个目标里程段均对应一组对齐的多源概率向量, 作为后续多源探测结论融合的输入。

### 1.3 隧道地质特征表征

本文所提交注意力融合模型的核心在于利用隧道周边地质环境引导多源探测结论的自适应加权, 因此需要从掌子面地质情况素描中提取能够表征当前隧道周边地质环境的特征信息。同时, 为实现监督学习, 还需要从掌子面地质素描记录中获得与预报里程段对应的岩体完整性真实标签, 作为模型训练与验证的输出依据。基于上述考虑, 本文从掌子面地质情况素描中分别构建岩体完整性标签与隧道周边地质特征向量。

#### 1.3.1 岩体完整性标签构建

掌子面地质情况素描是现场技术人员对已开挖的隧道掌子面地质情况通过测绘与分析的方式进行的现场记录, 其中通常包含对当前揭示围岩状态的描述及工程判定结果。本文依据 1.2.1 所述的岩体完整性分级方法, 对每个已揭示的目标里程段, 从掌子面素描中提取其对应的岩体完整性等级, 并将其作为监督学习的标签。

#### 1.3.2 隧道周边地质特征向量构建

为表征预报起始里程处掌子面周边地质环境, 本文从掌子面地质素描中选取岩性、地下水状况、围岩级别及岩体完整性等属性, 并对隧道周边地质特征向量  $G$  进行构建, 其中各属性划分如下:

(1) 岩性: 结合研究隧道段落中常见岩性类型, 本文将岩性划分为 6 种主要岩性及“未知”类型, 共 7 类, 并采用独热编码方式形成 7 维向量。

(2) 岩体完整性: 依据 1.2.1 所述的岩体完整性分级方法编码为 5 维向量

(3) 地下水状况: 依据现场实际水文地质表现, 将地下水状况划分为干燥、潮湿、线状出水、股状出水、突涌水 5 类, 并编码为 5 维向量。

(4) 围岩级别: 据《铁路隧道超前地质预报技术规程》, 围岩级别划分为 I~VI 级, 共 6 类, 并编码为 6 维向量。

最终形成的隧道周边地质特征向量为:

$$G = [G_l, G_r, G_w, G_s] \in \mathbb{R} \quad (3)$$

其中  $G_l \in \mathbb{R}$ 、 $G_r \in \mathbb{R}$ 、 $G_w \in \mathbb{R}$ 、 $G_s \in \mathbb{R}$  分别表示岩性、岩体完整性、地下水状况、围岩级别特征, 该地质特征向量可用于刻画预报起始里程处的地质环境, 从而引导融合预报模型学习不同地质条件下的多源探测数据的可靠性差异。

### 1.4 多源探测结论融合

多源探测结论融合需在同一预报里程段上, 将不同探测手段给出的单项岩体完整性概率向量进行自适应加权, 形成一致的融合表达, 并在各个单项探测结论发生冲突时实现有效消解。本文采用交叉注意力机制, 并以隧道地质特征作为引导信息, 学习不同地质情景下各探测手段的可靠性差异, 从而获取多源结论的岩体完整性融合表示。

#### 1.4.1 输入表示与特征映射

对同一预报里程段, 三种探测手段的单项预报结论分别记为  $R^{(m)} (m=1,2,3)$ , 其中  $m=1$  (TSP)、 $m=2$  (GPR)、 $m=3$  (超前水平钻探)。各  $R^{(m)}$  均为面向五个岩体完整性分类等级的概率向量、地质特征则为 1.3.2 中所构建的隧道周边地质特征向量  $G$ , 用于表征岩体完整性融合预报时, 预报起始位置的隧道周边地质情况。

为将不同来源信息映射到统一的特征空间中, 设特征空间维度为  $d$ , 对各单项结论与地质特征分别进行线性映射:

$$T^{(m)} = R^{(m)} W_r^m, m \in \{1,2,3\}, \quad (4)$$

$$Q = G W_g. \quad (5)$$

其中,  $T^{(m)} \in \mathbb{R}$ , 为第  $m$  种探测结论的嵌入表征;  $W_r^m \in \mathbb{R}$ , 为第  $m$  种探测结论的映射矩阵;  $W_g \in \mathbb{R}$ , 为隧道地质特征映射矩阵;  $D_g$  为隧道周边地质特征向量  $G$  的维度;  $Q \in \mathbb{R}$ , 表示隧

道周边地质特征向量的嵌入表征，作为交叉注意力融合过程中的查询向量。

随后，将三种单项探测结论的嵌入表征在模态维度上进行堆叠，构建用于交叉注意力融合的键向量与值向量：

$$K = V = \begin{bmatrix} T^{(1)} \\ T^{(2)} \\ T^{(3)} \end{bmatrix} \in \mathbb{R} \quad (6)$$

#### 1.4.2 地质特征引导的交叉注意力融合

在隧道超前地质预报中，不同探测手段在不同地质条件下的有效性存在显著差异。例如，在岩体较完整且结构面不发育的地段，某些方法可能更稳定；而在破碎带或含水构造发育地段，探测信号易受噪声或介质变化影响，从而导致单项结论可靠性下降。因此，岩体完整性融合策略不宜采用固定权重，而应当根据当前地质情景对各信息源的贡献度进行自适应调整。基于此，本文引入地质特征引导的交叉注意力机制，以隧道周边地质特征作为条件信息，学习地质环境与探测结论可靠性的映射关系，从而实现多源结论的融合表达。

如 1.4.1 所述，本文将隧道地质特征向量映射得到的嵌入表征  $Q$  作为查询向量，将多源探测结论的嵌入表征堆叠得到的  $K$  与  $V$  分别作为键向量与值向量。在该结构下，注意力权重由  $Q$  与  $K$  的匹配程度决定，即在当前隧道地质环境约束下，各探测手段结论与隧道地质环境的适配程度越高，其在融合中的权重越大；反之则被弱化，从而达到对多源探测结论进行冲突消解，获取一致性岩体完整性预报的目的。

为增强模型对地质环境与多源结论关系的表达能力，本文采用多头注意力结构。多头机制通过在不同子空间内并行学习注意力分配，使模型能够同时关注地质情景对多源结论的多种影响模式（如岩性差异、含水条件变化、围岩等级变化等带来的可靠性影响），避免单一注意力头将所有影响压缩到同一投影空间中导致的信息损失，从而提升融合表达的鲁棒性。

设注意力头数为  $H$ ，每个注意力头的维度为  $d_h = d/H$ 。对于第  $h$  个注意力头，有：

$$q_h = QW_Q^{(h)}, \quad (7)$$

$$k_h = KW_K^{(h)}, \quad (8)$$

$$v_h = VW_V^{(h)}. \quad (9)$$

其中  $W_Q^{(h)}, W_K^{(h)}, W_V^{(h)} \in \mathbb{R}$ ，代表第  $h$  个注意力头的线性投影矩阵，为可学习参数。随后计算单项探测结论的注意力权重：

$$\alpha_h = \text{softmax}\left(\frac{q_h k_h}{\sqrt{d_h}}\right). \quad (10)$$

其中  $\alpha_h \in \mathbb{R}$ ，表示在第  $h$  个注意力头下各个单项探测结论的权重分配。基于该权重对值向量进行加权汇聚，得到该注意力头的融合输出：

$$o_h = \alpha_h v_h. \quad (11)$$

将各注意力头的融合输出拼接并进行线性变换，可得到最终的融合表达：

$$Z = \text{Concat}(o_1, \dots, o_H)W_O. \quad (12)$$

其中  $W_O \in \mathbb{R}$ ，代表输出投影矩阵，为可学习参数，输出投影矩阵， $Z \in \mathbb{R}$ ，为多源探测结论的融合表达。

上述内容完成了在隧道地质特征向量  $G$  的引导下，对多源探测结论的交叉注意力融合。注意力权重  $\alpha_h$  用于表征各个探测手段在当前地质条件下的相对贡献，为岩体完整性结论融合过程提供了可解释性依据。

#### 1.5 岩体完整性融合预报输出

在 1.4 节中，基于地质特征引导的交叉注意力融合模块获得了多源探测结论的融合表示  $Z$ ，其综合表征了当前地质情景下多源探测结论的有效信息。为输出最终的岩体完整性融合预报结果，本文在融合模块后构建预测网络，将融合表示映射至五级岩体完整性概率空间，并以掌子面素描提取的岩体完整性标签进行模型训练，从而输出最终的岩体完整性融合预报结论。

本文采用双层结构的多层感知机 (MLP) 作为输出预测网络。记隐藏层维度为  $d_k$ ，则预测过程可表示为：

$$u = \sigma(ZW_1 + b_1), \quad (13)$$

$$\hat{y} = \text{softmax}(uW_2 + b_2). \quad (14)$$

其中  $W_1 \in \mathbb{R}$ 、 $b_1 \in \mathbb{R}$ 、 $W_2 \in \mathbb{R}$ 、 $b_2 \in \mathbb{R}$ ，分别为隐藏层与输出层的可学习参数； $\sigma(\cdot)$  为非线

性激活函数： $\hat{y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \hat{y}_4, \hat{y}_5]$ ，为模型输出的五级围岩等级预测概率向量，满足  $\sum_{i=1}^5 \hat{y}_i = 1$ 。

监督标签则由 1.3.1 中从掌子面素描标签中提取获得，将真实的岩体完整性依据五类岩体完整性等级构造为独热编码向量标签  $y \in \mathbb{R}$ 。模型训练采用交叉熵损失函数：

$$L = -\sum_{i=1}^5 y_i \log(\hat{y}_i), \quad (15)$$

其中  $y_i$  与  $\hat{y}_i$  分别表示真实标签与岩体完整性融合预报结果在第  $i$  类熵的分量。通过最小化  $L$ ，联合优化多源探测结论融合模块与岩体完整性融合预报输出模块的网络参数，使模型输出与隧道掌子面地质素描揭示的岩体完整性判定保持一致。

对于给定预报里程点，模型输出概率向量  $\hat{y}$  作为融合预报结论，在工程应用中，则采用最大概率原则给出离散的岩体完整性预报等级：

$$\hat{c} = \arg \max_{i=1, \dots, 5} \hat{y}_i. \quad (16)$$

其中  $\hat{c}$  对应五种岩体完整性等级之一，用于表征所预报的隧道前方岩体完整性情况。

本章完成了多源探测单项结论的获取与统一表达、隧道地质特征表征与监督标签构建、以及地质特征引导的交叉注意力融合与预测输出设计。所建立的基于多源探测结论交叉注意力融合的岩体完整性融合预报方法可为施工期前方岩体完整性判识提供一致的融合结论与概率化输出，感知隧道前方地质环境，为现场风险识别与施工组织提供参考。

## 2 实验

为验证所提地质特征引导交叉注意力融合方法在隧道岩体完整性预报中的有效性，本文围绕模型预报性能、地质特征引导机制的作用以及融合结果的可解释性开展实验分析。通过设置对比实验、消融实验与可解释性分析，对所提方法在统一测试集上的预报效果、关键模块贡献及其工程合理性进行系统评估。

### 2.1 数据集与实验设置

为验证所提地质特征引导交叉注意力融合方法在实际工程中的适用性，本文选取了几个实际深埋隧道施工过程中采集的超前地质预报资料与掌子面地质情况素描开展实验测试。

在数据集构建过程中，本文优先要求各类探测结论与掌子面揭示结果能够在同一里程段上完成有效对齐。由于受现场施工工艺及数据采集条件限制，同时具备 TSP、GPR 和超前水平钻探三类探测数据的有效样本数量较少，难以满足本文实验的数据规模要求。为保证样本数量的充足性和对比实验的一致性，本文最终选取同时具备掌子面地质素描记录、TSP 探测结论与超前水平钻探结论的里程点作为实验样本。每个样本包含两类单项岩体完整性预报结论，以及由隧道掌子面地质素描提取的岩体完整性标签与隧道周边地质特征。最终构建训练集 318 组、测试集 111 组。测试集与训练集在空间上相互独立，以检验方法在不同区段条件下的泛化能力。

从岩性分布来看，训练集中包含闪长岩 64 组、石英岩 14 组，片麻岩 240 组；测试集中包含石英岩 6 组，片麻岩 105 组。总体上，数据集以片麻岩为主，同时覆盖了闪长岩和石英岩等不同岩性条件。从岩体完整性类别分布来看，训练集中包含较完整 52 组、较破碎 201 组、破碎 65 组样本，测试集中包含较破碎 32 组、破碎 79 组样本。可见，本文实验样本主要集中于“较破碎”和“破碎”两类岩体完整性状态，符合实际深埋隧道施工过程中复杂围岩条件下岩体完整性预报的应用场景，也为后续验证所提方法在相邻完整性等级判别中的有效性提供了数据基础。

对比实验方面，本文将所提方法与隧道岩体完整性预报中常用的知识驱动融合策略以及典型数据驱动学习模型进行对比，通过统一的样本集合与评价指标体系，综合评估不同方法在岩体完整性五级分类任务上的预测性能差异。

为定量评价不同方法在测试集上的岩体完整性融合预报性能，本文基于测试集统计混淆矩阵并计算评价指标。本次测试样本实际出现了“较破碎”与“破碎”两类岩体完整性情况，因此评价指标按二分类情形进行统计。设正类为“破碎”，负类为“较破碎”，则混淆矩阵可表示为：

$$C = \begin{bmatrix} \text{TN} & \text{FP} \\ \text{FN} & \text{TP} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

其中 TP 表示真实为破碎且预报为破碎的样本数；TN 表示真实为较破碎且预报为较破碎的样本数；FP 表示真实为较破碎但预报为破碎的样本数；FN 表示真实为破碎但预测为较破碎的样本数。测试样本总数为  $N = \text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}$ ，则总体预报准确率定义为：

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{N}. \quad (18)$$

为进一步刻画对于“破碎”这一关键类别的识别能力，采用精确率与召回率进行评价：

$$\text{Prec} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}, \quad (19)$$

$$\text{Rec} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}. \quad (20)$$

其中精确率 **Prec** 反映对于“破碎”类别预报的可靠性，召回率 **Rec** 反映对于“破碎”类别的检出能力。进一步计算 F1 值：

$$\text{F1} = \frac{2\text{PrecRec}}{\text{Prec} + \text{Rec}}. \quad (21)$$

## 2.2 对比实验与分析

为验证所提地质特征引导的交叉注意力融合方法在岩体完整性预测中的有效性，本节在同一数据划分与同一评价体系下，在获取单项探测结论的预报结论的基础上，进行基于多源探测结论交叉注意力融合的岩体完整性预报实验，并与典型知识驱动与数据驱动方法进行对比分析。并通过构建混淆矩阵与综合指标开展评估。

在测试数据集上，TSP 单项预报的准确率为 49.5%，超前水平钻探单项预报的准确率为 73.0%。结果表明，两类探测手段在当前地质条件与样本分布下对于岩体完整性的判别能力存在明显差异，难以获取一致性结论。因此，亟需构建有效的岩体完整性融合预报策略。

本文所提方法的交叉注意力模块中，设置隐空间维度  $d = 64$ ，注意力头数  $H = 4$ ，提升对于不同子空间相关性的建模能力；对于岩体完整性预报结论输出的双层 MLP，设置隐藏层维度  $d_k = 192$ 。

本文选取几种常用的岩体完整性融合预报方法进行对比。其中层次分析法代表固定权重的知识驱动融合策略；随机森林、支持向量回归、极限学习机代表典型数据驱动模型，均以多源单项结论作为输入，通过监督学习输出岩体完整性预报结论。

所有方法在相同训练集与测试集划分标准下完成；输入信息保持一致，输出标签统一为较破碎与破碎。模型参数设置中，对随机森林采用常用树集成规模；对支持向量回归采用径向基核并使用常用

惩罚系数范围；对极限学习机采用常用隐层规模；层次分析法中，判断矩阵由现场技术人员基于工程经验进行比较赋值构建。上述设置旨在反映各方法的典型性能水平，从而使对比更具工程参考价值。

对测试集 111 组里程点的 TSP 与超前水平钻探进行岩体完整性融合预报的对比实验，对比结果如图 2 所示，与对比方法相比，本文所提方法的预报结果与实际掌子面素描揭示结果整体一致性更高。尤其在岩体完整性类别发生变化的区段，所提方法对“较破碎”与“破碎”状态转换过程的刻画更接近实际情况，而部分对比方法在局部区段存在连续误判或类别跳变偏差。说明所提方法能够更准确地跟踪岩体完整性沿里程的变化趋势，对复杂地质条件下岩体状态演化过程具有更好的表征能力。

评价指标方面，本文采用准确率衡量总体正确率，并进一步引入精确率、召回率、F1 值以减弱类别样本量差异对评价的影响。最终各个方法的混淆矩阵如图 3 所示，可以看出，本文所提方法的优势主要体现在“较破碎”和“破碎”两类岩体完整性结果的区分上。相较于对比方法，所提方法明显减少了将“较破碎”误判为“破碎”的现象，从而有效降低了岩体完整性临近等级之间的混淆。该结果表明，所提方法在相邻类别边界较为模糊的情况下，仍能够保持较好的判别能力。

依据混淆矩阵，计算得到的性能指标如表 1 所示，本文所提方法的准确率、精确率、召回率和 F1 值分别达到 0.757、0.741、0.792 和 0.740，优于层次分析法、随机森林、支持向量回归和极限学习机，较高的准确率说明所提方法在整体上能够更准确地完成岩体完整性判别；较高的精确率表明其预测结果中误报较少，融合结论具有更高的可信度；较高的召回率说明该方法对真实岩体完整性类别的识别更加充分，能够有效减少漏判；F1 值的提升则表明所提方法在精确率与召回率之间取得了更好的平衡。

通过对预报结果的分析可得，本文所提基于地质特征引导交叉注意力融合的岩体完整性预报方法，能够在多源探测结论存在差异甚至冲突的情况下，结合隧道周边地质环境信息自适应调整不同探测结论的贡献度，从而形成更合理的融合判断。该方法尤其适用于“较破碎”与“破碎”等相邻完整性等级的区分，能够有效缓解临界类别混淆问题，提高融合预报结果的可靠性与工程适用性，在实际隧道工程中为复杂地段的施工风险识别与支护决策提供更可靠的依据。

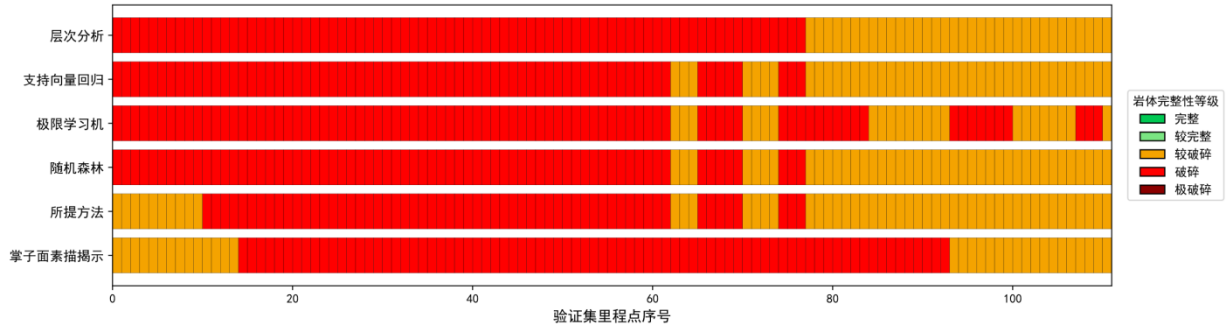
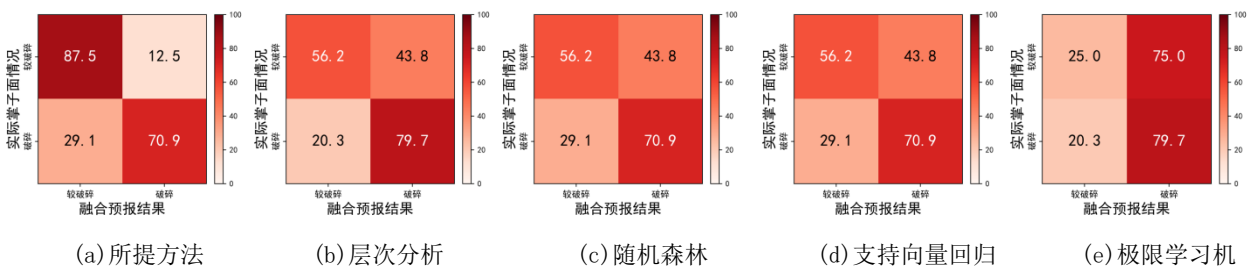


图 2 岩体完整性融合预报结果对比图

Fig. 2 Comparative Results of Rock Mass Integrity Fusion Prediction



(a) 所提方法 (b) 层次分析 (c) 随机森林 (d) 支持向量回归 (e) 极限学习机

图 3 不同方法的混淆矩阵对比: (a) 所提方法, (b) 层次分析, (c) 随机森林, (d) 支持向量回归, (e) 极限学习机

Fig. 3 Comparison of Confusion Matrices for Different Methods. (a) Proposed Method, (b) AHP, (c) RF, (d) SVR, (e) ELM

表 1 各方法的性能指标对比

Table 1 Performance Metrics Comparison for the Methods

方法	准确率	精确度	召回率	F1 值
所提方法	0.757	0.741	0.792	0.740
层次分析	0.730	0.674	0.680	0.677
随机森林	0.667	0.620	0.636	0.622
支持向量回归	0.667	0.620	0.636	0.622
极限学习机	0.640	0.529	0.524	0.522

### 2.3 消融实验

为验证隧道周边地质特征  $G$  多源探测结论融合中的作用, 本文在相同数据集与训练集与测试集划分标准下开展消融实验。将所提地质特征引导的交叉注意力融合替换为不引入地质特征的融合结构, 即仅基于多源单项结论之间的自注意力机制进行融合, 其余网络规模与输出形式保持一致。该消融模型可视为去掉隧道周边地质环境特征的对照, 用于检验模型能否仅依赖单项结论本身实现有效融合。

实验结果表明, 所提方法在测试集上的预报准确率为 75.7%, 而去掉隧道周边地质特征  $G$  后的自注意力模型预报准确率下降至 66.7%, 性能降低了

11.9%。这说明地质特征引导机制能够显著提升融合预报的稳定性与准确性。

由消融实验可得, 不同探测手段的有效性会随地质条件变化而改变, 仅依赖单项结论的关联性进行融合时, 模型难以建立隧道地质环境与探测结论可靠性的映射关系, 导致在多源结论不一致或噪声干扰较强的工况下权重分配不够合理; 引入隧道周边地质特征  $G$  作为条件信息后, 模型能够在历史样本中学习不同地质情景下各探测手段的可信度差异, 从而实现更有效的自适应加权与冲突消解, 最终提升岩体完整性融合预报性能。

### 2.4 可解释性分析

注意力机制能够显式给出不同信息源在当前样本下的权重分配, 从而为融合结果提供可追溯的依据。需要说明的是, 注意力权重分析主要用于解释模型在不同地质情景下的融合偏好及其工程合理性, 而所提方法有效性的主要依据仍然是第 3.2 节中基于真实测试样本最终预判结果的对比分析。为进一步说明所提地质特征引导交叉注意力融合模型的工程合理性, 本文选取测试集中的两处典型地质情景进行分析。对每个样本, 获取交叉注意力模块输出的模态权重, 并结合地质特征与探测机理对权重分

配原因进行解释。

(1) 地质情况 1: 岩性为片麻岩, 预报起始掌子面素描判定为较完整, 地下水状况为潮湿, 围岩级别为 III 级。

所提方法输出的注意力权重中, TSP 对融合结果的贡献权重为 0.64, 超前水平钻探权重为 0.36, 表明模型在该情景下更倾向于依赖 TSP 结论。

从探测机理与地质条件看, 该类较完整围岩结构面相对连续、破碎程度有限, 弹性波传播与反射特征相对清晰, TSP 更易获得稳定的反射信息以表征岩体完整性; 同时, 潮湿工况下介质含水变化对弹性波反射特征的干扰通常弱于对电磁类方法的影响, 因此 TSP 结论在该样本中表现出更高的可用性。模型将更高权重分配给 TSP, 与上述工程认识一致。

(2) 地质情况 2: 岩性为花岗岩, 预报起始掌子面素描判定为较破碎, 地下水状况为股状出水, 围岩级别为 IV 级。

所提方法输出的注意力权重中, TSP 权重为 0.27, 超前水平钻探权重为 0.73, 表明模型在该情景下更依赖钻探信息。

从地质角度, 该类破碎及含水构造发育地段结构面密集、介质非均质性强, 弹性波在传播过程中更容易产生散射与能量衰减, 导致反射波形复杂化, 从而降低 TSP 对岩体完整性判定的稳定性。相比之下, 超前水平钻探通过直接揭示钻孔岩芯/钻进响应与出水特征, 可更直观反映前方围岩破碎程度与含水情况; 在裂隙密集且出水明显的工况下, 其信息可靠性往往更高。因此, 模型在该样本中提升钻探权重、降低 TSP 权重, 具有明确的工程合理性。

综上, 所提方法能够在不同地质情景下自适应调整多源探测结论的贡献度, 并通过注意力权重显式呈现融合过程的依据, 为多源冲突消解与融合结论校核提供了可解释支撑。说明该方法不仅具备较好的融合能力, 而且在融合机理上与工程认知具有较高一致性。

### 3 结论

本文围绕深部地质工程中岩体完整性多源探测结论存在冲突矛盾, 难以得到一致性结论的工程问题, 提出了一种地质特征引导多源探测结论的岩体完整性融合预报方法。通过将不同探测手段输出统一的岩体完整性概率表示, 并引入以隧道周边地质特征为条件信息的交叉注意力机制, 实现对各信息

源贡献度的自适应分配, 获得更具一致性的岩体完整性融合表达, 并输出岩体完整性预报结果。实验结果表明, 所提方法相较单一探测结论与若干常用对比方法, 在测试集上取得更优的预报效果。说明隧道周边地质环境特征的引入能够有效提升岩体完整性融合预报的准确率, 实现对前方地质环境的有效探明, 从而提升施工过程的安全与效率。

后续的研究工作一方面会在现有的岩体完整性探测手段基础上, 进一步收集多源探测数据, 纳入地质雷达等更多类型的超前地质预报数据, 开展更大规模的多源融合预报实验, 以进一步验证所提方法在更丰富探测组合条件下的适用性与融合能力; 另一方面, 会在更多不同的地质环境下, 开展岩体完整性融合预报测试, 从而论证所提方法在不同地质环境下的泛化能力。

### References

- Li S. C., Liu B., Xu X. J., et al. 2017. An overview of ahead geological prospecting in tunneling, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 63: 69-94. doi: 10.1016/j.tust.2016.12.011.
- Zhang C. H., Wang Y., Li X., et al. 2025. Bayesian sequential learning of rock mass classifications along tunnel trajectory using TBM operational data and geo-data spatial correlation, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 163: 106709. doi: 10.1016/j.tust.2025.106709.
- Li S. C., Zhou Z. Q., Ye Z. H., et al. 2015. Comprehensive geophysical prediction and treatment measures of karst caves in deep buried tunnel, *Journal of Applied Geophysics*, 116: 247-257. doi: 10.1016/j.jappgeo.2015.03.019.
- Dong F. R., Wang S. H., Yang Y., et al. 2025. Research on dynamic fuzzy prediction method for surrounding rock stability of mountain tunnels throughout the construction period, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 158: 106390. doi: 10.1016/j.tust.2025.106390.
- Li S. C., Liu C., Zhou Z. Q., et al. 2021. Multi-sources information fusion analysis of water inrush disaster in tunnels based on improved theory of evidence, *Tunnelling and Underground*

- Space Technology*, 113: 103948. doi: 10.1016/j.tust.2021.103948.
- Wu X. G., Feng Z. B., Yang S., et al. 2024. Safety risk perception and control of water inrush during tunnel excavation in karst areas: An improved uncertain information fusion method, *Automation in Construction*, 163: 105421. doi: 10.1016/j.autcon.2024.105421.
- Esmailzadeh A., Mikaeil R., Shafei E., et al. 2018. Prediction of rock mass rating using TSP method and statistical analysis in Semnan Rooziyeh spring conveyance tunnel, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 79: 224-230. doi: 10.1016/j.tust.2018.05.001.
- Huang Z. Q., Huang Z., An P. T., et al. 2024. Reconstruction and prediction of tunnel surrounding rock deformation data based on PSO optimized LSSVR and GPR models, *Results in Engineering*, 24: 103445. doi: 10.1016/j.rineng.2024.103445.
- Li X. F., Zhang X. P., Liu Q. S., et al. 2025. Evaluation of rock mass quality and its mechanical properties through digital drilling process monitoring, *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 17(7): 4490-4511. doi: 10.1016/j.jrmge.2025.01.024.
- Cai W., Dou L. M., Zhang M., et al. 2018. A fuzzy comprehensive evaluation methodology for rock burst forecasting using microseismic monitoring, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 80: 232-245. doi: 10.1016/j.tust.2018.06.029.
- Shi S. S., Li S. C., Li L. P., et al. 2014. Advance optimized classification and application of surrounding rock based on fuzzy analytic hierarchy process and Tunnel Seismic Prediction, *Automation in Construction*, 37: 217-222. doi: 10.1016/j.autcon.2013.08.019.
- Guo K., Zhang L. M. 2021. Multi-source information fusion for safety risk assessment in underground tunnels, *Knowledge-Based Systems*, 227: 107210. doi: 10.1016/j.knosys.2021.107210.
- Cao W. H., Xu J. P., Liu Z. T. 2017. Speaker-independent speech emotion recognition based on random forest feature selection algorithm, *Proceedings of the 36th Chinese Control Conference (CCC)*, 10995-10998. doi: 10.23919/ChiCC.2017.8029112.
- Yin X., Cheng S. Y., Yu H. G., et al. 2024. Probabilistic assessment of rockburst risk in TBM-excavated tunnels with multi-source data fusion, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 152: 105915. doi: 10.1016/j.tust.2024.105915.
- Sun H. Y., Sheng L. Y., Dai Y. M., et al. 2025. 3D geological modeling of tunnel alignment in the complex mountainous region of Yongshan, China, based on multisource data fusion, *Engineering Geology*, 354: 108209. doi: 10.1016/j.enggeo.2025.108209.
- Ma J. J., Ma C. C., Li T. B., et al. 2024. Real-time classification model for tunnel surrounding rocks based on high-resolution neural network and structure-optimizer hyperparameter optimization, *Computers and Geotechnics*, 168: 106155. doi: 10.1016/j.compgeo.2024.106155.
- Mahmoodzadeh A., Mohammadi M., Daraei A., et al. 2020. Decision-making in tunneling using artificial intelligence tools, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 103: 103514. doi: 10.1016/j.tust.2020.103514.
- Han S. C., Li Z. L., Zhou Z. L., et al. 2025. Research on real-time prediction method of surrounding rock classification of TBM tunnel based on stacked ensemble classifier, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 166: 107025. doi: 10.1016/j.tust.2025.107025.
- Li R., Yan J. L., He Y. J., et al. 2025. Real-time and explainable rock mass classification under imbalanced tunnel boring machine data using hybrid resampling and ensemble learning, *Engineering Applications of Artificial*

- Intelligence*, 162: 112641. doi: 10.1016/j.engappai.2025.112641.
- Wang J., Fang Q., Wang G., et al. 2024. Semi-supervised recognition of tunnel surrounding rock discontinuities using drilling jumbo data, *Automation in Construction*, 166: 105623. doi: 10.1016/j.autcon.2024.105623.
- Jiang Jinlin, Hu Gang, Sheng Guanglei, et al. 2026. PSG-MCANet: Multi-order cross-attention modeling for multimodal fusion based on punning semantic guidance, *Pattern Recognition*, 172: 112723. doi: 10.1016/j.patcog.2025.112723.
- Ghosh N., Santoni D., Saha I., et al. 2025. A review on the applications of Transformer-based language models for nucleotide sequence analysis, *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 27: 1244-1254. doi: 10.1016/j.csbj.2025.03.024.
- Pereira T. O., Abbasi M., Arrais J. P. 2025. ABIET: An explainable transformer for identifying functional groups in biological active molecules, *Computers in Biology and Medicine*, 187: 109740. doi: 10.1016/j.combiomed.2025.109740.
- Islam S., Elmekki H., Elsebai A., et al. 2024. A comprehensive survey on applications of transformers for deep learning tasks, *Expert Systems with Applications*, 241: 122666. doi: 10.1016/j.eswa.2023.122666.
- Zheng X. Q., Peng B., Xue A., et al. 2025. Self-attention based Difference Long Short-Term Memory Network for Industrial Data-driven Modeling, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 267: 105535. doi: 10.1016/j.chemolab.2025.105535.
- Chang X. Y., Fan H. Y., Fu Y. G., et al. 2026. A transformer-based surrogate modeling strategy for tunnel digital twin in full-field displacement prediction under adjacent tunnel construction, *Advanced Engineering Informatics*, 69: 104045. doi: 10.1016/j.aei.2025.104045.
- Liu Z. B., Li L., Fang X. L., et al. 2021. Hard-rock tunnel lithology prediction with TBM construction big data using a global-attention-mechanism-based LSTM network, *Automation in Construction*, 125: 103647. doi: 10.1016/j.autcon.2021.103647.
- Yadav V., Kainthola A. 2025. Comparative study of predicted and actual rock mass condition in Himalayan railway tunnels, *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 140: 104026. doi: 10.1016/j.pce.2025.104026.

### 中文参考文献

- 严晓海, 郭昌宝, 刘造宝, 等. 2022. 四川康定某深埋隧道花岗岩岩爆物理模拟实验研究. *地球科学*, 47(6): 2081-2093. doi: 10.3799/dqkx.2021.153.
- Yan X. H., Guo C. B., Liu Z. B., et al. 2022. Physical model experiment study on granite rockburst in a deep-buried tunnel in Kangding, Sichuan, *Earth Science*, 47(6): 2081-2093. doi: 10.3799/dqkx.2021.153. (In Chinese with English abstract)
- 吴波, 丘伟兴, 徐世祥, 等. 2022. 基于人工智能变形预测隧道坍塌失效概率评估方法. *地球科学*, 49(11): 4204-4215. doi: 10.3799/dqkx.2022.147.
- Wu B., Qiu W. X., Xu S. X., et al. 2024. An artificial intelligence-based deformation prediction method for evaluating tunnel collapse failure probability, *Earth Science*, 49(11): 4204-4215. doi: 10.3799/dqkx.2022.147. (In Chinese with English abstract)
- 李术才, 刘斌, 孙怀凤, 等. 2014. 隧道施工超前地质预报研究现状及发展趋势. *岩石力学与工程学报*, 33(6): 1090-1113.
- Li S. C., Liu B., Sun H. F., et al. 2014. Research status and development trends of advanced geological prediction in tunnel construction, *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 33(6): 1090-1113. (In Chinese with English abstract)