

DOI: 10.7672/sgjs2025210131

# 基于机器学习的双模盾构滚刀磨损研究\*

蒋桂山<sup>1</sup>, 刘超尹<sup>2</sup>, 王建佳<sup>3</sup>, 董聪慧<sup>3</sup>, 卢高明<sup>2</sup>, 杨延栋<sup>2</sup>

(1. 深圳市市政工程质量安全监督总站, 广东 深圳 518112; 2. 盾构及掘进技术国家重点实验室, 河南 郑州 450001;  
3. 中铁南方投资集团有限公司, 广东 深圳 518054)

**[摘要]** 针对隧道盾构掘进盘形滚刀磨损预测精度不足问题, 特别是传统方法受刀盘安装半径效应影响较大且预测模型泛化能力较弱, 融合 315 组涵盖地质条件、施工参数与刀具性能参数的多维动态数据, 构建基于破岩体积磨损速率的分段回归与机器学习协同预测模型, 区分刀盘中心区、中间区和边缘区, 有效消除安装半径干扰。采用随机森林、BP 神经网络和 XGBoost 模型对滚刀磨损进行预测, 并对比分析不同模型性能。研究结果表明, 分段回归模型量化了不同区域滚刀磨损特性; XGBoost 模型在测试集上的决定系数达 0.92, 平均绝对百分比误差仅为 7.5%, 预测性能优于随机森林和 BP 神经网络模型, 且泛化能力较好; 岩石固有属性如单轴抗压强度、CAI 值和石英含量是影响滚刀磨损的核心因素。

**[关键词]** 隧道; 盾构; 刀盘; 滚刀; 磨损; 机器学习; 预测

**[中图分类号]** U455

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 2097-0897(2025)21-0131-06

## Study on Dual-mode Shield Cutter Wear Based on Machine Learning

JIANG Guishan<sup>1</sup>, LIU Chaoyin<sup>2</sup>, WANG Jianjia<sup>3</sup>, DONG Conghui<sup>3</sup>,  
LU Gaoming<sup>2</sup>, YANG Yandong<sup>2</sup>

(1. Shenzhen Municipal Engineering Quality and Safety Supervision Station, Shenzhen, Guangdong 518112, China;

2. State Key Laboratory of Shield Machine and Boring Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China;

3. China Railway South Investment Group Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong 518054, China)

**Abstract:** In response to the issue of insufficient prediction accuracy for tunnel shield cutter wear, particularly the significant impact of the cutterhead installation radius effect on traditional methods and the weak generalization ability of prediction models, a collaborative prediction model based on segmental regression and machine learning is proposed. This model integrates 315 sets of multidimensional dynamic data covering geological conditions, construction parameters, and tool performance parameters, and constructs the model based on the rock-breaking volume wear rate. The model differentiates between the central, middle, and edge zones of the cutterhead to effectively eliminate the interference of the installation radius. Random forest, BP neural network, and XGBoost models are used to predict the cutter wear, and the performance of these models is compared and analyzed. The research results show that the segmental regression model quantifies the wear characteristics of the cutter in different zones. The XGBoost model achieves a coefficient of determination of 0.92 on the test set, with an average absolute percentage error of only 7.5%, outperforming both the random forest and BP neural network models, and demonstrating better generalization ability. Core factors influencing cutter wear include inherent rock properties such as uniaxial compressive strength, CAI value, and quartz content.

**Keywords:** tunnels; shields; cutterheads; cutters; wear; machine learning; prediction

## 0 引言

在隧道掘进工程中, 盘形滚刀作为核心耗材, 其磨损状态直接制约施工效率、设备安全与运维成本<sup>[1-2]</sup>。滚刀磨损状态传统预测方法依赖经验公式

\* 河南省重点研发专项(241111241000); 河南省自然科学基金重点项目(252300421256); 郑州市优秀青年科技人才项目

[作者简介] 蒋桂山, 高级工程师, E-mail: 1179129952@qq.com

[收稿日期] 2025-08-12

判定,受限于工况复杂性、数据非线性及多因素耦合影响,其泛化能力与精度明显不足<sup>[3-4]</sup>。

当前研究存在一定局限,其中传统评价指标(线磨损速率与掘进距离磨损速率等)因忽视刀盘安装半径效应导致中心区应力疲劳与边缘区摩擦冲击,使不同工程间数据可比性差<sup>[5]</sup>。破岩体积磨损速率虽可消除半径影响,但既有预测模型未量化其非线性分段特性<sup>[6-7]</sup>,本文实测揭示刀盘中心区0.08~0.78m与边缘区4.26~4.57m范围统计结果变异系数分别达134.6%,98.5%,而中间区0.87~4.20m范围统计结果变异系数仅为33.1%。在预测模型层面,早期单一因素回归方法难以捕捉地质条件-施工参数-刀具性能参数的耦合机制<sup>[8]</sup>。在机器学习应用中,随机森林模型的特征解析存在波动<sup>[9]</sup>;BP神经网络模型泛化能力弱,导致预测结果的平均绝对百分比误差>150%;XGBoost模型虽具潜力,但未系统应用于滚刀动态磨损预测中<sup>[10-11]</sup>。

针对上述工程实践中的预测瓶颈问题,本研究依托粤港澳大湾区深大城际工程,融合315组涵盖地质条件、施工参数与刀具性能参数的多维动态数据,构建了分段回归与机器学习协同预测模型。将数据驱动方法应用于实际工程决策中,重点通过多源特征值预测分析,系统对比了随机森林模型、BP神经网络模型与XGBoost模型在双模盾构滚刀磨损预测中的性能。本研究以期高磨蚀硬岩地层条件下的刀具健康管理提供可落地的预测工具,有望通过将XGBoost模型集成至智能掘进预警系统,实现掘进参数的动态优化与刀具更换的科学规划,有利于缩短非计划停机时间、控制施工风险与成本。

## 1 工程概况

粤港澳大湾区深大城际2标段土建九工区坪聚工作井—坪山站(不含)区间为双线盾构区间,盾构由坪聚工作井双线始发至坪山站接收,区间左线长3409m,右线长3530m,为双洞单线隧道,隧道埋深20.8~66.0m,外径8.8m,采用双模盾构施工,盾构刀盘直径9.14m。

盾构区间穿越地层主要为中、微风化花岗岩,局部为全风化~块状强风化花岗岩,其中微风化花岗岩实测单轴饱和抗压强度为31.1~218.6MPa,试验统计标准值为119.44MPa。

## 2 参数测试

盾构滚刀磨损是制约掘进效率与施工成本的关键,其磨损程度主要受地质条件(岩石单轴抗压强度、岩石完整性系数、岩石磨蚀性指数CAI值、岩

石磨蚀性矿物石英含量)、施工参数(刀盘扭矩、刀盘推力、掘进速度)、刀具性能参数(刀具硬度、刀刃宽度)的综合影响,深入理解并优化这些因素是控制滚刀磨损、提升盾构施工效能的核心<sup>[12-13]</sup>。

本文通过室内岩石力学试验、盾构现场掘进参数实时监测及刀具磨损测量等手段,系统采集了涵盖地质条件、施工参数、刀具性能参数的9大类共315组潜在影响因素数据。针对原始数据中存在部分缺失值、异常值及记录误差等问题,后续研究进行了严格的数据清洗、缺失值插补、异常值处理及数据标准化等预处理工作。

### 2.1 岩石磨蚀性测试

岩石磨蚀性测试采用ATA-IGG I型岩石磨蚀伺服试验机进行(见图1),该仪器可测试岩石Cerchar磨蚀值,试验过程伺服控制,试验结果能较好地反映岩石磨蚀性。通过岩石磨蚀性测试可评价岩石磨蚀性等级,为评价滚刀寿命提供基础数据。

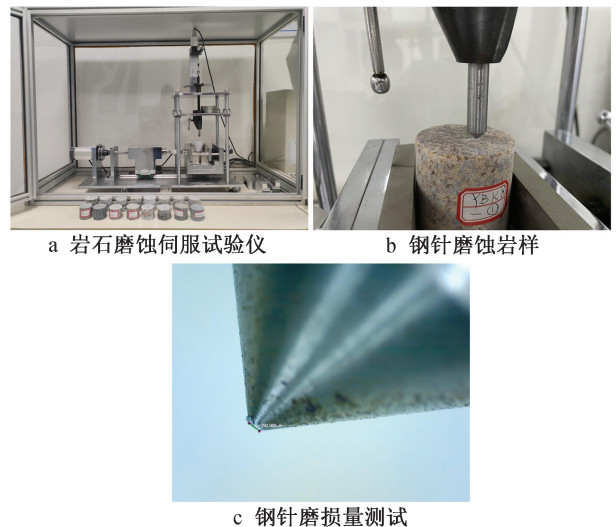


图1 岩石磨蚀性测试

Fig.1 Rock abrasion test

根据CAI值判断岩石磨蚀性,当CAI值为0.1~0.4时,岩石磨蚀性极低;当CAI值为0.5~0.9时,岩石磨蚀性很低;当CAI值为1.0~1.9时,岩石磨蚀性低;当CAI值为2.0~2.9时,岩石磨蚀性一般;当CAI值为3.0~3.9时,岩石磨蚀性较高;当CAI值为4.0~4.9时,岩石磨蚀性很高;当CAI值 $\geq 5$ 时,岩石磨蚀性极高。

### 2.2 岩石矿物成分测试

采用D8 ADVANCE型衍射仪测试岩石矿物成分(见图2),首先,将样品通过专业研磨设备进行研磨,使样品颗粒度符合衍射仪要求<sup>[14]</sup>;然后,将研磨后的样品装入样品台上进行分析,通过衍射仪的分

析扫描,可得到岩样成分衍射图。

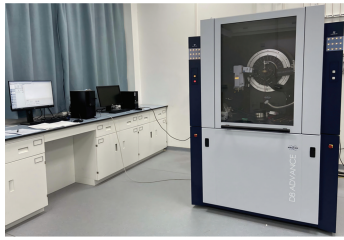
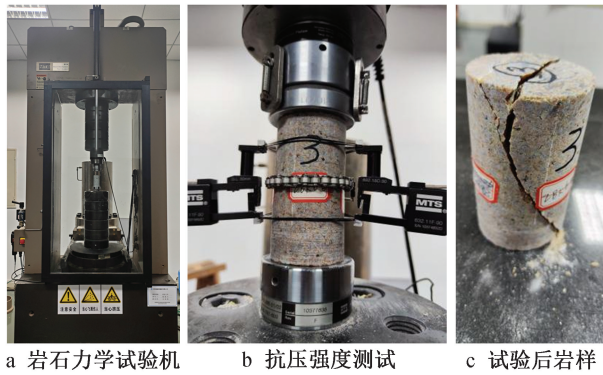


图2 岩石矿物成分测试

Fig. 2 Rock mineral composition test

### 2.3 岩石单轴抗压强度测试

岩石单轴抗压强度测试采用的设备为 MTS815 型岩石力学性能单轴伺服试验机(见图3),岩样经钻、切、磨工艺将直径加工为 48.7~50.17mm,岩样高度与直径之比宜为 2.0~2.5,岩样两端面不平行度误差<0.05mm,高度与直径误差<0.3mm,端面与轴线垂直度误差<0.25°<sup>[15]</sup>。



a 岩石力学试验机 b 抗压强度测试 c 试验后岩样

图3 岩石单轴抗压强度测试

Fig. 3 Rock uniaxial compressive strength test

### 3 滚刀磨损评价指标确定

本研究基于同一标段工程的 315 组高质量数据,样本广度虽有限,但保证了数据采集标准、地质条件及测量方法的一致性,降低了系统误差,且数据涵盖多维特征,可揭示特定地质条件下的刀具磨损机制。构建的模型对类似花岗岩地层条件下大直径盾构施工具有指导意义,普适性尚需更多跨项目数据验证,但提出的分段回归与机器学习协同预测模型具备良好的可扩展性,为构建更通用的预测模型奠定了基础<sup>[16]</sup>。

滚刀磨损评价指标包括滚刀线磨损速率、掘进距离磨损速率及破岩体积磨损速率,其中线磨损速率和掘进距离磨损速率受刀盘安装半径影响明显,不同开挖直径工程之间没有可比性<sup>[17-18]</sup>;破岩体积磨损速率反映了滚刀开挖单位体积岩石产生的径向磨损量,除距离刀盘最近的刀刃破岩体为圆柱体外,其他刀刃破岩体为以刀刃间距为厚度的

筒体。

### 3.1 现场实测

对现场滚刀破岩体积磨损速率进行分析,结果如图4所示。本工程盾构滚刀编号遵循通用原则,即以安装位置为核心,编号顺序从刀盘中心到边缘依次递增。其中 1~8 号为中心滚刀,9~51 号为正滚刀,52~62 号为边缘滚刀。由图4可知,刀盘中心和边缘滚刀磨损更严重,刀盘中心滚刀因推力过载和低速导致应力疲劳磨损,刀盘边缘滚刀因高线速度和地层冲击导致摩擦冲击磨损,二者共同造成刀盘应力分布不均引发的异常磨损。

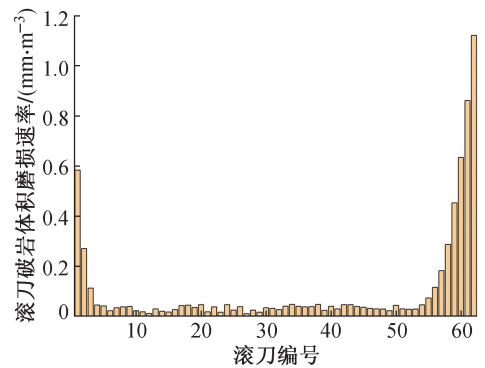


图4 滚刀破岩体积磨损速率

Fig. 4 Rock-breaking volume wear rate of the cutter

### 3.2 回归拟合

#### 1) 刀盘中心区(安装半径 0.08~0.78m)

采用最小二乘法拟合二次多项式模型表示刀盘中心区刀盘安装半径与破岩体积磨损速率的关系(见图5),可得:

$$y = 2.270x^2 - 2.578x + 0.713 \quad (1)$$

式中: $x$  为刀盘安装半径; $y$  为破岩体积磨损速率。

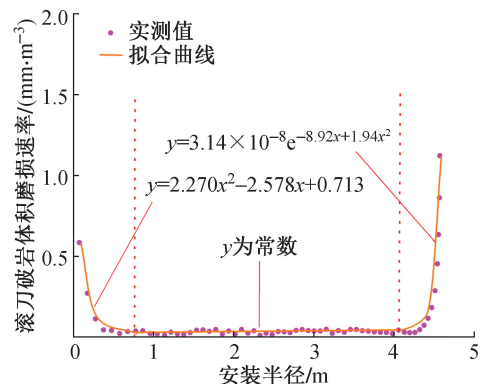


图5 滚刀破岩体积磨损速率拟合曲线

Fig. 5 Fitting curve of rock-breaking volume wear rate of the cutter

计算得到刀盘中心区滚刀破岩体积磨损速率平均值为 0.143 5mm/m<sup>3</sup>,最小值为 0.022 3mm/m<sup>3</sup>,

最大值为  $0.5840 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 统计结果标准差为  $0.1932 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 变异系数为  $134.60\%$ 。

#### 2) 刀盘中间区(安装半径 $0.87 \sim 4.20 \text{ m}$ )

刀盘中间区刀盘安装半径与破岩体积磨损速率的关系用平均值进行简化, 计算得到中间区滚刀破岩体积磨损速率平均值为  $0.0319 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 最小值为  $0.0105 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 最大值为  $0.0473 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 统计结果标准差为  $0.0106 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 变异系数为  $33.10\%$ 。

刀盘中间区滚刀破岩体积磨损速率最小值与最大值相差较小, 且统计结果变异系数较小, 这表明其相对波动性较小, 无明显上升或下降趋势, 且经线性回归检验, 适合用平均值进行简化。

#### 3) 刀盘边缘区(安装半径 $4.26 \sim 4.57 \text{ m}$ )

采用指数-二次函数模型表示刀盘边缘区刀盘安装半径与破岩体积磨损速率的关系, 可得:

$$y = 3.14 \times 10^{-8} e^{-8.92x + 1.94x^2} \quad (2)$$

计算得到刀盘边缘区滚刀破岩体积磨损速率平均值为  $0.3804 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 最小值为  $0.0286 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 最大值为  $1.1223 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 统计结果标准差为  $0.3749 \text{ mm}^3/\text{m}^3$ , 变异系数为  $98.50\%$ 。

### 3.3 拟合关系验证

分段函数拟合后模型残差服从正态分布, 并通过了统计检验, 可知模型可靠(见图6)。同时, 为排除安装半径干扰, 选用滚刀平均破岩体积磨损速率作为磨损评价指标。

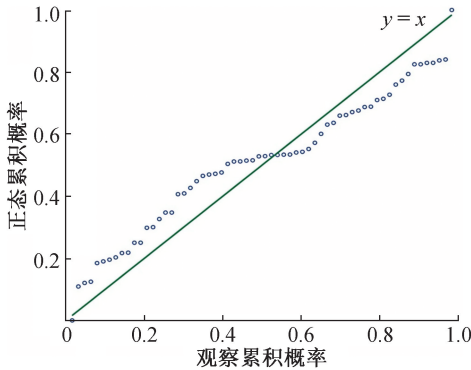


图6 模型残差累积概率分布

Fig. 6 Cumulative probability distribution of model residuals

## 4 机器学习模型预测与应用

通过对比随机森林模型、BP神经网络模型与XGBoost模型, 选出可实现滚刀磨损量动态高精度预测的机器学习模型。

### 4.1 数据预处理

原始数据集包含地质条件、施工参数和刀具性能参数, 通过以下步骤进行数据预处理, 保证数据

可靠性。

#### 1) 缺失值处理

空值、空格等采用均值填充法完善。

#### 2) 重复值检测

检测315条样本的“序号”唯一性, 确认无重复记录。

#### 3) 异常值处理

采用四分位距法识别离群点, 找出异常值并替换为平均值。

#### 4) 数据分割

样本中参与模型训练的比例为70%, 开展五折交叉验证。

## 4.2 特征值预测结果

不同模型特征值预测结果如图7所示。由图7可知, 不同模型得到的岩石单轴抗压强度均为最具影响力的预测变量, CAI值与石英含量共同构成核心地质影响因子, 这表明岩石磨蚀性和矿物成分是关键影响因素。岩石完整性系数与刀盘扭矩具有中等重要性, 反映了机械掘进参数与岩体互馈效应的影响。掘进速度、刀盘推力、刀具硬度及刀刃宽度贡献相对有限, 这表明刀具属性与操作参数的边际效应较弱。

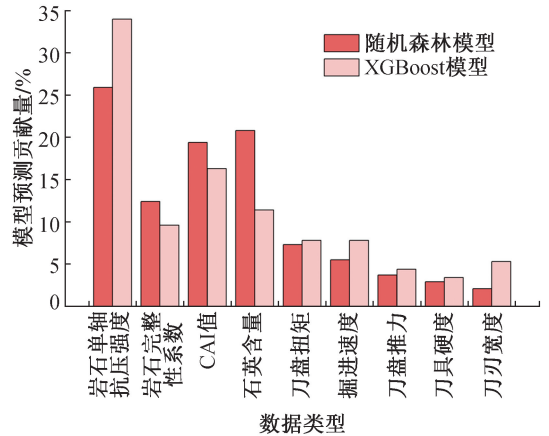


图7 不同模型特征值预测结果

Fig. 7 Prediction results of different model eigenvalues

随机森林与XGBoost模型一致证实岩体固有属性对滚刀磨损预测的影响大于施工参数与刀具性能参数, 这符合岩石破碎理论的基本规律。

### 4.3 模型预测性能对比

随机森林、BP神经网络和XGBoost模型预测精度如表1~3所示, 预测值与真实值对比如图8所示。由表1~3可知, XGBoost模型在测试集上的预测精度较高, 均方误差、均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分比误差、决定系数分别为0.10, 0.32, 0.025, 7.5%, 0.92, 均优于其他模型, 其中均

方误差较随机森林模型和 BP 神经网络模型分别降低 44%,71%,且泛化能力突出(训练集与测试集决定系数仅差 3%)。随机森林模型表现稳健但存在轻微过拟合(训练集决定系数为 0.88,测试集决定系数为 0.85)。BP 神经网络模型性能较弱,测试集平均绝对百分比误差高达 160.0%,决定系数出现异常。

表 1 随机森林模型预测精度

Table 1 Random forest model prediction accuracy

项目	均方误差	均方根误差	平均绝对误差	平均绝对百分比误差/%	决定系数
训练集	0.15	0.39	0.028	8.5	0.88
测试集	0.18	0.42	0.030	9.0	0.85

表 2 BP 神经网络模型预测精度

Table 2 BP neural network model prediction accuracy

项目	均方误差	均方根误差	平均绝对误差	平均绝对百分比误差/%	决定系数
训练集	0.30	0.55	0.042	150.0	0.70
测试集	0.35	0.59	0.045	160.0	0.68

表 3 XGBoost 模型预测精度

Table 3 XGBoost model prediction accuracy

项目	均方误差	均方根误差	平均绝对误差	平均绝对百分比误差/%	决定系数
训练集	0.08	0.28	0.022	6.5	0.95
测试集	0.10	0.32	0.025	7.5	0.92

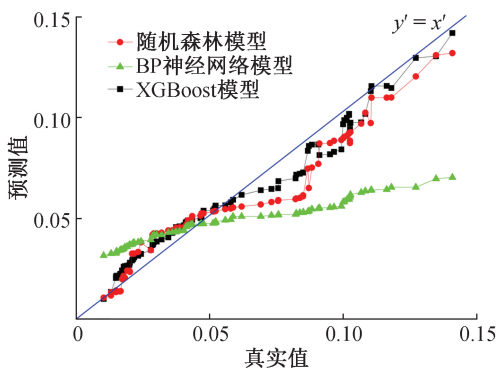


图 8 模型预测值与真实值对比

Fig. 8 Comparison of model predictions and true values

由图 8 可知,XGBoost 模型预测值与真实值误差较小,这表明该模型在精度、鲁棒性和拟合优度上均占优。综上所述,XGBoost 模型为最优预测模型,随机森林模型适用于特征分析,BP 神经网络模型需进一步优化。

4.4 工程应用

本文选取同标段土建五工区项目作为 XGBoost

模型工程应用场景,通过智能掘进预警系统实现了本地化部署,可实时预测滚刀磨损速率(见图 9)。预警等级与响应机制如表 4 所示,当预测值超过安全阈值时,系统可提前预警,并制定科学的换刀计划。磨损预警等级选取当前 100 环刀盘中间区滚刀平均破岩体积磨损速率作为基准值指标。

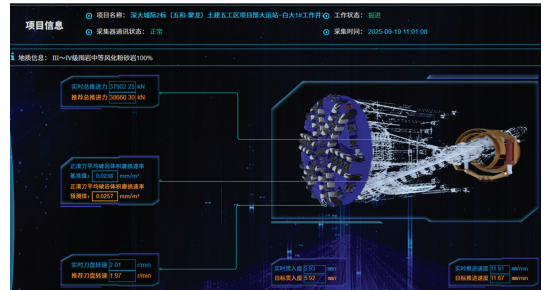


图 9 智能掘进预警系统

Fig. 9 Intelligent tunneling early warning system

表 4 预警等级与响应机制

Table 4 Warning levels and response mechanisms

预警等级	阈值范围	响应机制
一级	预测值为基准值的 20%~30%	优化掘进参数
二级	预测值为基准值的 31%~50%	准备换刀方案
三级	预测值>基准值的 50%	立即停机检查

5 结语

为解决刀盘安装半径效应导致的滚刀磨损评价难题,本研究论证了破岩体积磨损速率作为评价指标的优越性。针对盾构刀盘不同区域的磨损特性,建立了分段回归模型,为实际工程中差异化预测刀盘中心区与边缘区波动磨损、简化刀盘中间区稳定磨损提供了实用方法。

为满足实际工程应用中的高精度预测需求,对比分析得到 XGBoost 模型为最优模型,其预测精度与泛化能力较好,可将 XGBoost 模型集成至施工管理系统,为换刀决策提供直接数据依据。

多源特征值预测分析不仅具有理论意义,更明确了实际工程中的数据采集重点。研究表明,应优先保障岩石单轴抗压强度、CAI 值及石英含量等地质参数的准确性,这对于超前地质预报和刀具选型具有指导意义。

参考文献:

[ 1 ] 张初可. 盾构掘进刀具磨损测量模拟试验研究[J]. 施工技术(中英文),2025,54(7):1-6.  
ZHANG C K. Simulation test study on tool wear measurement of shield tunneling[J]. Construction technology,2025,54(7):1-6.  
[ 2 ] 常佳奇,黄宏伟,张东明,等. 基于聚类与 Transformer 算法的上软下硬地层盾构滚刀正常磨损预测[J]. 施工技术(中英文),2024,53(1):107-115.  
CHANG J Q, HUANG H W, ZHANG D M, et al. Normal wear

- prediction of disc tool based on clustering and Transformer algorithm for tunneling in upper soft and lower hard strata[J]. Construction technology, 2024, 53(1):107-115.
- [ 3 ] 齐梦蕾,朱强,杨延栋,等.基于滚刀 Cerchar 磨蚀性指数的滚刀磨损量预测方法[J].重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(11):112-118.
- QI M L, ZHU Q, YANG Y D, et al. Study of a prediction method for cutter wear based on cutter Cerchar abrasivity index [J]. Journal of Chongqing University of Technology ( natural science), 2024, 38(11):112-118.
- [ 4 ] 徐文礼,杨志超,张炎,等.上软下硬砂-岩复合地层盾构滚刀磨损规律及预测研究[J].施工技术(中英文), 2025, 54(7):129-136.
- XU W L, YANG Z C, ZHANG Y, et al. Research on wear law and prediction of inserted-tooth hob of slurry shield in upper-soft and lower-hard and rock-sandstone composite stratum [J]. Construction technology, 2025, 54(7):129-136.
- [ 5 ] 卢庆亮,袁乃强.某地铁工程盾构机滚刀失效分析[J].隧道与地下工程灾害防治, 2020, 2(2):92-96.
- LU Q L, YUAN N Q. Failure analysis of the disc cutters of TBM in a subway project [J]. Hazard control in tunnelling and underground engineering, 2020, 2(2):92-96.
- [ 6 ] 杨志勇,邵小康,王鹤然,等.北京漂石地层土压平衡盾构滚刀受力及磨损规律研究[J].土木工程学报, 2024, 57(S1):1-8.
- YANG Z Y, SHAO X K, WANG H R, et al. Research on the force and wear law of EPB shield disc cutter in Beijing boulder strata [J]. China civil engineering journal, 2024, 57(S1):1-8.
- [ 7 ] 张路涛.基于 Cerchar 磨蚀率试验方法的盾构隧道岩石可挖掘性评估[J].施工技术(中英文), 2025, 54(10):64-70.
- ZHANG L T. Excavability evaluation of shield tunnel rock based on Cerchar abrasion rate test method [J]. Construction technology, 2025, 54(10):64-70.
- [ 8 ] 丁小彬,谢宇轩,薛皓文,等.基于神经网络的盾构滚刀磨损量预测方法探讨[J].地下空间与工程学报, 2023, 19(2):560-570.
- DING X B, XIE Y X, XUE H W, et al. Investigation of quantitative prediction of TBM disc cutter wear by ANN [J]. Chinese journal of underground space and engineering, 2023, 19(2):560-570.
- [ 9 ] 杨公利,王旭春,王振勇,等.青岛地铁盾构滚刀磨损多目标优化[J].低温建筑技术, 2021, 43(1):111-115.
- YANG G L, WANG X C, WANG Z Y, et al. Multi-objective optimization of disc cutter wear of shield in Qingdao Metro [J]. Low temperature architecture technology, 2021, 43(1):111-115.
- [ 10 ] 张晋勋,李博,江玉生,等.基于 EDEM 的砂卵石地层盾构刀具磨损特征研究[J].岩土工程学报, 2024, 46(10):2212-2220.
- ZHANG J X, LI B, JIANG Y S, et al. Wear characteristics of shield cutters in sand-pebble strata based on EDEM [J]. Chinese journal of geotechnical engineering, 2024, 46(10):2212-2220.
- [ 11 ] 邓林,于榕,宋山,等.TBM 新型耐磨滚刀刀圈技术研究及应用[J].施工技术(中英文), 2023, 52(23):50-56.
- DENG L, YU R, SONG S, et al. Research and application of new wear-resistant cut ring for tunnel boring machine [J]. Construction technology, 2023, 52(23):50-56.
- [ 12 ] 刘征,尤晓波,魏民,等.基于复合磨蚀试验平台的 TBM 滚刀磨损影响因素研究[J].铁道标准设计, 2025, 69(5):124-132, 169.
- LIU Z, YOU X B, WEI M, et al. Study on influencing factors of TBM cutter wear based on composite abrasion test platform [J]. Railway standard design, 2025, 69(5):124-132, 169.
- [ 13 ] 姜桥,王双敬,荆留杰,等.抽水蓄能电站 TBM 硬岩掘进滚刀磨损研究[J].隧道建设(中英文), 2024, 44(S2):470-477.
- JIANG Q, WANG S J, JING L J, et al. Disc cutter wear of tunnel boring machine in hard rocks of pumped storage hydropower station [J]. Tunnel construction, 2024, 44(S2):470-477.
- [ 14 ] 程桦,谢鲍,姚直书,等.基于岩渣形貌及岩石磨蚀性的钻井法凿井滚刀磨损评估方法[J].煤炭学报, 2025, 50(1):115-131.
- CHENG H, XIE B, YAO Z S, et al. Wear evaluation method of drilling shaft sinking hob based on rock slag morphology and rock abrasiveness [J]. Journal of China coal society, 2025, 50(1):115-131.
- [ 15 ] 熊扶阳.高磨蚀性硬岩高压水刀辅助 TBM 破岩模型试验研究[D].南昌:华东交通大学, 2022.
- XIONG F Y. Model test study on rock breaking efficiency by TBM cutter assisted with high pressure water jet in highly abrasive hard rock [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2022.
- [ 16 ] 曹久磊,俞缙,张竹清,等.考虑破岩模式的 TBM 滚刀破岩力计算模型[J].煤炭学报, 2023, 48(8):3300-3311.
- CAO J L, YU J, ZHANG Z Q, et al. Force calculation model of TBM disc cutter based on rock breaking mode [J]. Journal of China coal society, 2023, 48(8):3300-3311.
- [ 17 ] 杨延栋,周凯,周建军,等.双模盾构在不同模式下掘进性能与滚刀寿命研究[J].铁道标准设计, 2025, 69(6):151-157.
- YANG Y D, ZHOU K, ZHOU J J, et al. Study on tunneling performance and disc cutter life of dual-mode shield machines under different modes [J]. Railway standard design, 2025, 69(6):151-157.
- [ 18 ] 杨延栋,孙振川,张兵,等.基于多个隧道掘进机工程数据回归分析的滚刀磨损评价方法[J].中国机械工程, 2021, 32(11):1370-1376.
- YANG Y D, SUN Z C, ZHANG B, et al. Disc cutter wear evaluation method based on regression analysis of multiple TBM engineering data [J]. China mechanical engineering, 2021, 32(11):1370-1376.