doi: 10. 20238/j. issn. 1671-4172. 2026. 06. 003
薛亚东, 魏飞, 池建军, 等. 地质不确定性驱动的TBM智能掘进技术体系构建[J]. 有色金属(矿山部分), 2026, 78(6): 25-35.
Xue Yadong, Wei Fei, Chi Jianjun, et al. Study on TBM intelligent tunneling technology system driven by geological uncertainty[J]. Nonferrous Metals(Mining Section), 2026, 78(6): 25-35.

地质不确定性驱动的TBM智能掘进技术体系构建

薛亚东[1], 魏　飞[2], 池建军[3], 杨晋文[4], 郑志强[1]
(1. 同济大学 土木工程学院, 上海 200092;
2. 新疆水利发展投资集团有限公司, 乌鲁木齐 830000;
3. 中水北方勘测设计研究有限责任公司, 天津 300222;
4. 中铁十六局集团有限公司, 北京 100018)

摘　要: 针对深部金属矿山地质条件不确定性强、传统围岩分级方法难以满足TBM实时掘进决策需求的工程难题, 构建了“破岩机理认知-围岩实时感知-围岩智能预测-掘进参数优化”的四层智能掘进技术体系, 系统阐述了各层级的核心方法与内在逻辑。在破岩机理层面, 基于滑移线场理论揭示滚刀破岩三区演化规律与模式转变机制, 引入安装半径因子与协同效应因子改进Colorado School of Mines(CSM)模型, 建立了破岩比能与最优贯入度的确定方法; 在围岩感知层面, 提出可掘进性与适应性二维综合分级方法, 构建了自适应分段常数近似(APCA)时序分割与堆叠稀疏自编码器-模糊C均值(SSAE-FCM)深度聚类相结合的无监督实时围岩分类模型; 在围岩预测层面, 建立知识与数据双驱动特征工程框架, 开发基于树结构Parzen估计器-LightGBM(TPE-LightGBM)的投票预测模型, 并通过联合训练提升跨工程泛化能力; 在参数优化层面, 提出CSM简化模型与破岩模式分区方法, 形成多模式掘进参数优化策略。工程验证表明, 该体系可有效应对地质不确定性, 实现TBM掘进效率与安全性的协同提升, 可为深部金属矿山TBM智能施工提供技术参考。

关键词: TBM智能掘进; 地质不确定性; 破岩机理; 围岩实时感知; 掘进参数优化; 金属矿山
中图分类号: TD421. 5; TD853　　**文献标志码:** A　　**文章编号:** 1671-4172(2026)06-0025-11

Study on TBM intelligent tunneling technology system driven by geological uncertainty

Xue Yadong[1], Wei Fei[2], Chi Jianjun[3], Yang Jinwen[4], Zheng Zhiqiang[1]
(1. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;
2. Xinjiang Water Conservancy Development and Investment Group, Urumqi 830000, China;
3. China Water Northeastern Investigation, Design & Research Co., Ltd., Tianjin 300222, China;
4. China Railway 16th Bureau Group Co., Ltd., Beijing 100018, China)

Abstract: To address the engineering challenges of strong geological uncertainty in deep metal mines and the inadequacy of traditional surrounding rock classification methods for real-time TBM excavation decision-making, a four-layer intelligent excavation technology system comprising "rock fragmentation mechanism cognition-real-time surrounding rock perception-intelligent surrounding rock prediction-excavation parameter optimization" is constructed, with the core methods and intrinsic logic of each layer systematically elaborated. At the rock fragmentation mechanism level, the slip-line field theory is employed to reveal the three-zone evolution law and mode transition mechanism of disc cutter rock

收稿日期:2026-07-13
基金项目:国家自然科学基金资助项目(52478412); 新疆水利发展投资集团有限公司科研项目资助(ABHB-20551030)
作者简介:薛亚东, 博士, 教授, 主要从事TBM隧道智能建造方向的教学与科研工作。

fragmentation; the Colorado School of Mines (CSM) model is improved by introducing an installation radius factor and a synergistic effect factor; and a method for determining the specific energy of rock fragmentation and the optimal penetration depth is established. At the surrounding rock perception level, a two-dimensional comprehensive classification method based on boreability and adaptability is proposed, and an unsupervised real-time surrounding rock classification model integrating Adaptive Piecewise Constant Approximation (APCA) time series segmentation with Stacked Sparse Autoencoder-Fuzzy C-Means (SSAE-FCM) deep clustering is constructed. At the surrounding rock prediction level, a knowledge-and data-driven dual feature engineering framework is established, a voting prediction model based on Tree-structured Parzen Estimator-LightGBM is developed, and the cross-project generalization capability is enhanced through joint training. At the parameter optimization level, a simplified CSM model and a rock fragmentation mode zoning method are proposed, forming a multi-mode excavation parameter optimization strategy. Engineering verification demonstrates that the proposed system can effectively cope with geological uncertainty, achieve synergistic improvement of TBM excavation efficiency and safety, and provide technical reference for intelligent TBM construction in deep metal mines.

Key words: TBM intelligent tunneling; geological uncertainty; rock breaking mechanism; surrounding rock real-time perception; tunneling parameter optimization; metal mine

全断面岩石隧道掘进机(TBM)工法在隧道工程中已获成熟应用,近年来向深部金属矿山开拓工程的拓展对其地质适应性提出了更高要求[1]。矿山岩体强度、结构面发育及地应力等参数的空间变异性,使掘进前方地质条件难以精确预判,地质不确定性已成为制约TBM效率与安全的核心因素。传统BQ法、RMR法和Q系统等围岩分级方法[2]依赖钻探与室内试验,周期长、覆盖范围有限,无法支撑施工中对围岩状态的连续感知与参数的动态调整,前方断层破碎带等不良地质体常引发卡机、塌方等事故[3]。

现有研究沿破岩机理、性能预测、围岩分类与参数优化四条主线推进,但各成体系、彼此衔接不足。破岩机理方面,Rostami[4]基于科罗拉多矿业学院线性切割试验建立的CSM模型已成为滚刀破岩力预测的经典框架,但未考虑回转工况下安装半径效应与多刀协同效应,现场预测偏差显著;Huang等[5]通过立式回转切割试验与离散元模拟,基于Hertz-Weibull分布改进了接触应力模型,Rouhani等[6]进一步将改进CSM与混合深度学习结合,按岩性分类建模,提升了预测精度。性能预测方面,Sapigni等[7]和Yagiz等[8]先后基于RMR系统和粒子群优化建立了经验模型,然而输入参数繁杂、跨工程泛化能力不足;Mahdevari等[9]将支持向量回归引入贯入率预测,Armaghani等[10]构建了PSO-ANN与ICA-ANN混合智能模型,推动了优化算法与神经网络的融合,但现有模型多依赖单工程数据训练,对时序动态信息的挖掘仍不充分。围岩实时分类方面,Xue等[11]采用自适应分段常数近似压缩时序数据并结合深度聚类实现智能分级;Yu等[12]以滑动窗口提取特征并构建权重自适应随机森林;Katuwal等[13]在喜马拉雅复杂地质条件下验证了集成学习算法的有效性;Li等[14]提出2D-CNN双输入策略,从加载段与稳定掘进段并行学习岩机响应关系。参数优化方面,Liu等[15]建立了基于多目标遗传算法的控制参数决策方法;Wang等[16]通过工作阶段提取揭示掘进数据中的岩机交互信息,构建了融合地质信息的参数预测框架;Zhang等[17]进一步建立了基于深度学习与在线多目标优化的数字孪生模型,实现了贯入率、能耗与刀具磨损的协同估计。

上述研究在各自方向取得进展,但整体呈碎片化态势:破岩机理模型多止于室内试验,回转工况下的多刀力学耦合缺乏现场验证;数据驱动模型跨工程迁移能力弱,可解释性不足,且多数停留在离线验证阶段;感知、预测、决策各子系统尚未在统一框架下形成闭环。本文将破岩机理认知、围岩实时感知、智能预测与参数优化整合为四层技术体系,以滑移线场理论提供物理表征,以掘进数据驱动闭环迭代,实现从地质条件认知到施工参数决策的动态贯通,并讨论其在深部金属矿山工程中的适用性。

1 TBM智能掘进技术体系

1.1 体系构成

本文提出的智能掘进体系包含四个功能层(图1)。破岩机理认知层作为基础,通过改进破岩力学模型与滑移线场理论分析,揭示滚刀-岩石相互作用力学规律,为后续岩体感知和参数优化提供物理边界。围岩感知层利用掘进过程中实时采集的推力、扭矩、转速和贯入度等参数,构建围岩综合分级指标与无监督分类方法,实现掌子面岩体条件的在线辨识。围岩智能预测层融合物理知识与数据驱动,建

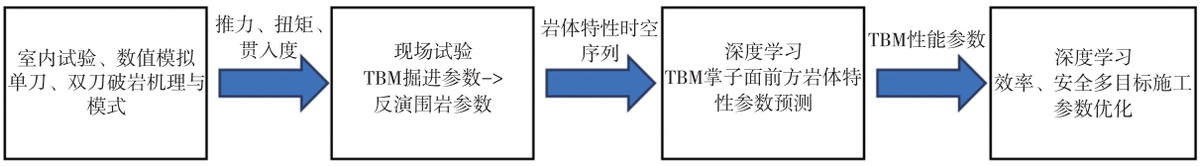


图1　TBM智能掘进技术体系框架

Fig. 1　Framework of the TBM intelligent tunneling system

立前方未掘区段围岩结构与等级的时空预测模型，实现地质动态超前预报。掘进参数优化层依据感知与超前预测信息，在设备能力与安全约束下完成多模式参数决策，输出推力、转速和贯入度等可执行控制指令。

1.2　体系逻辑

深埋地下工程的地质勘探受限于成本与精度，掘进前通常难以获取掌子面前方岩体的详尽信息，地质不确定性由此产生。对于TBM施工而言，降低这种不确定性的关键在于建立岩-机动态反馈机制：利用已掘段信息预判前方地质条件，并据此实时调整掘进参数。

四层功能层并非并列关系，而是沿“认知→感知→预测→优化”方向递进衔接：机理认知层建立的岩体响应与围岩特性定量关系，为感知层提供力学解析工具与物理先验；感知层据此由掘进参数反演掌子面围岩的结构与状态，且该过程与掘进参数本身形成双向互馈-参数变化反映岩体条件，感知结果又反过来指导参数调整；预测层在感知层输出的围岩类别时序基础上向前外推，为优化层提供超前地质依据；优化决策层则将地层预判转化为设备能力与安全约束下的多模式参数决策。由此，地质不确定性沿工作流逐级收敛：由机理层的“可计算”、感知层的“可辨识”、预测层的“可预报”，最终落地为优化层的“可决策”。

在上述递进关系之上，四层之间进一步通过数据流与知识流实现双向衔接：机理层建立的破岩力-贯入度-比能映射关系与模式分区边界，经知识流向下约束各层的特征选取、阈值设定与可行域构建；感知层提取的围岩类别标签沿数据流上传至预测层与优化层；优化层执行后的掘进响应回流至感知层更新辨识结果，同时校验机理模型的预测偏差。由此形成两条闭环：感知-优化-再感知的短周期互馈，以及优化-校验-修正机理模型的长周期知识更新，使体系具备对地质变化的动态适应与自校正能力。

后文依次阐述滚刀破岩机理、围岩实时感知方法、超前智能预测模型、掘进参数优化策略，并通过工程验证与讨论评估体系的适用性与局限。

2　破岩机理的深化认知

TBM深部施工地层以岩石为主，不同强度岩石在盘形滚刀破岩过程中裂隙萌生与扩展规律存在显著差异。本文以中硬岩（UCS＜50 MPa）、硬岩（UCS 50～100 MPa）和极硬岩（UCS＞100 MPa）三类划分研究对象，并以引汉济渭输水隧洞为工程背景展开论述。该工程是穿越秦岭的跨流域调水工程，其中岭北段位于秦岭北坡，穿越石英岩、花岗岩、闪长岩等硬岩地层，平均单轴抗压强度超过150 MPa，属典型深埋极硬岩工程；岭南段位于秦岭南坡，穿越片岩、千枚岩等变质岩夹砂岩地层，岩体强度变化范围大（UCS约30～120 MPa），节理发育程度高于岭北段，属硬岩-中硬岩交替的复杂地质工况。两段工程均采用刀盘直径8.02 m的敞开式TBM，布置51把滚刀（中心为4把432 mm（17″）双刃滚刀，其余为483 mm（20″）单刃滚刀），设备最大推力为21 087 kN，最大扭矩为14 614 kN·m。岭北段与岭南段围岩条件的显著差异，为本文体系的跨工况验证提供了天然对照。下文以岭北段为主例阐述破岩机理，以岭南段验证优化策略的适应性。

2.1　滑移线场理论

传统CSM模型基于科罗拉多矿业学院线性切割试验建立，本质上是经验拟合模型。该模型将滚刀法向力表达为岩石强度、刀具几何参数和贯入度的函数，但存在两个根本局限：1）未考虑安装半径效应，无法反映刀盘旋转工况下不同轨迹滚刀因安装半径差异导致的破岩力变化；2）未考虑多刀协同效应，线性切割试验以单刀或固定刀间距双刀为主，无法反映刀盘上多刀组合破岩时相邻滚刀裂纹场贯通产生的协同效应。上述局限导致CSM模型预测结果与现场实测存在系统性偏差。

滑移线场理论为克服上述局限提供了力学分析框架。作为塑性力学的经典方法，该理论从极限承载力与能量耗散角度对破岩过程进行定量描述，并可依据滑移线方向推断裂纹扩展路径，使破岩力预测具备可由力学边界条件解析确定的物理基础，弥补

了CSM模型对安装半径效应与多刀协同效应描述的缺失。在滚刀侵入岩石过程中，刀尖下方依次形成压碎区、剪切区与张拉破坏区：贯入初期，刀刃下方岩体应力达到单轴抗压强度，形成压碎区密实核；随着贯入度增大，应力通过密实核以近似静水压力分布向周围岩体传递，外围岩体发生剪切破坏，形成剪切区；剪切区内岩体破碎后发生体积膨胀(剪胀)，对相邻岩体产生切向张拉作用，进而形成径向裂纹区。图2为滑移线与滑移线场图，图3为滚刀破岩平面侵入模型滑移线场图。

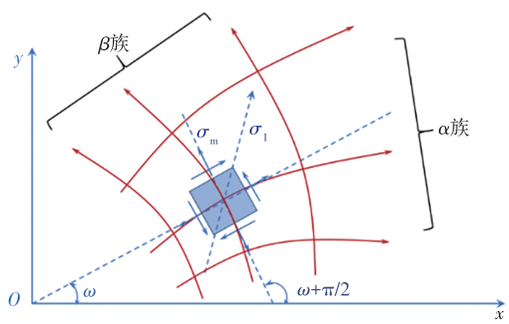


图2　滑移线与滑移线场

Fig. 2　Slip lines and slip-line field

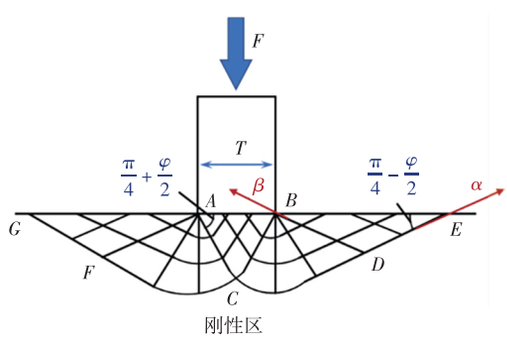


图3　滚刀破岩平面侵入模型滑移线场

Fig. 3　Slip-line field of the plane indentation model for disc cutter rock breaking

2.2　基于滑移线场理论的单刀破岩机理

2.2.1　极限承载力与三区演化

基于滑移线场理论，分析滚刀破岩过程可分为三个阶段：1)局部塑性区发育阶段：滚刀接触岩体后，刀刃下方首先产生β族滑移线，形成局部塑性区，岩体变形以弹性为主，法向力随贯入度非线性增长。2)初始塑性流动阶段：随贯入度增大，塑性区扩展形成三角形均匀场，α族滑移线开始发育，剪切区范围扩大，法向力出现锯齿状跃升，反映局部破碎后的应力重分布。3)自由塑性流动阶段：α族滑移线贯通至自由面，塑性区自由扩展，法向力剧烈波动，岩体发生宏观破碎，岩渣剥落。

基于Prandtl滑移线场解，滚刀压入岩体的单位长度极限侵入力P_u为：

$$P_u = c \cdot T \cdot \cot\varphi \cdot \left[e^{\pi \tan\varphi} \tan^2\left(\frac{\pi}{4}+\frac{\varphi}{2}\right) - 1 \right] \tag{1}$$

式中，P_u为极限侵入力，kN/m；c为岩体黏聚力，kPa；T为刀刃宽度，m；φ为岩体内摩擦角，弧度。

2.2.2　侧向裂纹延展与破岩模式判别

基于特征点应力监测可揭示岩石破碎的深层机理。径向裂纹沿β族滑移线路径发生主动剪切破坏，特征点有效应力达到抗剪强度后骤降；侧向裂纹沿α族滑移线路径发生被动剪切破坏，裂纹即将贯通时有效压应力急剧降至接近于零，破坏模式转变为张拉主导。侧向裂纹延展存在明确的阶段转换：前期沿α族滑移线发生被动剪切破坏，临近贯通时转变为张拉破坏主导。这一转变的工程意义在于：当侧向裂纹以张拉模式贯通时，破岩效率最高，据此可确定使相邻滚刀间裂纹恰好以张拉模式贯通的最优刀间距；侧向裂纹的贯通模式(剪切主导vs张拉主导)直接对应磨岩与片岩两种典型破岩模式，为后续5.2节破岩模式分区提供了理论判据。

由此，刀间距优化的核心目标是使相邻滚刀侧向裂纹以张拉模式贯通，而破岩模式分区的物理判据即源于侧向裂纹贯通方式的转变。

2.2.3　MPM数值验证

采用物质点法(MPM)建立二维平面滚刀侵入数值模型(图4)，分别模拟中硬岩、硬岩和极硬岩三类工况。单刀模式下滚刀法向力随贯入度呈非线性增长-锯齿跃升-剧烈波动三段式演化，极限荷载随岩体强度提高而增大，验证了滑移线场理论揭示的三阶段破岩过程(图5)。

2.3　双刀协同效应与多因素耦合

2.3.1　双刀协同效应及其强度依赖性

双刀模式下，相邻滚刀间裂纹场相互作用使单刀极限破岩荷载降低，即破岩协同效应。MPM仿真结果显示，双刀模式极限荷载较单刀模式分别降低：中硬岩13.43%、硬岩19.18%、极硬岩4.29%。

协同破岩效应的强度依赖性可由滑移线场理论解释：硬岩剪切区发育充分，α族滑移线延伸范围大，双刀间裂纹场易于以张拉模式贯通，协同弱化显著；中硬岩压碎区范围大但剪切区发育不充分，裂纹以压碎-剪切为主，协同弱化效应次之；极硬岩压碎区占比大、密实核能量消耗高，侧向裂纹难以贯通，协同弱化效应微弱。由此，硬岩工况是刀间距优化收

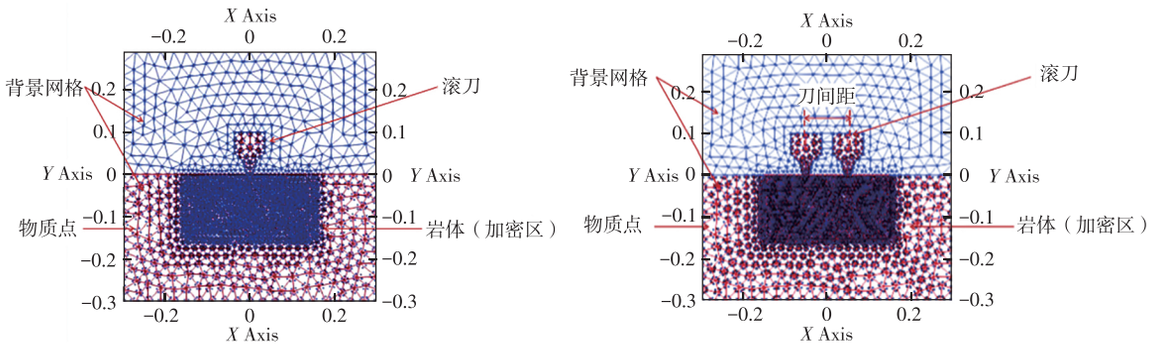


图4　2D滚刀侵入几何模型(单位：m)

Fig. 4　Geometric model for plane indentation of a disc cutter (Unit: m)

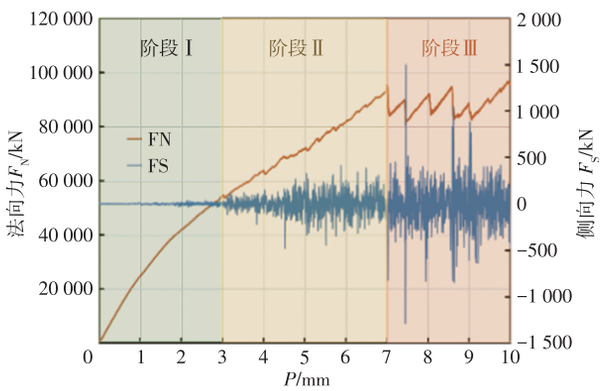


图5　滚刀力与切深典型曲线

Fig. 5　Typical curves of disc cutter force versus penetration depth

益最大的区间；极硬岩工况单纯调整刀间距难以显著改善破岩效率，需从增大贯入度、优化推力策略或选用更大直径滚刀入手。

2.3.2　安装半径效应

TBM通过刀盘旋转与推进实现滚刀破岩。不同安装半径的滚刀其破岩轨迹不同，滚刀下方滑移线场范围与围岩极限承载力存在差异。离散元数值模拟结果表明，随安装半径增大，滚刀破岩法向力与切向滚动力均呈非线性增长。其力学机制在于：安装半径越大的滚刀，相同刀盘转速下其线速度越高，破岩动态过程更接近动态切削条件，有效贯入深度和破岩效果呈增大趋势。

2.3.3　结构面与地应力效应

前述基于滑移线场理论的分析适用于完整性较好的岩体。实际工程中，当节理间距小于刀间距时，裂纹优先沿结构面扩展而非滑移线路径，破岩力大幅降低；高围压条件下，张拉裂纹扩展受抑制，破岩模式从片岩向磨岩转变，破岩力增大。对于节理发育岩体，需引入岩体折减系数或结构面修正因子；对于深部高应力条件，当前模型未考虑围压效应，后续研究可引入围压修正项以扩展适用范围。Barton[18]系统讨论了节理、层理等结构面对TBM破岩性能的影响。结构面和地应力效应的修正，是将滑移线场理论从理想完整岩体推广到实际工程岩体的必要工作。

2.4　改进滚刀力模型与比能分析

2.4.1　CHCSM模型

针对传统CSM模型的两大局限-未考虑安装半径效应和未考虑多刀协同效应，引入安装半径因子K_r和协同效应因子K_a，建立考虑安装半径与协同效应的改进模型(CHCSM)。修正后的滚刀法向力可表示为：

$$F_n = C \cdot \sigma_c^a \cdot \sigma_t^b \cdot T^c \cdot S^d \cdot p^e \cdot K_r \cdot K_a \tag{2}$$

式中，F_n为单把滚刀的法向力，kN；C为综合系数，无量纲；σ_c为岩石单轴抗压强度，MPa；σ_t为岩石抗拉强度，MPa；T为刀圈宽度，mm；S为刀间距，mm；p为刀盘每转贯入度，mm；K_r为安装半径因子，无量纲；K_a为协同效应因子，无量纲；a、b、c、d、e为拟合指数，无量纲。

安装半径越大的滚刀，其下方滑移线场范围越大，极限承载力越高，故K_r随安装半径增大而增大。K_r的定量取值可通过离散元数值模拟或现场数据回归获得。K_a的取值与岩石强度、刀间距和贯入度相关：中硬岩与硬岩中K_a较小(协同作用强)，极硬岩中K_a较大(甚至接近1，协同作用弱)。需要特别说明的是，刀盘上刀具的布置形式决定了掌子面平面内多刀之间的真正协同关系，与传统相邻刀具协同不是一个概念。霍军周等[19]对刀具布置设计方法开展了系统研究，为刀间距优化提供了设计依据。结合本文的破岩机理分析，可更科学地优化刀具布置。

2.4.2　破岩比能与“U”形规律

破岩比能定义为单位体积岩石破碎所消耗的能

量,是衡量破岩效率的核心指标。Teale[20]首次提出破岩比能概念,为统一衡量不同破岩方式的效率提供了定量基准。在刀具尺度,破岩比能SE可表达为:

$$SE=\frac{F_n \cdot p+F_r \cdot \Delta l}{V_{chip}} \tag{3}$$

式中,SE为破岩比能,MJ/m³;F_n为滚刀法向力,N;p为单次贯入深度,mm;F_r为滚动力,N;Δl为滚动位移,mm;V_{chip}为剥落岩渣体积,mm³。

在TBM工程尺度上,基于CHCSM模型的滚刀力预测结果,破岩比能可由掘进参数直接计算(式4)。

$$SE=\frac{T_H \cdot p\times10^{-3}+2\pi \cdot TOR}{\pi R^2 \cdot p\times10^{-3}} \tag{4}$$

式中,T_H为刀盘总推力,kN;TOR为刀盘扭矩,kN·m;R为刀盘半径,m。

实验与数值模拟表明,在硬岩及极硬岩条件下,比能随贯入度呈“U”形变化:贯入度过小时,体积破碎不充分,能量主要消耗于压碎区密实核形成,比能偏高;贯入度适中时,相邻滚刀间裂纹贯通形成大块岩渣,能量利用率最高,比能最低;贯入度过大时,压碎区能耗激增且岩粉二次破碎严重,比能再次升高。本文聚焦的深部金属矿山以硬岩和极硬岩为主,“U”形比能规律成立,最优贯入度可由比能极值条件确定。

2.4.3 最优贯入度预测

基于比能最小化目标确定最优贯入度是提升破岩效率的关键。需要指出的是,SCSM简化模型由于将贯入度指数近似为1/3和5/6,其比能量化模型关于贯入度的偏导在中硬岩及以下工况恒小于零,即比能随贯入度单调递减,不存在内部极值点,此时最优贯入度由设备能力边界(推力上限、扭矩上限)或破岩模式转变临界推力决定,而非比能极值。其原因在于SCSM模型由CSM模型线性回归得出,所用回归样本岩体强度低于150 MPa,对极硬岩的比能行为描述不足。在本文所关注的硬岩条件下,CHCSM完整模型的“U”形比能规律仍然成立,最优贯入度由比能极值确定;SCSM在优化层仅用于可行域边界快速计算与破岩模式分区判别,不参与比能极值求解(见5.1节)。对具体工程,可通过现场贯入试验或基于室内试验给出不同围岩等级的最优贯入度阈值,作为CHCSM比能极值解的工程校核依据。

3 围岩实时感知

3.1 基于掘进性能的围岩综合分级方法

TBM掘进参数直接反映岩-机相互作用状态。Nelson等[21]最早将现场贯入指数(FPI)引入岩体可掘性分析,奠定了其工程应用基础。Feng等[22]进一步探讨了FPI的理论机制,验证了其在TBM性能预测中的适用性。FPI定义为刀盘总推力与贯入度的比值:

$$FPI=\frac{T_H}{p} \tag{5}$$

式中,FPI为现场贯入指数,kN/mm;T_H为刀盘总推力,kN;p为每转贯入度,mm。

该指标剥离了掘进速度的影响,表征围岩对刀具贯入的抵抗能力。统计分析表明,FPI与围岩质量指标之间存在稳定的定量关系,据此可建立基于FPI的围岩可掘进性分级。在此基础上,引入TBM利用率U表征支护、涌水、故障等对施工的干扰程度,其定义为:

$$U=\frac{T_e}{T_t}\times100\% \tag{6}$$

式中,U为TBM利用率,%;T_e为TBM的有效掘进时间,h;T_t为总施工时间,h。

将围岩条件分解为可掘进性与TBM适应性两个独立维度,构建二维综合分级矩阵(图6)[23]。该矩阵可同时回答“围岩好不好破”和“TBM是否适合”的问题,为差异化施工决策提供依据。

3.2 基于APCA与深度聚类的围岩无监督实时分类

TBM掘进数据采样频率高,单环推进时序长,且包含大量空推、换刀等非稳定段。为保证数据能够真实反映岩-机相互作用状态,通过滑动窗口方差检测自动识别稳定掘进段,并剔除异常工况。基于此,利用自适应分段常数近似(Adaptive Piecewise Constant Approximation,APCA)对稳定段数据进行时序分割与压缩,在降低数据冗余的同时保留掘进参数的变化趋势。

经APCA处理后的时序数据由堆叠稀疏自编码器(Stacked Sparse Autoencoder,SSAE)提取深层非线性特征,并将所得特征向量输入模糊C均值(Fuzzy C-Means,FCM)聚类模型,在无需先验标签的条件下实现围岩类别划分,且聚类结果与地质特征具有对应关系(图7)。与依赖人工采样和室内试验的BQ分级方法相比,该方法由掘进数据直接驱动,可随掌子面推进动态更新围岩类别,并对异常地质条件保持较高敏感性,实时分类结果如图8所示。

3.3 实践应用

上述操作在实践中部署时,通过滑动窗口方差检

TBM施工隧道围岩分级矩阵								
分值	FPI计算值	<50	50~100	>100~150	>150~300	>300~600	>600	利用率/%
适应性分值	可掘进性分级 / 适应性分级	1	2	3	4	5	6	
36~46	1	Ⅰ	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	32~40
28~35	2	Ⅰ	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅲ	24~32
19~27	3	Ⅰ	Ⅱ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅳ	16~24
10~18	4	Ⅱ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅲ	Ⅳ	Ⅳ	8~16
0~9	5	Ⅲ	Ⅳ	Ⅳ	Ⅳ	Ⅳ	Ⅳ	0~8
掘进推力/kN		4 500~8 500	7 000~9 500	9 000~12 000	10 000~17 000	16 000~21 000	18 000~22 000	预测值
贯入度/(mm·rev^{-1})		14~24	12~16	9~13	7~10	4~7	3~4	

(1) FPI=12.35exp (0.594+0.019 8R_c+1.65K_v)

当R_c>90 K_v+30时，取R_c=90 K_v+30和K_v计算；当K_v>0.04R_c+0.4时，取K_v=0.04R_c+0.4和R_c计算。

(2) A=A_1+A_2+A_3+A_4+A_5

其中，A_1为岩石坚硬程度影响分值，A_2为岩体完整程度影响分值，A_3为地下水状态影响分值，A_4为初始地应力状态影响分值，A_5为结构面与隧道轴线夹角影响分值。当A_3，A_4，A_5任一项取值小于4时，A取A_1，A_2，A_3中的最小值。

图6　围岩可掘进性与适应性综合分级矩阵[23]

Fig. 6　Comprehensive classification matrix for surrounding rock boreability and adaptability[23]

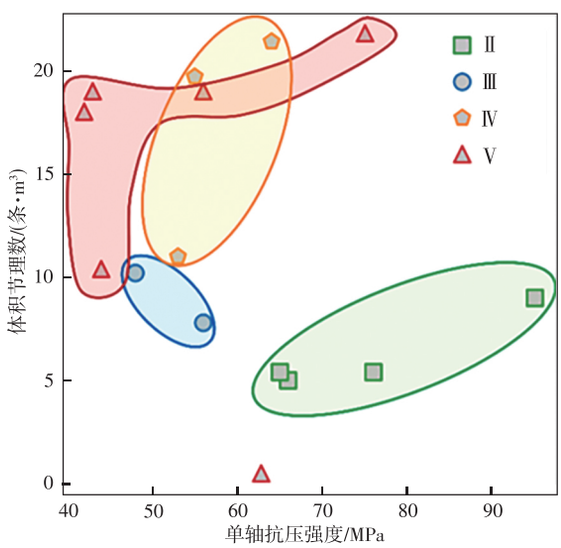


图7　APCA-SSAE-FCM分类结果与地质参数关系

Fig. 7　Relationship between APCA-SSAE-FCM classification results and geological parameters

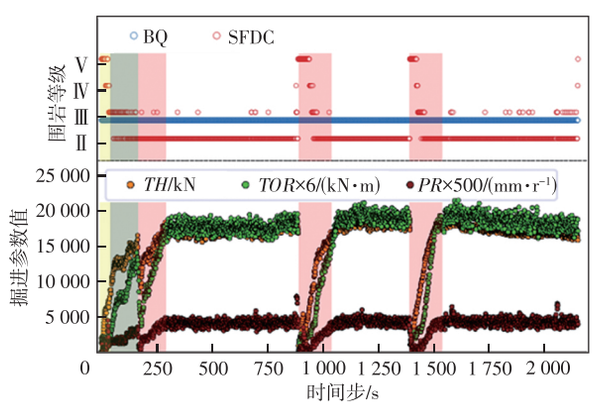


图8　APCA-SSAE-FCM的分类结果实时预测

Fig. 8　Real-time prediction of APCA-SSAE-FCM classification results

测自动筛选稳定掘进段数据，剔除空推、换刀等异常工况，确保输入质量。实时分类结果与超前地质预报(定向钻探、物探)和掌子面素描(线阵相机环形扫描)进行阶段性对照校验，建立从传感器数据到围岩等级的映射关系，形成连续自动化感知流程。经校验确认的分类结果作为后续预测模型的训练样本标签，使感知层与预测层形成感知-校验-预测的递进衔接。

4　围岩超前智能预测

4.1　知识与数据双驱动特征工程

为提高预测模型的可解释性与泛化能力，构建知识与数据双驱动特征工程。知识驱动部分基于CHCSM破岩理论生成理论掘进参数和岩-机交互指标(FPI、TPI等)，将物理先验嵌入模型，使物理特征具有明确的力学可解释性。具体而言，知识驱动特征包括：由CHCSM模型(式2)在给定岩体强度和刀具参数下计算的理论法向力与理论滚动力，以及由其派生的FPI、TPI(扭矩贯入指数)和理论比能，共5维物理特征。

数据驱动部分利用APCA对高维时序数据进行压缩降维。原始掘进数据包括推力、扭矩、转速、贯入度及其它与岩机作用有关的监测参数。经APCA压缩后保留方差贡献率＞95%的主成分，特征维度从原始数十维降至10～15维，在保留时序变化特征的同时大幅降低了模型输入维度。

针对围岩类别不平衡问题，采用SMOTE-ENN(Synthetic Minority Over-sampling Technique+Edited Nearest Neighbours)方法平衡类别，缓解模型偏向多数类的倾向。Zhang等[24]利用TBM掘进数据实现了地质条件有效预测，验证了数据驱动模型在地质预报中的适用性。

4.2 TPE-LightGBM投票预测模型

选用轻量级梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine，LightGBM)作为基学习器，以TPE(Tree-structured Parzen Estimator)贝叶斯优化搜索最优超参数组合。TPE算法以五折交叉验证准确率为优化目标，以LightGBM的超参数为搜索空间，包含叶子节点数(31～127)、学习率(0.01～0.3)、树深度(3～8)和L2正则化系数(0～1)，迭代搜索50次得到最优超参数组合。为减小单一模型受样本扰动产生的预测方差，构建多个采用不同特征训练的LightGBM模型，并通过软投票方式融合各模型输出的类别概率，将综合概率最大值对应的围岩等级作为最终预测结果。模型验证结果表明，TPE-LightGBM投票模型的整体准确率及少数围岩等级召回率均可满足工程应用需求(图9)。

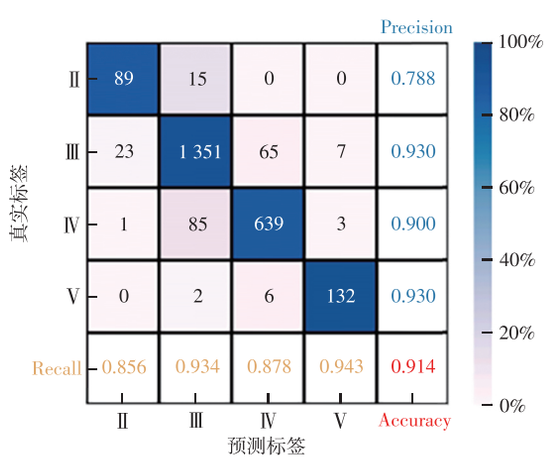


图9 TPE-LightGBM投票预测结果

Fig. 9 Voting prediction results of TPE-LightGBM

4.3 跨工程泛化分析

不同隧道工程在地质条件、设备配置和施工控制方式等方面存在差异，相应掘进数据的特征分布也具有明显的工程依赖性，因而模型直接迁移至新工程后，其预测性能通常会出现不同程度的下降。基于前期研究，引入最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy，MMD)量化工程分布差异，分析表明MMD与模型泛化性能之间存在显著负相关(图10)，

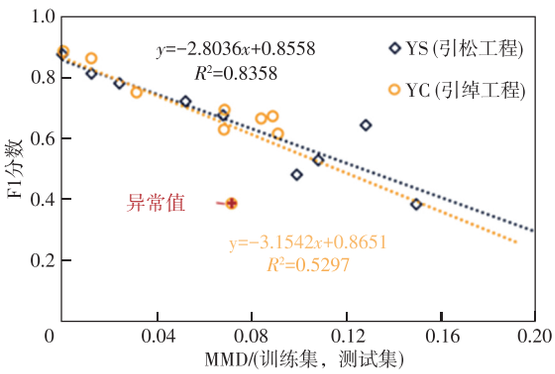


图10 MMD和F1分数的关系

Fig. 10 Relationship between MMD and F1 score

工程间数据分布差异越大，模型的跨工程预测性能越低。针对这一问题，采用源域与目标域数据联合训练策略，可减弱数据分布偏移对模型的影响，提高目标工程中的围岩预测精度。

结合SHAP(SHapley Additive exPlanations)方法进行特征重要性分析，FPI等物理特征在预测中具有重要贡献，因而物理先验的嵌入不仅提升了可解释性，也增强了模型的跨工程泛化能力。

4.4 基于时空序列建模的掌子面前方结构面预测

TBM掘进过程中，掌子面连续暴露的结构面信息构成天然时空序列。Xue等[25]提出的SA-RNN方法，利用历史已开挖隧道段岩体结构面特征序列，通过自注意力增强的循环神经网络预测前方未开挖段的结构面分布。该方法与前述的FPI围岩等级预测形成互补：FPI围岩等级预测提供宏观围岩类别(Ⅰ～Ⅳ级)，SA-RNN结构面预测提供细观结构面分布特征，前者决定优化策略的宏观模式选择，后者为破岩模式分区提供节理间距先验：当预测节理间距小于特征值时，破岩模式有向片岩偏移趋势，有利于提升破岩效率。由此，宏观等级与细观结构共同构成前方地质条件的完整描述，可实现从围岩类别到破岩响应的精细化预测。

5 掘进参数优化

5.1 SCSM简化模型与可行域构建

在CHCSM模型基础上，忽略次要参数的高阶耦合项，建立以贯入度、转速和岩石强度为核心输入的SCSM(Simplified CSM)简化模型(式7)，在确保力学合理性的同时降低计算耗时，满足TBM掘进参数实时优化需求。式(7)中系数2.437和1.724分别为基于CSM原始线性切割试验数据及本文MPM仿真结果回归得到的综合系数。SCSM与CHCSM的关

系为：CHCSM(式2)是完整力学预测模型，SCSM是其面向实时优化的降阶形式，两者在硬岩工况下预测精度相当，但SCSM计算效率更高；在极硬岩边界工况下，SCSM的降阶简化可能丢失关键非线性特征，此时应以CHCSM计算结果为准。需要强调的是，SCSM在本文优化框架中仅承担可行域边界计算与破岩模式分区判别功能，比能极值优化基于CHCSM的“U”形比能曲线完成。

$$\begin{cases} T_{\mathrm{H}}=N\cdot F_n=2.437N\cdot R^{\frac{1}{2}}T^{\frac{5}{6}}S^{\frac{1}{3}}\cdot\sigma_{\mathrm{c}}^{\frac{2}{3}}\sigma_{\mathrm{t}}^{\frac{1}{3}}P^{\frac{1}{3}} \\ TOR=\sum_{i=1}^{N}R_i\cdot F_r=1.724\cdot\sum_{i=1}^{N}R_i\cdot T^{\frac{5}{6}}S^{\frac{1}{3}}\cdot\sigma_{\mathrm{c}}^{\frac{2}{3}}\sigma_{\mathrm{t}}^{\frac{1}{3}}P^{\frac{5}{6}} \end{cases} \tag{7}$$

式中，T_{H}为刀盘总推力，kN；TOR为刀盘总扭矩，kN·m；N为滚刀总数，把；R为刀盘特征半径，m；R_i为第i把滚刀的安装半径，m；T为刀圈宽度，mm；S为刀间距，mm；σ_{c}为岩石单轴抗压强度，MPa；σ_{t}为岩石抗拉强度，MPa；p为贯入度，mm。

掘进参数的优化须首先确保设备运行安全，因此各项参数需严格限定在设备性能边界之内，形成优化问题的可行域。可行域主要受以下约束控制：设备额定推力上限TH_{MAX}、额定扭矩上限TOR_{MAX}、皮带机额定出渣能力C_{MAX}、刀盘空推值TH_0以及刀盘最大允许转速RPM_{MAX}，可行域模型可表示为：

$$\begin{cases} p\geqslant 0 \\ TH_0\leqslant T_{\mathrm{H}}\leqslant TH_{\mathrm{MAX}} \\ T_{\mathrm{H}}\leqslant\dfrac{0.225N\cdot TOR_{\mathrm{MAX}}}{\sum_{i=1}^{N}R_i}p^{-1/2}+TH_0 \\ p\leqslant\dfrac{C_{\mathrm{MAX}}}{60a\cdot\pi R^2\cdot RPM_{\mathrm{MAX}}} \end{cases} \tag{8}$$

式中，TH_{MAX}为额定推力上限，kN；TOR_{MAX}为额定扭矩上限，kN·m；C_{MAX}为皮带机额定出渣能力，m^3/h；TH_0为刀盘空推值，kN；α为岩石松散系数；RPM_{MAX}为刀盘额定最大转速，r/min。

5.2　破岩模式分区

盘形滚刀破岩过程中，依据岩渣形态可将破岩模式划分为磨岩、片岩和混合三种。贯入度较小时，相邻滚刀间裂纹无法贯通形成岩片，仅在刀刃角处形成细小岩渣，属磨岩模式；贯入度增大至临界值，相邻滚刀间裂纹可相互贯通，破岩模式转变为片岩模式。参考滚刀破岩的滑移线场分析，磨岩模式对应侧向裂纹未贯通的压碎-剪切主导阶段，片岩模式对应侧向裂纹以张拉模式贯通的阶段，混合模式对应两者过渡区间。

破岩模式转变的关键指标为滚刀的临界推力。现场开展的贯入试验表明，滚刀推力-贯入度曲线在磨岩阶段表现出台阶特性：推力持续增加而贯入度振荡稳定，此时推力达到临界推力，破岩模式由磨岩转变为混合模式。基于临界推力与SCSM滚刀受力模型，可在可行域内建立破岩模式分区，分别为磨岩区、混合区与片岩区三个区域(图11)。该分区仅依赖推力和贯入度两个在线监测参数，便于现场实时判别，且分区判据与前文滑移线场揭示的裂纹贯通模式转变机理一致。

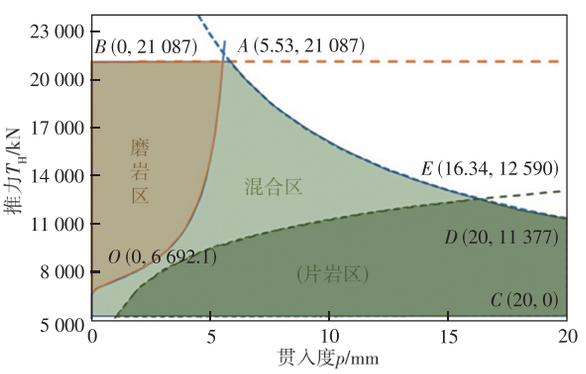


图11　破岩模式分区模型

Fig. 11　Rock-breaking mode zoning model

5.3　多模式掘进参数优化策略

不同破岩模式下，掘进参数的优化目标与路径存在差异，须采取差异化策略。磨岩模式下，岩体强度较高，增大推力无法使破岩模式转变为混合模式，贯入度亦无明显增加，优化策略以降低破岩比能SE为首要目标，减少能量消耗与滚刀磨损。片岩模式通常发生于低强度岩体，此时采用比能优化策略不仅不能降低能量消耗，反而会严重降低贯入度，影响掘进速率，优化目标以降低推力和贯入度为主，使破岩回归混合模式区间，兼顾刀具保护与掘进效率。

混合破岩区岩体强度范围较大，优化目标综合考虑破岩比能与最大贯入度。本文采用变权重进行优化，权重系数的具体取值可由SCSM模型计算的推力-贯入度曲线在可行域中的位置插值确定。相比于Liu等[26]基于多目标优化的TBM控制参数智能决策方法，本文策略的优势在于以破岩模式分区为物理约束，将优化问题从无约束全局搜索降维为模式约束下的局部寻优，计算效率更高且物理可解释性更强。工程验证表明，以引汉济渭岭南工程为例，采用多模态优化策略后，在保障设备安全的前提下，掘进效率提升显著，破岩比能平均降低约15%，验证了策略的有效性。

6 讨论

6.1 技术体系的衔接与验证

上述智能掘进四层体系在引汉济渭等硬岩TBM工程中进行了集成验证。工程实践表明,改进的CHCSM模型降低了破岩力的预测偏差,FPI综合分级与无监督聚类结果与地质勘察吻合,多模式优化策略在降低能耗和提升破岩效率方面具有实际效果,体系实现了感知-预测-优化的闭环运行。四层之间的衔接逻辑为:机理层为感知指标提供力学解释与物理先验,感知层为预测模型提供训练标签与实时输入,预测层为优化决策提供前方围岩信息,优化层将围岩信息转化为差异化参数策略,形成认知→感知→预测→优化的完整闭环。

6.2 体系存在的不足

当前体系仍存在若干局限:感知与预测模型对历史数据依赖较强,新工程初期数据匮乏时精度下降;不同TBM机型、刀盘直径导致跨项目迁移仍需专门适配;极端地质条件(如高压涌水、强烈岩爆)下物理指标失效,优化策略有待扩展;深度学习模型和优化求解的实时性尚不能满足毫秒级控制需求。分析不足的根源在于破岩机理层CHCSM模型基于完整岩石假设,未考虑结构面和围压效应,导致感知与预测层在节理发育和高地应力工况下精度受限;SCSM的降阶简化在极硬岩边界工况下可能丢失关键非线性特征,影响优化层推荐参数的可靠性。

6.3 对金属矿山TBM的适用性讨论

金属矿山TBM通常具有断面小、坡度大、深部高应力和地下水等特征。刘泉声等[1]系统综述了深部金属矿山巷道TBM掘进技术的应用现状与挑战,指出高应力、小断面和复杂地质是制约矿山TBM效能的三大因素。本文提出的智能体系中CHCSM模型以岩石强度为核心,适用于硬岩矿山,但需根据小断面紧凑型刀盘调整安装半径因子;FPI分级中刀盘直径和刀具数量等参数需重新标定;临界推力经验关系需补充小断面和倾斜工况的数据;可行域约束应增加坡度安全约束、岩爆能量约束及涌水量约束等。结构面效应、地应力效应和小断面安装半径效应是金属矿山工况下机理模型需重点修正的三个方向。后续考虑建立金属矿山专用掘进数据库,开展小断面TBM破岩试验,将微震监测与超前地质预报纳入感知体系,在典型矿山项目中开展系统性验证,逐步完善面向金属矿山的智能掘进技术方案。

7 结论

1)针对深部工程地质不确定性制约TBM效能发挥的核心难题,构建了破岩机理认知-围岩实时感知-围岩智能预测-掘进参数优化四层TBM智能掘进技术体系,形成机理为物理锚点、FPI为关键纽带、数据驱动闭环迭代的技术路径,实现了物理力学模型与人工智能方法的深度融合,为地质不确定条件下的TBM智能施工提供了系统解决方案。

2)基于滑移线场理论揭示了滚刀破岩三区演化规律与侧向裂纹延展模式转变机制,建立的CHCSM改进模型有效弥补了传统CSM模型的系统性偏差;提出的可掘进性与适应性二维分级与无监督深度聚类方法,实现了无需先验标签的围岩连续实时感知;构建的知识与数据双驱动预测模型与多模式参数优化策略,经工程验证可有效提升破岩效率、降低施工能耗,整体体系可实现掘进效率与安全性的协同提升。

3)当前体系在跨工程小样本适配、极端地质工况适用性、毫秒级实时控制等方面仍存在局限。后续将重点针对金属矿山小断面、高应力、复杂地质的工程特点,完善结构面与地应力修正项,构建金属矿山专用掘进数据库,深化小样本迁移学习与安全-效率联合优化研究,推动体系在深部金属矿山工程的落地应用。

参 考 文 献

[1] 刘泉声,潘玉丛,余宏淦,等. 深部金属矿山巷道TBM掘进技术应用现状及研究进展[J]. 有色金属(矿山部分),2024,76(6):25-41.
Liu Quansheng, Pan Yucong, Yu Honggan, et al. Application status and research progress of TBM tunnelling technology in deep metal mine roadways[J]. Nonferrous Metals(Mining Section), 2024, 76(6): 25-41.

[2] Wu Aiqing, Zhao Wen, Zhang Yihu, et al. A detailed study of the CHN-BQ rock mass classification method and its correlations with RMR and Q system and Hoek-Brown criterion[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2023, 162: 105290. DOI: 10.1016/j.ijrmms.2022.105290.

[3] Xu Zhen, Wang Wenyang, Lin Peng, et al. Hard-rock TBM jamming subject to adverse geological conditions: influencing factor, hazard mode and a case study of Gaoligongshan Tunnel[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 108: 103683. DOI: 10.1016/j.tust.2020.103683.

[4] Rostami J I. Development of a force estimation model for rock fragmentation with disc cutters through theoretical modeling

and physical measurement of crushed zone pressure[D]. Golden: Colorado School of Mines, 1997.

[5] Huang Xin, Tang Miaoyuan, Wang Shuaifeng, et al. Assessing cutter-rock interaction during TBM tunnelling in granite: large-scale standing rotary cutting tests and 3D DEM simulations[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2024, 16(9): 3595-3615.

[6] Rouhani M M, Rostami J. Predicting disc cutter forces for hard rock TBM cutterhead modeling: a comparative analysis of modified CSM semi-theoretical model and hybrid deep learning approach[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2026, 171: 107448. DOI: 10. 1016/j. tust. 2026. 107448.

[7] Sapigni M, Berti M, Bethaz E, et al. TBM performance estimation using rock mass classifications[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2002, 39(6): 771-788.

[8] Yagiz S, Karahan H. Prediction of hard rock TBM penetration rate using particle swarm optimization[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2011, 48(3): 427-433.

[9] Mahdevari S, Shahriar K, Yagiz S, et al. A support vector regression model for predicting tunnel boring machine penetration rates[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2014, 72: 214-229.

[10] Armaghani D J, Mohamad E T, Narayanasamy M S, et al. Development of hybrid intelligent models for predicting TBM penetration rate in hard rock condition[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2017, 63: 29-43.

[11] Xue Yadong, Luo Wei, Chen Liang, et al. An intelligent method for TBM surrounding rock classification based on time series segmentation of rock-machine interaction data[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2023, 140: 105317. DOI: 10. 1016/j. tust. 2023. 105317.

[12] Yu Honggan, Xu Shuzhan, Yin Xin, et al. A sliding window feature extraction and weight adaptive random forest-based method for TBM tunnel rock mass grade identification[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 311: 131336. DOI: 10. 1016/j. eswa. 2026. 131336.

[13] Katuwal T B, Panthi K K, Basnet C B. Machine learning approach for rock mass classification with imbalanced database of TBM tunnelling in Himalayan geology[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2025, 58(10): 11293-11318.

[14] Li Xu, Yao Min, Yuan Jidong, et al. Deep learning characterization of rock conditions based on tunnel boring machine data[J]. Underground Space, 2023, 12: 89-101.

[15] Liu Bin, Wang Yaxu, Zhao Guangzu, et al. Intelligent decision method for main control parameters of tunnel boring machine based on multi-objective optimization of excavation efficiency and cost[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 116: 104054. DOI: 10. 1016/j. tust. 2021. 104054.

[16] Wang Xin, Zhu Hehua, Zhu Mengqi, et al. An integrated parameter prediction framework for intelligent TBM excavation in hard rock[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2021, 118: 104196. DOI: 10. 1016/j. tust. 2021. 104196.

[17] Zhang Limao, Guo Jing, Fu Xianlei, et al. Digital twin enabled real-time advanced control of TBM operation using deep learning methods[J]. Automation in Construction, 2024, 158: 105240. DOI: 10. 1016/j. autcon. 2023. 105240.

[18] Barton N. TBM tunnelling in difficult ground[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2000, 15(4): 391-408.

[19] 霍军周, 赵军, 谭青, 等. TBM滚刀刀间距设计理论与方法研究[J]. 机械工程学报, 2015, 51(9): 162-168.
Huo Junzhou, Zhao Jun, Tan Qing, et al. Research on design theory and method of TBM disc cutter spacing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(9): 162-168.

[20] Teale R. The concept of specific energy in rock drilling[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, 1965, 2(1): 57-73.

[21] Nelson P P, O'Rourke T D, Kulhawy F H. Factors affecting TBM penetration rates in sedimentary rocks[C]//Proceedings of the 24th US Symposium on Rock Mechanics. Texas: Texas A&M University and Association of Engineering Geologists, 1983.

[22] Feng Shangxin, Wang Shanyong. Theoretical considerations of field penetration index model and its application in TBM performance prediction[J]. Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources, 2023, 9(1): 84. DOI: 10. 1007/s40948-023-00603-6.

[23] 薛亚东, 李兴, 刁振兴, 等. 基于掘进性能的TBM施工围岩综合分级方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2018, 37(增刊1): 3382-3391.
Xue Yadong, Li Xing, Diao Zhenxing, et al. Comprehensive classification method of surrounding rock in TBM construction based on tunneling performance[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, 37(S1): 3382-3391.

[24] Zhang Qianli, Liu Zhenyu, Tan Jianrong. Prediction of geological conditions for a tunnel boring machine using big operational data[J]. Automation in Construction, 2019, 100: 73-83.

[25] Xue Yadong, Cao Yupeng, Zhou Mingliang, et al. Rock mass fracture maps prediction based on spatiotemporal image sequence modeling[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2023, 38(4): 470-488.

[26] Liu Wenli, Li Ang, Liu Congjian. Multi-objective optimization control for tunnel boring machine performance improvement under uncertainty[J]. Automation in Construction, 2022, 139: 104310. DOI: 10. 1016/j. autcon. 2022. 104310.