



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404244

引用格式: 祝贺超, 姚昌瑞, 邵永平, 等. TBM 掘进中围岩分类预测的堆叠集成学习方法[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(14): 6016-6022.

Zhu Hechao, Yao Changrui, Shao Yongping, et al. Stacked ensemble learning method for TBM surrounding rock classification prediction of surrounding rock in TBM excavation[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(14): 6016-6022.

TBM 掘进中围岩分类预测的堆叠集成学习方法

祝贺超¹, 姚昌瑞^{2,3}, 邵永平⁴, 唐亮^{2,3}, 孔祥勋^{2,3}, 李博宇^{2,3}, 张天宇^{2,3}

(1. 鞍钢基石矿业有限公司, 鞍山 114001; 2. 哈尔滨工业大学结构工程灾变与控制教育部重点实验室, 哈尔滨 150090;
3. 哈尔滨工业大学土木工程学院, 哈尔滨 150090; 4. 中铁十七局集团第二工程有限公司, 西安 710000)

摘要 机器学习的数据驱动方法为隧道掘进机(tunnel boring machine, TBM)施工智能化赋能, 对于优化掘进工艺、提高掘进安全性和降低人工成本至关重要。针对 TBM 运行数据噪声多、参数冗余及有效特征提取困难的难题, 运用数据驱动的机器学习方法, 挖掘数据蕴含的机-土复杂相互作用, 实现 TBM 围岩岩体分类预测。首先, 对于 TBM 掘进过程中产生的大量运行数据, 采用核密度估计(kernel density estimation, KDE)对典型掘进参数曲线提取特征, 获取稳定掘进阶段 TBM 关键运行参数的最大概率。然后, 面向实际场景 TBM 运行数据, 提出围岩分类堆叠集成学习算法, 通过 k-fold 交叉验证进一步优化算法, 利用基分类器和元分类器两层学习框架挖掘数据中的复杂关系。最后, 采用 5 868 个 TBM 掘进段的数据集对该算法的有效性进行验证。结果表明, 四分类问题预测的平均 F_1 达到 0.705, 二分类问题预测的平均 F_1 达到 0.797, 其预测效果均优于所选的四种基分类器。

关键词 TBM 隧道; 围岩分类; 数据驱动; 堆叠集成学习; TBM 数据处理

中图分类号 TU456; **文献标志码** A

Stacked Ensemble Learning Method for TBM Surrounding Rock Classification Prediction of Surrounding Rock in TBM Excavation

ZHU He-chao¹, YAO Chang-rui^{2,3}, SHAO Yong-ping⁴, TANG Liang^{2,3}, KONG Xiang-xun^{2,3},
LI Bo-yu^{2,3}, ZHANG Tian-yu^{2,3}

(1. Angang Cornerstone Mining Co., Ltd., Anshan 114001, China; 2. Key Laboratory of Structures Dynamic Behavior and Control of Ministry of Education, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China; 3. School of Civil Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China; 4. China Railway 17th Bureau Group Second Engineering Co., Ltd., Xi'an 710000, China)

[Abstract] The data-driven approach of machine learning enables the intelligent construction of TBM (tunnel boring machines), which is crucial for optimizing the tunneling process, improving the safety of tunneling and reducing labor costs. In order to solve the problems of excessive noise, redundant parameters and difficult effective feature extraction in TBM operation data, a data-driven machine learning method was used to mine the complex machine-soil interaction contained in the data and realize the classification and prediction of TBM surrounding rock mass. First, for the large amount of operational data generated during TBM tunneling, the KDE (kernel density estimation) method was used to extract features from typical tunneling parameter curves, and the maximum probability of the key operating parameters during stable tunneling stage of TBM is obtained. Then, based on the actual TBM operation data, an integrated learning algorithm for surrounding rock classification stacking was proposed. The algorithm is further optimized through k-fold cross-validation, and the complex relationships in the data are mined by using the two-layer learning framework of base classifier and meta-classifier. Finally, a data set of 5 868 TBM segments was used to verify the effectiveness of the proposed algorithm. The results show that the average F_1 of the four-classification problem is 0.705, and the average F_1 of the two-classification problem is 0.797, which are better than the four selected base classifiers.

[Keywords] TBM tunnel; classification of surrounding rock; data-driven; stacked integrated learning; TBM data processing

随着隧道掘进机(tunnel boring machine, TBM)对围岩结构影响小而受到青睐, 该技术发展显著^[1]。然而, TBM 掘进性能受工作面地质条件的影

收稿日期: 2024-06-06; 修订日期: 2025-02-21

基金项目: 黑龙江省自然科学基金联合引导项目(LH2024D014); 哈尔滨工业大学结构工程灾变与控制教育部重点实验室开放基金课题(HITCE202408); 重庆市城市管理科研项目(城管科字 2023 第 28 号); 中国博士后科学基金(2024M754193); 住房和城乡建设部研究开发项目(2022-K-040)

第一作者: 祝贺超(1983—), 男, 汉族, 辽宁鞍山人, 硕士, 工程师。研究方向: 地下采矿工程。E-mail: zhuhechao_agjsky@126.com。

投稿网址: www.stae.com.cn

响显著,尤其容易受到地质不确定性的影响^[2],主要表现在两个方面:①不可预见的不利地质条件可能导致地质灾害,如岩爆、突水、崩塌和重大变形,造成重大延误、设备损坏、经济损失,在极端情况下,还会造成生命损失^[3];②为了避免长时间的低效率和设备的过度磨损,有必要根据不断变化的岩石条件快速调整 TBM 的操作参数^[4]。因此,对 TBM 掘进过程中围岩等级进行实时预测是 TBM 施工的重要内容,对于不利地质条件早期预警、及时进行作业调整至关重要,对于确保 TBM 安全高效掘进具有重要意义。

人工智能(artificial intelligence, AI)等新一代信息技术及数据驱动的机器学习方法具有强大的非线性求解能力,广泛用于提高不良地质智能识别准确率,减少人工进洞探测的次数,降低人工作业的风险。其中,用机器学习(machine learning, ML)感知 TBM 围岩状态是关键^[5]。许多学者提出了各种基于 TBM 运行数据的感知围岩等级的方法。Zhang 等^[6]提出了一种基于刀盘速度、刀盘扭矩、推力和推进速度预测岩石类型的综合程序。Zhu 等分别使用了支持向量机、随机森林和 Ada-Cost 算法建立了 TBM 稳定掘进段参数与岩体等级的关系,发现与其他两种算法相比,AdaCost 算法在处理平衡和非平衡数据集时更加稳定。毛奕喆等^[8]考虑了岩石等级的先验概率,使用深度神经网络(deep neural network, DNN)算法进行了围岩类别的研究,使岩石分类预测的准确性提高了 6% 以上。Wu 等^[9]使用光谱聚类方法对每一类岩石的主要隧道参数进行了合理的分布区间^[9]。许多学者采用无监督学习 K-Means ++ 算法,不使用样本的岩体等级标签,使用可用的推力、扭矩和前进速度等数据将岩体分类为 5 类^[9]。Bo 等^[10]将 K-nearest neighbor 算法应用于岩体质量评级,并将结果与使用 K 均值获得的结果进行了比较。杨延栋等^[11]为评估和提升 TBM 在不同围岩质量条件下的施工能力,通过回归分析多项国内外隧道工程数据,揭示了 TBM 性能指标随岩体质量变化的规律。研究表明,TBM 设备利用率与掘进速率均随岩体质量指标 RMR 呈二次函数变化,设备利用率随 RMR 增加而提升,掘进速率在一定 RMR 范围内先增后减,分别在 III 级和 II 级围岩时达到峰值。此成果为 TBM 施工性能的评价与工期预测提供了科学依据,并在滇中引水工程中验证有效。陈乔松等^[12]提出一种有效的复合盾构掘进模式地质适应性分析方法,基于地质条件、风险、设计参数和工程需求对关键参数进行评估,并利用层次分析

法(analytic hierarchy process, AHP)建立土压、泥水及 TBM 3 种模式的适应性模型。通过改进 AHP 算法的混合逻辑结构及结合粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法,提高了其一致性检验和权重求解的能力。这些研究为 TBM 围岩实时分类开辟了新方法,揭示了研究过程中存在的一些问题。常用的分类算法,如支持向量机、随机森林、多层感知机等,对大样本数据三级岩体一般具有较高的预测精度,而 II 级和 V 级岩体等小样本数据的预测精度较低,介于 35% ~ 70%^[8-10]。

针对上述根据 TBM 运行数据对围岩种类进行预测的问题,现通过 KDE 从运行数据中提取关键掘进特征,开发融合堆叠集成学习的智能方法,结合基分类器和元分类器,利用 k -fold 交叉验证提升模型的准确性、鲁棒性和泛化能力,在围岩等级预测四分类问题中的预测 F_1 分数为 0.705,在二分类问题中为 0.797,均超过传统分类器,显示出良好的性能和泛化能力。

1 数据预处理和特征提取

1.1 数据来源

数据来源于位于内蒙古自治区内的 TBM 工程,该项目分为多个阶段和标段。机器学习数据集主要来源于工程 2 号标段的两个数据收集段,范围从 K10 + 840 至 K66 + 137^[13]。工程所采用的敞开式掘进机是根据工程要求专门选择配置的。TBM 的规格显著影响岩机相互作用,从而对提取特征产生影响^[14]。相关规格如表 1 所示。在施工阶段,从 2020 年 9 月—2022 年 11 月,TBM 配备了多个传感器,以 1 Hz 的频率实时自动连续监测和记录操作参数,共收集的 797 d 的运行数据,总计近 40×10^8 条记录,每条记录由 401 条操作信息组成,包含 199 个不同的操作参数,涵盖性能、机械和电气参数等。

根据《岩体工程分类标准》^[15]中的 BQ 方法,该项目区的地质条件被划分为 4 个不同的类别:II、III、IV 和 V 类。其中,III 类岩石在项目地质结构中占工程总地质构成的 54.9%。自稳定性较好的 II 类岩石占 17.6%,而稳定性较差和极差的 IV 类和 V 类岩石分别占 15.7% 和 11.8%。图 1 为数据来源与围岩条件示意图。

1.2 数据预处理

(1) TBM 工作状态判断:针对大型掘进数据集,运用通用计算机程序以规避繁琐且耗时的手工处理,显得尤为重要。在提取有效数据方面,构建二值状态判别函数判断 TBM 掘进状态。

表1 掘进机主要技术指标

Table 1 Principal technical specifications for the TBM

参数	数值
刀盘直径/mm	5 200
额定刀盘推力/kN	11 340
额定刀盘扭矩/(kN·m)	3 340
最大推进速度/(mm·min ⁻¹)	120
最大刀盘转速/(r·min ⁻¹)	11.45
数据采集频率/Hz	1
滚刀数量	34
最大推进位移/mm	1 800
平均滚刀间距/mm	70

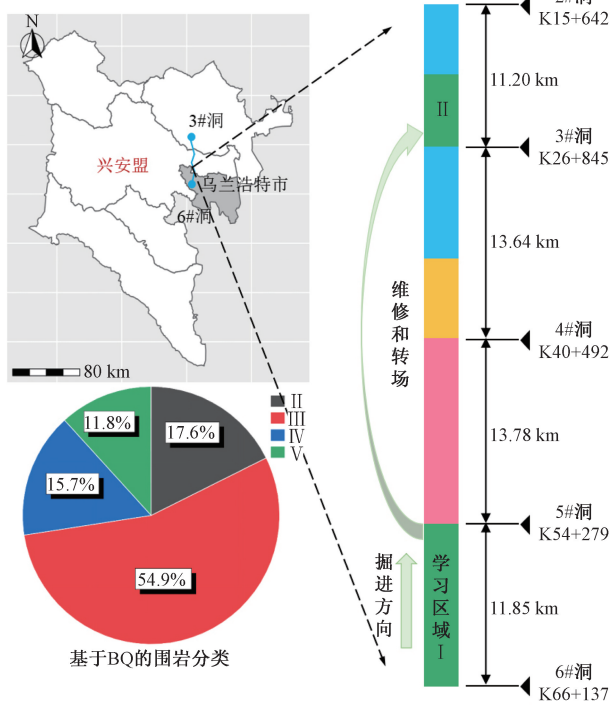


图1 数据来源与围岩条件示意图

Fig. 1 Illustrative representation of the data source and surrounding rock condition

$$D = \begin{cases} 1, & \text{工作状态} \\ 0, & \text{停机状态} \end{cases} \quad (1)$$

$$D = g(F)g(v)g(T)g(n) \quad (2)$$

$$g(x) = \begin{cases} 1, & x \neq 0 \\ 0, & x = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: n 为实际转速,r/min; F 为刀盘推力kN; v 为实际速度,mm/min; T 为刀盘扭矩,kN·m;4个参数其中有1个为0时,判断TBM处于停机,否则认为处于工作状态。

虽然二值状态判别函数筛选掘进段具有一定的合理性,但忽略了现场地质条件的复杂性和驾驶员行为的难预料性。为了识别进程相似的多个掘进周期,提出了基于阈值的有效数据提取方法,本文设定阈值为100 s,若工作状态持续时间超过此阈

值,则将该掘进段判定为有效数据;若未超过,则视为无效数据,如图2所示。根据掘进工作状态,采集数据可分为TBM有效数据与无效数据。其中大部分无效数据通常被丢弃,因为它不能反映岩石与机器之间的动态相互作用。有效数据中的一个典型掘进段如图3所示,工作状态下,参数 F 、 T 、 n 与 v 表现出明显的差异。

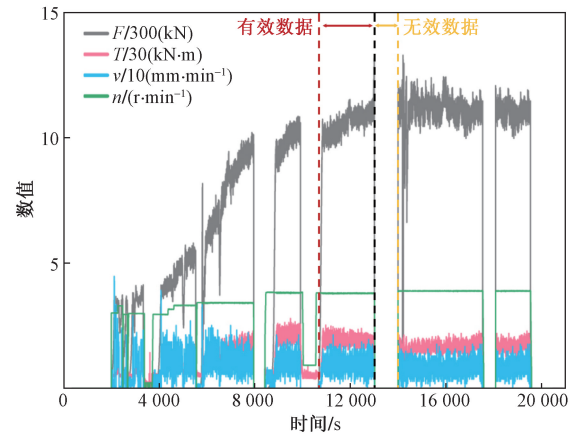


图2 TBM 原始数据分割成掘进循环

Fig. 2 The TBM raw data segmented into a driving cycle

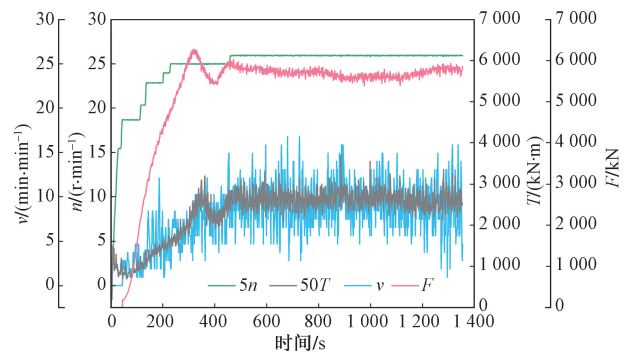


图3 典型掘进特征曲线图

Fig. 3 Typical excavation feature curve

(2) 特征提取与样本采集:本文研究开发了一种自动处理和分析掘进段曲线的方法。采用核密度估计(kernel density estimation, KDE)技术,在选定的掘进段中计算参数 T 、 F 、 n 、 v 的最大概率值,如图4所示。接着,基于5 868个掘进段的特征数据,构建了用于预测围岩类别的数据集,如图5所示。

1.3 输入特征选择

与地质条件和岩石与机器之间的相互作用无关的过多的操作参数会降低感知围岩条件的有效性,并可能导致错误的分析结果。因此,选择指示岩体状况的相关操作参数。利用 F 、 T 、 v 、 n 和贯入度 P 来描述TBM运行状态和评估岩石的可钻性^[5]。设定速度 v_s 、设定转速 n_s 等参数与稳定区域划分有关。选取上述7个操作参数作为输入特征。

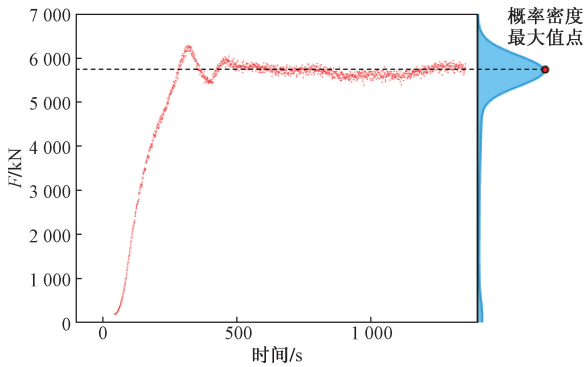


图4 掘进速度的核密度估计图

Fig. 4 Kernel density estimation map of tunneling velocity

2 机器学习方法

2.1 环境配置

采用 python 语言处理掘进数据、搭建机器学习模型。调用函数库包括: numpy、pandas、scipy、os、torch、sklearn、xgboost、lightgbm 和 argparse。所有程序均自主开发,盾构掘进文件数据处理与岩体等级分类预测模型由 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-12700 K 的计算机,在 Windows 环境及主频4.20 GHz 下运行。

2.2 堆叠集成学习的围岩等级分类方法

针对围岩等级分类问题,采用堆叠集成学习分类方法,通过基分类器和元分类器双层学习框架捕捉数据复杂关系,并通过设置 k-fold 交叉验证优化分类器学习过程,提高模型的准确性、鲁棒性和泛化能力^[11]。

1) 堆叠集成学习框架

堆叠集成学习进一步整合和分析了几种基本学习算法的预测结果,提高了预测性能和泛化能力,以适应不同的数据类型。所建立的堆叠集成学习的围岩等级分类框架整体结构如图6所示。堆叠集成学习架构分为基本分类器和元分类器的学习阶段。首先,利用训练集训练多个基分类器,然后

将多个基分类器预测结果输入元分类器中进行拟合,得到最终预测结果。

为了防止训练过程中模型过拟合,所提方法设置了 K-fold 交叉验证用于基分类器训练,具体步骤如下:①原始数据集被随机划分为训练集 D 和测试集 T ;②基于 K-fold 交叉验证训练每个基分类器。将原训练集 D 随机分成 k 等份 $D = [D_1, D_2, \dots, D_k]$ 。依次取其中一分作为验证集,其余 $k - 1$ 部分作为训练集;③将验证集分别输入已训练的基分类器中得到 k 个验证集预测特征,拼接作为元分类器新训练集 D^* ;④使用 k 组实验的各分类器预测原始测试集 T ,并将预测特征平均作为元分类器的新测试集 T^* ;⑤新训练集 D^* 和新测试集 T^* 分别对元分类器进行训练和测试,输出最终预测结果。

2) 围岩分类数据集

围岩分类数据集包括从 5 868 个掘进段中提取到的多元特征值,包括实际围岩类别、包括单刀推力、单刀扭矩、转速、掘进速度、给定转速、给定速度、贯入度。将原始数据集按照 4: 1 比例随机划分成训练集和测试集,用于模型的训练与性能评估。

3) 基分类器与超参数选取

堆叠集成学习的效果与精度主要取决于合适的基分类器与元分类器的选取。经过对比实验,本次研究选取的分类方法,包括随机森林^[16]、梯度提升^[17]、LightGBM 分类器^[18] 和 CatBoost 分类器^[19]。随机森林通过构建多个决策树来提高模型性能,具有良好的鲁棒性和不易过拟合的特点。梯度提升通过迭代训练浅层决策树不断修正预测误差来提高整体性能。LightGBM 作为高效的梯度提升框架,能够实现重要特征的自动选择,在高维特征学习方面有更大优势。CatBoost 是一个专门处理类别特征的梯度提升框架,它能够自动优化包括学习率、树的数量和深度在内的超参数,从而提供更高的鲁棒性和泛化性^[19]。

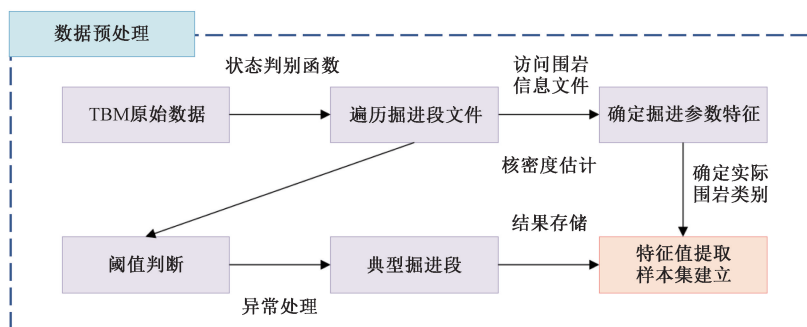


图5 数据预处理流程图

Fig. 5 Data preprocessing flow chart

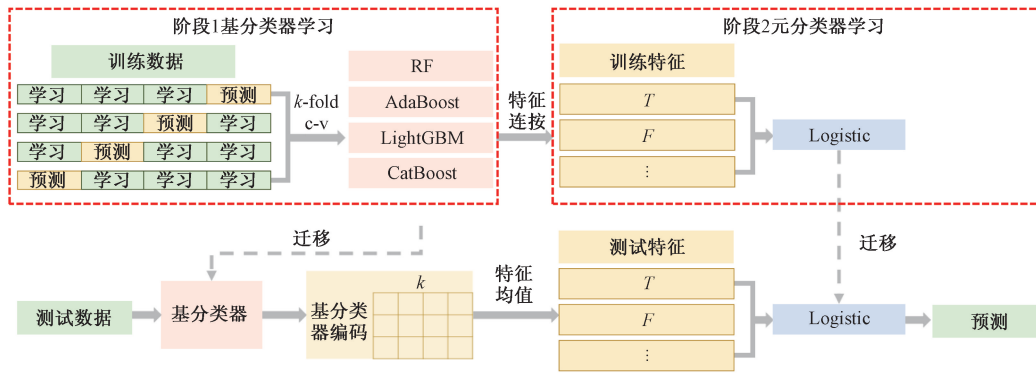


图6 堆叠集成学习的围岩等级分类框架整体示意图

Fig. 6 Overall schematic of stacking ensemble learning for rock mass classification

表2 分类器训练超参数设置

Table 2 Hyper-parameters setting for classifier training

超参数	取值
k	5
决策树数量	300
最大深度	50
学习率	0.01
最大特征数	3
迭代次数	100

3 预测结果

3.1 度量指标

采用 F_1 分数与准确率 A_{cc} 作为评价指标量化堆叠集成学习围岩等级分类算法的性能。

$$\begin{cases} F_1 = \frac{2pr}{p+r} \\ p = \frac{TP}{TP+FP} \\ r = \frac{TP}{TP+FN} \end{cases} \quad (4)$$

$$A_{cc} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

$$\bar{F}_1 = \frac{\sum_{i=1}^C F_1^i}{C} \quad (6)$$

式中:TP 为正确预测为正类的样本数量;TN 为正确预测为负类的样本数量;FP 为被错误预测为正类的样本,而 FN 为被错误预测为负类的样本; A_{cc} 为预测的准确率; C 为类别总数; \bar{F}_1 为对不同围岩类别预测的平均结果。

3.2 分类结果

预测四分类的围岩类别时,将 II ~ V 类围岩对应为数值 2 ~ 5。预测二分类的围岩类别,将 II ~ III 类围岩或 IV ~ V 类围岩。对应为数值 0 或 1。

四分类和二分类的围岩预测结果分别如表 3、表 4 和图 7 所示,对 5 种不同的机器学习算法的性能进行对比实验。图 8 展示的混淆矩阵用于评估围岩分类模型性能,在四分类问题中,III 类围岩正确预测的概率为 54.7%,有 11.7% 的实际为 II 类的实例被误判为 III 类。在二分类问题中,对 II 类和 III 类的正确预测的概率为 77.3%。

在四分类问题中,堆叠集成学习的准确率较其他模型的表现最好, A_{cc} 为 74.4%,对 II 至 V 类围岩的 F_1 分数为 0.566、0.822、0.601 和 0.829, \bar{F}_1 为 0.705。在样本分类中,II 类和 IV 类样本的误判率相对较高,而其余两类样本的误判率则保持在较低水平。这种差异主要归因于样本集的不均衡性。值得一提的是,在所有分类器中,本文研究提出的堆叠集成分类器展现出了最佳的预测性能,在岩体分类任务中,其错误分类的样本数量最少

在二分类问题中,堆叠集成学习的准确率较其他模型的表现同样最优, A_{cc} 为 87.9%,对 II 类、III 类和 IV 类、V 类围岩的 F_1 分数为 0.926 和 0.667, \bar{F}_1 为 0.797。所有模型对 II 类、III 类的预测精度都相对较低,对 IV 类、V 类的预测精度较高。堆叠集成学习在围岩等级预测二分类问题的精度可以达到接近于 1 的准确率,在工程上可对 II 和 III 类围岩都作为“稳定”类进行处理时能达到极高的精度,对于工程有很高的参考价值。

表3 围岩类别预测四分类结果

Table 3 Four classification results of rock mass category prediction

分类方法	$A_{cc}/\%$	F_1 分数				
		II类	III类	IV类	V类	\bar{F}_1
堆叠集成学习	74.4	0.566	0.822	0.601	0.829	0.704 50
随机森林	72.3	0.522	0.822	0.585	0.795	0.681 00
梯度提升	71.2	0.474	0.806	0.565	0.785	0.657 50
LightGBM	71.9	0.516	0.802	0.572	0.771	0.665 25
CatBoost	72.1	0.542	0.817	0.603	0.762	0.681 00

表 4 围岩类别预测二分类结果
 Table 4 Two classification results of rock mass category prediction

分类方法	$A_{cc}/\%$	F_1 分数		
		II 类、III 类	IV 类、V 类	\bar{F}_1
堆叠集成学习	87.9	0.926	0.667	0.796 5
随机森林	85.5	0.925	0.655	0.790 0
梯度提升	84.8	0.922	0.628	0.775 0
LightGBM	86.1	0.926	0.643	0.784 5
CatBoost	85.6	0.925	0.635	0.780 0

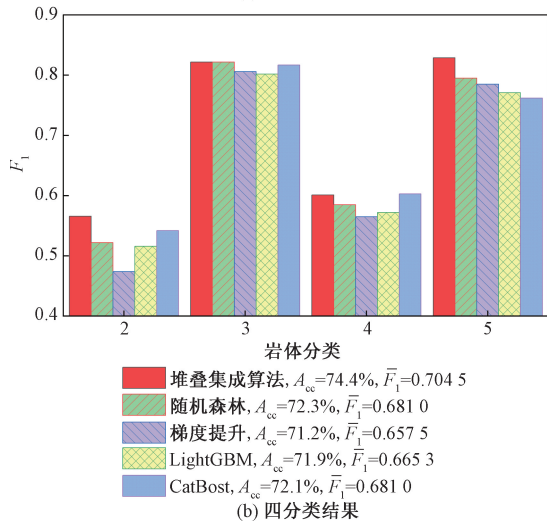
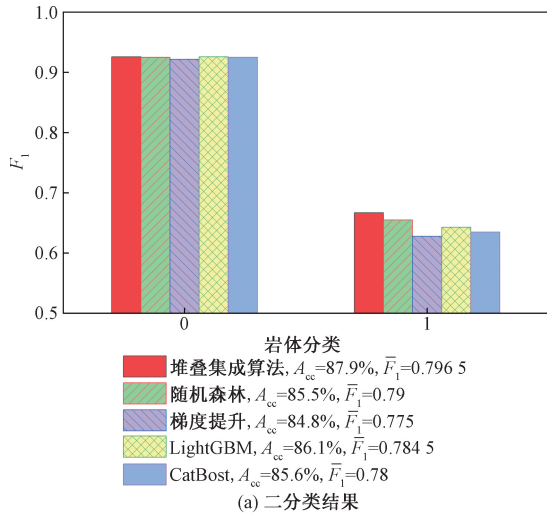


图 7 堆叠集成学习的围岩等级分类结果

Fig. 7 The classification result of surrounding rock by stacking integrated learning

4 结论

面对 TBM 施工智能化趋势,结合实际工程案例,聚焦 TBM 运行数据中存在的噪声多、参数冗余及特征提取困难的问题,提出了一种基于数据驱动的机器学习方法——堆叠集成分类器结合 TBM 运行大数据的围岩类别实时预测方法。该方法对于

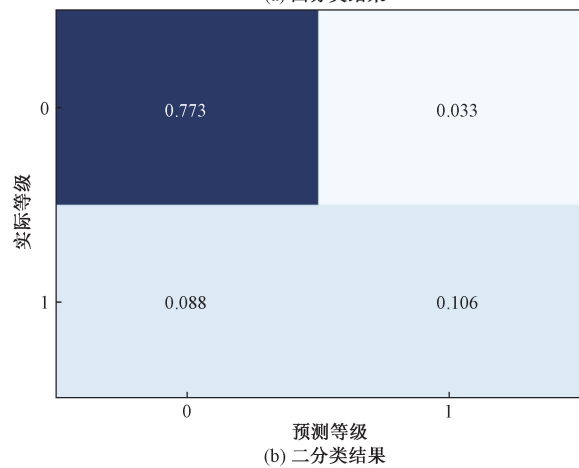
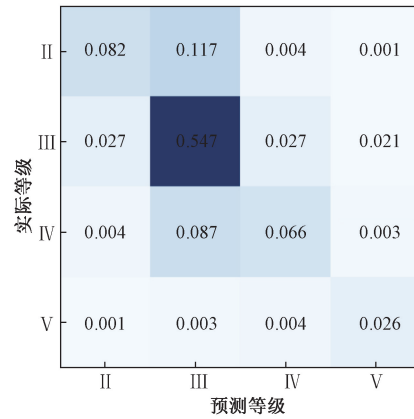


图 8 堆叠集成学习围岩等级分类的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix for stacking integration learning surrounding rock class classification

提升 TBM 掘进性能与效率,减少故障和停工时间,降低成本具有广泛的应用前景。

(1) 针对 TBM 运行数据的围岩分类问题,本文研究提出了一个堆叠集成学习框架,该框架结合基分类器和元分类器,采用双层学习结构捕获数据中的复杂关系。运用 k -fold 交叉验证进一步优化了分类器学习过程,从而提高了模型的准确性、鲁棒性和泛化能力。

(2) 通过利用 KDE 对大量 TBM 掘进过程中生成的运行数据进行特征提取。所提取的特征主要包括 TBM 的关键运行参数,并通过稳定掘进阶段数据的提取,为模型训练提供了精准的输入,从而实现了围岩的实时分类。

(3) 在 5 868 个掘进周期的数据集上验证了方法的有效性。围岩分类的四分类问题中,预测的平均 F_1 分数达到 0.705,而二分类问题中达到 0.797。研究中还进行了不同机器学习算法(包括随机森林、梯度提升、LightGBM 和 CatBoost)的性能比较。堆叠集成学习在四分类和二分类问题中均展现出最佳性能。

参 考 文 献

- [1] Zheng Y, Zhang Q, Zhao J. Challenges and opportunities of using tunnel boring machines in mining[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2016, 57. DOI: 10.1016/j.tust.2016.01.023.
- [2] Liu B, Guo Q, Liu Z, et al. Comprehensive ahead prospecting for hard rock TBM tunneling in complex limestone geology: a case study in Jilin, China[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2019, 93. DOI: 10.1016/j.tust.2019.103045.
- [3] Liu Q, Wang X, Huang X, et al. Prediction model of rock mass class using classification and regression tree integrated AdaBoost algorithm based on TBM driving data[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2020, 106. DOI: 10.1016/j.tust.2020.103595.
- [4] Yu H G, Tao J F, Qin C L, et al. Rock mass type prediction for tunnel boring machine using a novel semi-supervised method[J]. *Measurement*, 2021, 179. DOI: 10.1016/j.measurement.2021.109545.
- [5] Li X, Yao M, Yuan J D, et al. Deep learning characterization of rock conditions based on tunnel boring machine data[J]. *Underground Space*, 2023, 12. DOI: 10.1016/j.undsp.2022.10.010.
- [6] Zhang Q, Liu Z, Tan J. Prediction of geological conditions for a tunnel boring machine using big operational data[J]. *Automation in Construction*, 2019, 100: 73-83.
- [7] Zhu M, Gutierrez M, Zhu H, et al. Performance evaluation indicator (PEI): a new paradigm to evaluate the competence of machine learning classifiers in predicting rockmass conditions[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2021, 47. DOI: 10.1016/j.aei.2020.101232.
- [8] 毛奕喆, 龚国芳, 周星海, 等. 基于马尔可夫过程和深度神经网络的TBM围岩识别[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2021, 55: 448-454, 547.
Mao Yizhe, Gong Guofang, Zhou Xinghai, et al. TBM surrounding rock recognition based on markov process and deep neural network [J]. *Journal of Zhejiang University(Engineering Science Edition)*, 2021, 55: 448-454, 547.
- [9] Wu Z, Wei R, Chu Z, et al. Real-time rock mass condition prediction with TBM tunneling big data using a novel rock-machine mutual feedback perception method[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2021, 13. DOI: 10.1016/j.jrmge.2021.07.012.
- [10] Bo Y, Liu Q, Huang X, et al. Real-time hard-rock tunnel prediction model for rock mass classification using CatBoost integrated with sequential model-based optimization[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2022, 124. DOI: 10.1016/j.tust.2022.104448.
- [11] 杨延栋, 赵建兵, 周建军, 等. 不同岩体质量隧道TBM施工性能评价方法[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(19): 8502-8508.
Yang Yandong, Zhao Jianbing, Zhou Jianjun, et al. TBM construction performance evaluation method of tunnels with different rock mass quality [J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(19): 8502-8508.
- [12] 陈乔松, 郭俊平, 梁红兵, 等. 基于改进AHP-PSO的三模盾构掘进模式地质适应性研究[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(36): 15673-15681.
Chen Qiaosong, Guo Junping, Liang Hongbing, et al. Geological adaptability of three-mode shield tunneling mode based on improved AHP-PSO [J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(36): 15673-15681.
- [13] 陈祖煜, 范立涛, 张云旆, 等. 知识驱动和数据驱动在TBM智能施工机器学习中的应用[J]. *土木工程学报*, 2024, 57(6): 1-12.
Chen Z, Fan Litao, Zhang Yunyi, et al. Application of knowledge-driven and data-driven in machine learning of TBM intelligent construction[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2024, 57(6): 1-2.
- [14] Yin X, Liu Q, Huang X, et al. Perception model of surrounding rock geological conditions based on TBM operational big data and combined unsupervised-supervised learning [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2021, 120. DOI: 10.1016/j.tust.2021.104285.
- [15] 中国工程建设标准化协会. 工程岩体分级标准: GB 50218—2014[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2014.
China Association for Engineering Construction Standardization. Standard for engineering classification of rock mass; GB 50218—2014[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2014.
- [16] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [17] Friedman J. Greedy function approximation: a gradient boosting machine[J]. *Annals of Statistics*, 2001, 29: 1189-1232.
- [18] Meng Q. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[C]//*Neural Information Processing Systems*. West Chester: Curran Associates Inc., 2017.
- [19] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features [C]//*Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems*. Red Hook: Curran Associates Inc., 2018: 6639-6649.