

基于随机森林回归分析的岩体结构面粗糙度研究

李文斌, 冯文凯, 胡云鹏, 周永健, 陈 凯, 刘 云

Roughness coefficient of rock discontinuities based on random forest regression analyses

LI Wenbin, FENG Wenkai, HU Yunpeng, ZHOU Yongjian, CHEN Kai, and LIU Yun

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202110048>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于数字表面模型的岩体结构面产状获取

Extraction of the discontinuity orientation from a digital surface model

宣程强, 章杨松, 许文涛 水文地质工程地质. 2022, 49(1): 75-83

裂隙延展性统计分布离散性对岩体块体化程度REV的影响

Influence of statistical distribution dispersion in the fracture size on blockiness REV of fractured rock masses

夏露, 谢娟, 于青春 水文地质工程地质. 2019, 46(4): 112-118

基于岩体结构特征和未确知测度评价模型的岩质开挖边坡稳定性研究

A study of the stability of rock excavated slope based on rockmass structure and unascertained measure evaluation models

穆成林, 裴向军, 裴钻, 张引, 习朝辉 水文地质工程地质. 2019, 46(4): 150-158

基于非均质系数的裂隙岩体表征单元体研究

Investigation of the representative elementary volume of fractured rock mass using the homogeneity index

王晓明, 杜玉芳, 梁旭黎 水文地质工程地质. 2021, 48(2): 55-60

岩体结构对岩质滑坡运动过程和堆积特征的影响研究

A Study of the influence of rock mass structure on the propagation processes and deposit characteristics of rockslides

张恩铭, 程谦恭, 林棋文, 谢宇, 王玉峰, 姚志勇, 孙先锋 水文地质工程地质. 2022, 49(3): 125-135

基于高斯过程回归的地下水模型结构不确定性分析与控制

Quantification and reduction of groundwater model structural uncertainty based on Gaussian process regression

钟乐乐, 曾献奎, 吴吉春 水文地质工程地质. 2019, 46(1): 1-1



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202110048

李文斌, 冯文凯, 胡云鹏, 等. 基于随机森林回归分析的岩体结构面粗糙度研究 [J]. 水文地质工程地质, 2023, 50(1): 87-93.
LI Wenbin, FENG Wenkai, HU Yunpeng, *et al.* Roughness coefficient of rock discontinuities based on random forest regression analyses[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2023, 50(1): 87-93.

基于随机森林回归分析的岩体结构面粗糙度研究

李文斌¹, 冯文凯¹, 胡云鹏¹, 周永健¹, 陈 凯², 刘 云²

(1. 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室(成都理工大学), 四川 成都 610059;

2. 河南新华五岳抽水蓄能发电有限公司, 河南 信阳 465450)

摘要: 岩体结构面粗糙度系数是快速估算结构面峰值抗剪强度的重要参数。但是结构面轮廓曲线复杂, 单一统计参数无法量化表征粗糙度。为解决这一问题, 收集了 112 条结构面轮廓曲线起伏角、起伏度、迹线长度 3 方面的 8 项统计参数, 利用随机森林回归模型交叉验证的方法评估统计参数的重要性。结果表明: 最大起伏度、起伏高度标准偏差、平均起伏角、起伏角标准差、平均相对起伏度及粗糙度剖面指数等 6 项统计参数重要性占比达到 93.2%, 且回归拟合系数趋于平稳, 基于重要性评估结果建立最优超参数决策树数目(n_{tree})为 400、参与节点分割的数目(m_{try})为 2 的随机森林回归模型, 模型预测结果拟合优度高达 98.1%。与基于坡度均方根、结构函数及粗糙度剖面指数等传统线性回归结果对比, 随机森林回归模型结果精度更高, 误差更小, 拟合优度提高 6% 以上, 表明随机森林回归模型更适用于结构面粗糙度反演。

关键词: 随机森林; 粗糙度; 岩体结构面; 统计参数; 重要性评估

中图分类号: P642.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2023)01-0087-07

Roughness coefficient of rock discontinuities based on random forest regression analyses

LI Wenbin¹, FENG Wenkai¹, HU Yunpeng¹, ZHOU Yongjian¹, CHEN Kai², LIU Yun²

(1. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection (Chengdu University of Technology), Chengdu, Sichuan 610059, China; 2. He'nan Xinhua Wuyue Pumped Storage Power Generation Co. Ltd., Xinyang, He'nan 465450, China)

Abstract: The peak shear strength of the discontinuities can be estimated quickly by the roughness of the discontinuities. However, it is difficult to quantify the roughness of the structural surface using the single statistical parameter. In order to improve the prediction accuracy of the standard discontinuities roughness, eight statistical parameters in the aspects of undulating degree and trace length of 112 structural profile curves are collected, and the method of cross-validation of random forest regression model is used to evaluate the importance of statistical parameters. The evaluation results show that the importance of six statistical parameters, including the maximum undulation, undulation height standard deviation, mean undulating angle, undulating angle standard deviation, mean relative undulation rive and roughness profile index, accounts for 93.2%, and the regression fitting

收稿日期: 2021-10-28; 修订日期: 2021-12-06

投稿网址: www.swdgcgz.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(41977252); 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室自主探索课题(SKLGP2020Z001); 新华水力发电有限公司科研项目(XHWY-2020-DL-KY01)

第一作者: 李文斌(1999-), 男, 硕士研究生, 主要从事工程地质与地质灾害研究。E-mail: 1147309562@qq.com

通讯作者: 冯文凯(1974-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事区域与岩体稳定性评价与地质灾害防治研究。E-mail: fengwenkai@cdut.cn

coefficient tends to be stable. Based on the importance assessment results, a random forest regression model is established. The model prediction results fitting excellence is up to 98.1%, showing the excellent prediction results. Compared with the traditional linear regression results, such as the results of the slope-based mean square root, structural function and roughness profile index, the random forest regression model has higher accuracy, smaller error and better fit. The random forest regression model is more suitable for structural roughness inversion.

Keywords: random forest; roughness; rock structure surface; statistical parameters; importance assessment

岩体是由岩石和结构面组成的复杂不连续介质, 结构面的存在破坏了岩体的完整性, 导致岩体结构变得复杂, 控制着岩体的力学性质。岩体的变形破坏大多为沿结构面发生的剪切破坏, 因此快速准确确定结构面抗剪强度在岩土工程领域具有重要的研究意义。Barton^[1]1973 年提出岩体结构面的表面形态极大程度上影响着岩体的强度, 通过研究一系列表面形态不同的结构面, 提出结构面粗糙度系数(joint roughness coefficient, *JRC*)的概念, 推导出 *JRC*-*JCS*(joint compression strength, *JCS*)模型, 给出结构面抗剪强度经验公式; 并于 1977 年在一系列直剪试验的基础上, 选择出 10 条粗糙度位于 0~20 之间的曲线作为标准轮廓曲线, 对比标准轮廓曲线可以评估结构面的粗糙度^[2]。对比评估得到的结果用于 *JRC*-*JCS* 模型, 可快速确定结构面的峰值抗剪强度, 国际岩石力学学会收录并推广了这种方法^[3]。

实际结构面轮廓曲线对比标准轮廓曲线得到的 *JRC*, 其结果受影响较多, 极大程度上取决于实际结构面曲线量测精度以及对比者的经验, 精度难以保障。*JRC* 估算误差较大, 对确定结构面峰值抗剪强度有很大的影响^[4]。因此大量学者对 *JRC* 进行了许多研究, 定量研究成果主要集中在统计参数法^[5-12]、分形维数法^[13-14]及直边图解法^[14-15]。其中通过统计粗糙度参数确定结构面粗糙度的方法操作简洁, 人为主观因素干扰最少。研究学者从统计结构面轮廓曲线粗糙度参数入手, 取得大量研究成果, 结构面轮廓曲线粗糙度描述参数主要包括起伏幅度、起伏角及迹长长度。Tse 等^[5]、Yang 等^[6]定量确定 10 条标准轮廓曲线的粗糙度描述参数, 建立标准轮廓曲线坡度均方根、结构参数与 *JRC* 的关系公式; Yu 等^[7]、孙辅庭等^[8]采用不同间距统计标准轮廓曲线的粗糙度参数, 建立不同采样间距下 *JRC* 与标准轮廓曲线坡度均方根、结构参数的关系式; Zhang 等^[9]、吉锋^[10]综合标准轮廓曲线标准轮廓曲线坡度均方根、结构参数、相对起伏度和伸长率等统计参数共同表征标准轮廓曲线 *JRC*。然而由于结构面轮廓曲线天然发育的复杂性, 单一参数或少量

参数不能完全反映结构面粗糙度的全部特性, 且各类参数在量化表征中的相互关系也比较复杂, 采用传统线性回归方法, 选取一个统计参数或少量统计参数进行回归分析, 得到的结果具有一定的片面性。

近年兴起的机器学习, 可以从数据中学习数据规律^[16]。随机森林模型是一种基于决策树的学习模型^[17-18], 其核心算法是通过重复抽样的方法减少变量共线性带来的预测误差, 且训练过程中能够生成变量重要性评分, 对变量进行特征选择, 确定影响结果的主要特征变量。随机森林模型具有计算速度快、结果准确等特点, 在小运算量的情况下有着较高的预测精度, 模型准确率相较于其他一般线性回归方法往往更高, 在解决结构面 *JRC* 与统计参数之间的多元非线性问题上具有优势。但目前鲜有学者针对结构面轮廓曲线量化表征方法方面开展研究, 也缺少相应的适用性验证。

本文选取已知 *JRC* 的结构面轮廓曲线, 统计多项参数。选取结构面粗糙度量化表征中关键统计参数, 建立随机森林模型, 预测结构面轮廓曲线 *JRC*, 探索随机森林模型量化结构面轮廓曲线 *JRC* 的可行性, 在量化表征结构面 *JRC* 研究上提供新的可行方法。

1 基于随机森林回归的结构面粗糙度反演

1.1 随机森林算法

随机森林算法是一种基于决策树的集成学习算法, 集合特征随机选取思想及集成思想, 以决策树为基础的组分类器^[19], 采取自助法进行有放回抽样并生成训练子集, 保证 N 次随机抽样生成 N 个大小一致的训练子集。

每个训练子集单独构建各自的决策树, 决策树的构建包括节点分割以及随机特征变量的随机选取两个过程。节点分割基于分裂规则比较信息属性, 选择最优比较结果的信息属性生成子树, 实现决策树的生长。随机特征变量产生常用随机选择输入变量方法, 随机选取信息属性进行节点分割。训练子集的随机选取以及节点属性的随机选取保证随机森林的随

机性, 避免模型陷入过拟合及局部过优的困境, 最终选取 N 个决策树回归预测结果的平均值作为最终预测值。

1.2 粗糙度描述参数及数据预处理

1.2.1 描述参数

岩体结构面形态复杂多变。大量研究结果表明, 岩体结构面剪切强度参数随结构面起伏角的增大而增大^[20-21], 若只选取结构面起伏角作为变量与粗糙度值建立回归关系, 那么回归关系无法区分图 1 中具有相同起伏角的轮廓曲线 1、2; Zhang 等^[9]的研究指出仅考虑轮廓曲线起伏角无法解决这个问题, 还需考虑结构面起伏度的影响; 仅考虑结构面起伏度影响, 又无法区分轮廓曲线 2、3。陈世江等^[22]研究认为结构面起伏度、起伏角主要表征一阶起伏体的影响, 结构面粗糙度的表征还需考虑二阶起伏体的影响, 轮廓曲线迹线长度可表征结构面二阶起伏体的影响, 同时考虑一阶、二阶起伏体的影响可更加全面表征结构面粗糙度。

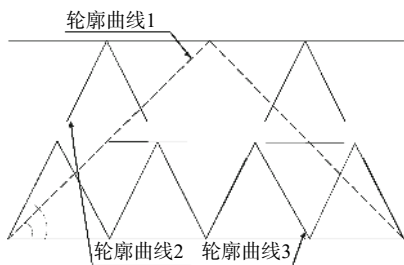


图 1 不同特征结构面轮廓曲线

Fig. 1 Profile curves of different feature structure faces

为定量表征结构面粗糙度值, 基于结构面起伏角、起伏度及迹线长度 3 个方面选取 8 个结构面描述参数, 相应计算公式如下:

(1) 起伏角 (i_{ave})

$$i_{ave} = \tan^{-1} \left[\frac{1}{L} \sum_{i=1}^{N-1} |y_{i+1} - y_i| \right] \quad (1)$$

式中: L ——结构面轮廓曲线直线长度/m;

y_i ——结构面离散点纵坐标;

N ——数据点个数。

(2) 起伏角标准差 (SD_i)

$$SD_i = \tan^{-1} \left[\frac{\sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \right)^2}{N-1} \right]^{1/2} \quad (2)$$

式中: x_i ——结构面轮廓曲线离散点横坐标。

(3) 坡度均方根 (Z_2)

$$Z_2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (y_{i+1} - y_i)^2}{(N-1)(\Delta x^2)} \right]^{1/2} \quad (3)$$

式中: Δx ——离散点间距/m。

(4) 结构函数 (SF)

$$SF = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (y_{i+1} - y_i)^2 \right] \Delta x \quad (4)$$

(5) 平均相对起伏度 (R_{ave})

$$R_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} |y_i|/N}{L} \quad (5)$$

(6) 起伏高度标准偏差 (SD_h)

$$SD_h = \left[\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (y_i - h_{ave})^2}{N-1} \right]^{1/2} \quad (6)$$

式中: h_{ave} ——离散点 y_i 的平均值。

(7) 最大起伏度 (R_{max})

$$R_{max} = (y_{max} - y_{min})/L \quad (7)$$

式中: y_{max} ——结构面轮廓曲线离散数据 y 坐标最大值;

y_{min} ——结构面轮廓曲线离散数据 y 坐标最小值。

(8) 粗糙度剖面指数 (R_p)

$$R_p = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} [(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2]^{1/2}}{L} \quad (8)$$

1.2.2 数据来源

为进行结构面粗糙度量化表征, 收集已知 JRC 的结构面轮廓曲线数据进行模型训练。文献 [23] 正文提供了 102 条已知粗糙度值的结构面轮廓曲线离散数据, 离散数据采样间距为 0.4 mm, 并对 Barton 提出的 10 条标准轮廓曲线以 0.4 mm 采样间距数字化, 共收集 112 条已知粗糙度值轮廓曲线。基于 112 条轮廓曲线离散数据, 统计上文中提到的 8 个粗糙度描述参数值, 建立随机森林模型数据库, 进行下一步的模型训练和预测, 样本轮廓曲线粗糙度见图 2。

1.2.3 数据预处理

不同粗糙度描述参数取值范围和量纲都不相同。为加快训练速度, 采用归一化处理方式进行预处理, 处理后可缩小每个参数之间的数量级差别, 确保参数

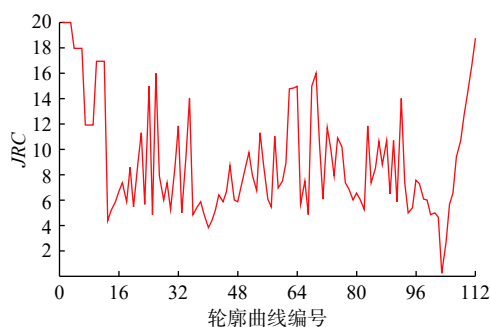


图 2 样本轮廓曲线 JRC

Fig. 2 JRC value of the sample profile curve

取值范围为 [0, 1], 并可减小计算误差, 提高模型训练速度。最大最小法是归一化处理中最实用的方法, 因此本研究选用该方法:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (9)$$

式中: x' ——归一化后数据;

x ——原始数据;

$\max(x)$ ——每个参数的最大值;

$\min(x)$ ——每个参数的最小值。

采用最大最小法将粗糙度描述参数进行归一化, 结果见图 3。

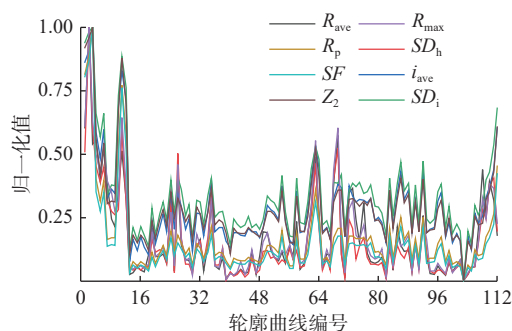


图 3 归一化后统计参数分布图

Fig. 3 Distribution of statistical parameters after normalization

2 模型构建

2.1 描述参数重要性和特征结果选择

结构面粗糙度量化表征共选取 8 个统计参数, 统计参数与粗糙度相互关系不明确, 参数之间可能存在共线性, 造成模型精度降低, 误差变大。因此对输入变量进行重要程度刻画, 采用交叉验证估计输入变量的重要性, 通过打乱样本中某一特征的特征值顺序, 计算特征对模型准确率的影响。特征重要程度越高对模型准确率影响越大, 特征重要性由精度下降程度进行度量, 以此得到表 1 各变量重要性评分。

表 1 结构面粗糙度统计参数重要性评分

Table 1 The importance score of the discontinuity roughness statistical parameters

变量	$R_{\max}$	SD_h	i_{ave}	SD_i	R_{ave}	R_p	SF	Z_2
重要性评分	0.323	0.270	0.159	0.069	0.066	0.044	0.041	0.027

由表 1 可看出 8 个统计参数重要性依次为 $R_{\max}$ 、 SD_h 、 i_{ave} 、 SD_i 、 R_{ave} 、 R_p 、 SF 及 Z_2 。其中 R_p 、 SF 及 Z_2 三个变量重要性均小于 0.05, 说明三者对模型预测影响程度极低, 而 $R_{\max}$ 、 SD_h 、 i_{ave} 、 SD_i 及 R_{ave} 等变量重要性之和仅为 0.888, 未能在极大程度上解释结构面粗糙度。因此按照特征变量重要程度, 依次选取不同数量特征变量, 进行特征变量数目寻优, 结果见图 4。

由图 4 可知, 按特征变量重要程度, 选取 6 个特征变量进行反演时, 拟合系数趋于稳定。若选用 7 个变量参与模型回归, 将增加模型运算量, 降低模型运算速度。因此选择 $R_{\max}$ 、 SD_h 、 i_{ave} 、 SD_i 、 R_{ave} 、 R_p 作为模型回归的输入变量进行回归反演。

2.2 模型参数确定

原始数据集包含 112 条结构面轮廓曲线。轮廓曲线长度从 72 mm 至 119.6 mm 不等, 为保证随机性, 将原始数据集按照 0.7 : 0.3 的比例随机分为训练数据集 (80 个) 与预测数据集 (32 个) 两部分, 训练集用于训

练回归模型, 预测集用于模型精度验证。

机器学习超参数为模型外部变量设置。随机森林模型超参数包括构成森林的决策树数目 (n_{tree}) 及参与节点分割的数目 (m_{try})。 n_{tree} 值增加, 随机森林模型误差随之减小, 减小至固定值, 但决策树数量过多, 会

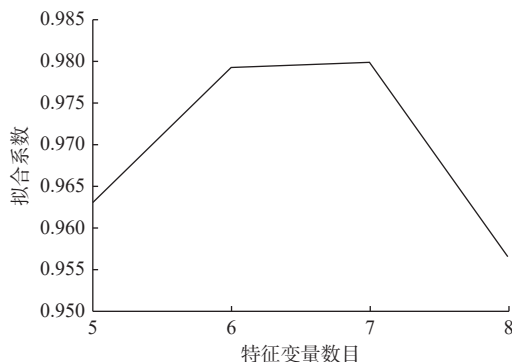


图 4 不同数量特征变量对拟合系数的影响

Fig. 4 Effect of different quantitative feature variables on the fitting coefficients

耗费大量时间, 浪费模型运行时间, 因此进行决策树数目 n_{tree} 的寻优。回归分析中 m_{try} 值通常默认为输入特征数目的 1/3, 因此本文研究中 m_{try} 值取 2。基于 python 语言编程, 建立随机森林模型, 分别设定 n_{tree} 值为 50, 100, 200, 400, 分析得到不同 n_{tree} 数量时拟合系数值 R^2 。

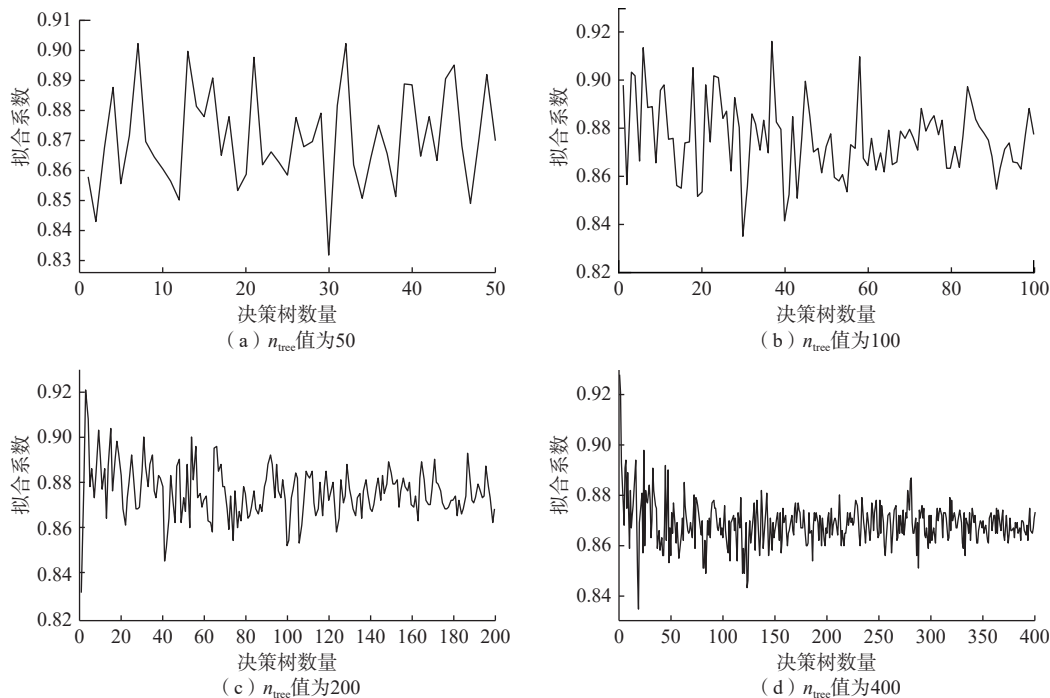


图 5 不同 n_{tree} 值时拟合系数变化

Fig. 5 Changes in fitting coefficients with different n_{tree} values

2.3 模型结果分析及精度对比

选取关键特征变量 SD_h 、 R_{max} 、 i_{ave} 、 SD_i 、 R_p 、 R_{ave} 作为输入变量。模型超参数 n_{tree} 值设置为 400, m_{try} 值为 2, 随机森林模型预测结果如图 6 所示。

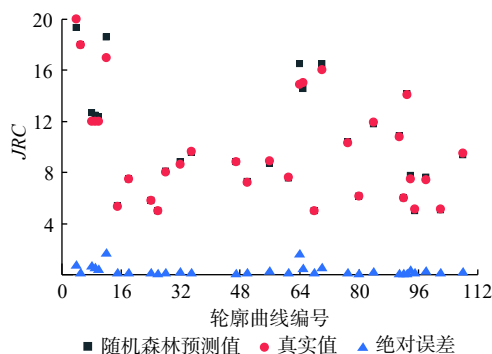


图 6 随机森林模型预测结果

Fig. 6 Random forest model predictions

由图 6 预测结果可知, 预测样本与实际值误差大多小于 1, 只有个别预测误差较大, 误差值小于 1 的预测样本占比为 93.75%。预测误差较大的 2 组样本分

由图 5 可知, n_{tree} 值在 200 ~ 300 范围内, 拟合系数 R^2 仍有较大波动; n_{tree} 在 300 ~ 400 范围时, 拟合系数 R^2 趋于稳定, 无较大波动出现; 因此综合考虑设定模型 n_{tree} 值为 400。

别为第 12 条和第 64 条轮廓曲线, 其真实值分别为 17, 14.9。而在训练集中 JRC 大于 14.9 的样本仅占比 10%, 训练样本量较小, 因此, 随机森林模型预测结果发生较大误差。而在 JRC 小于 14.9 的预测集中, 随机森林预测结果误差均小于 1。

随机森林模型随机划分训练集和预测集, 112 条原始样本中 JRC 小于 14.9 的样本占比达 90%。随机抽取的训练集中小 JRC 样本较多, 大 JRC 样本较少。因此随机森林模型在 JRC 小于 15 的预测集中预测效果良好, 在 JRC 大于 15 预测样本中效果较差。

为评价模型预测误差及精度, 采用均方根误差 ($RMSE$)、均方误差 (MSE) 及拟合优度 (R^2) 对模型预测结果评价, 三者计算定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (11)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (\bar{y}_i - \hat{y}_i)^2} \quad (12)$$

式中: y_i ——数据测试集真实值;

$\hat{y}_i$ ——模型预测值;

$\bar{y}_i$ ——数据测试集样本均值。

为验证随机森林构建模型精度,对比传统线性回归方法所构建模型,选取 Z_2 、 SF 、 R_p 等统计参数,参考 Xu 等^[7] 研究结果中线性回归方程对随机森林预测集进行回归反演,预测结果如图 7 所示。

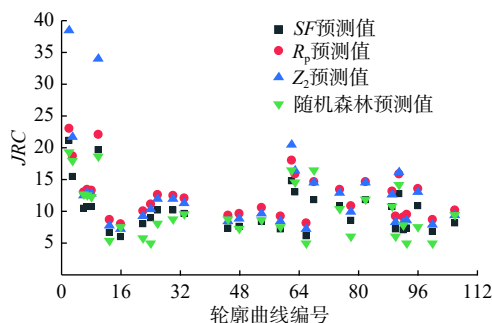


图 7 各模型预测结果

Fig. 7 Predictions for each model

对不同模型预测结果进行误差分析,结果见表 2。从拟合优度来看,随机森林(RF)、 SF 、 R_p 及 Z_2 精度呈现递减趋势,均方根误差、均方误差呈现递增趋势,表明随机森林模型预测精度远高于传统线性回归方程,更适用于结构面粗糙度预测。

表 2 各模型预测精度

Table 2 Predictive accuracy for each mode

模型精度	RF	SF	R_p	Z_2
$R^2/\%$	98.1	92.1	91.7	91.3
MSE	0.219	3.363	6.366	13.974
RMSE	0.502	1.227	1.623	1.781

从预测结果来看, Xu 等^[7] 研究成果基于 10 条标准轮廓曲线,具有一定的局限性。应用于随机森林预测集选取的轮廓曲线时存在预测结果较差,个别预测结果超出 JRC 取值范围的问题,适用性较小,应用效果较差。

3 结论

(1)从结构面起伏角、起伏度及迹线长度 3 个方面出发,共统计 8 种结构面轮廓曲线统计参数。基于随机森林模型对 8 种统计参数进行重要性评分,结合

不同数量下特征变量拟合系数的变化规律,挑选出 $R_{\max}$ 、 SD_h 、 i_{ave} 、 SD_i 、 R_{ave} 和 R_p 等 6 个关键特征变量进行随机森林模型构建,提高模型计算精度及运算速度。

(2)采取交叉验证的方法,以拟合系数为评估标准。当随机森林模型 n_{tree} 数值在 300 ~ 400 之间时,拟合系数趋于稳定,确定随机森林模型进行粗糙度值反演时, n_{tree} 可取 400 做为模型计算最优超参数。

(3)随机森林模型回归结果表明,进行特征变量选择, n_{tree} 数值为 400 时,模型最佳拟合优度可达 0.981。进行特征变量选择后的随机森林回归模型对比传统线性回归模型,模型均方根误差、均方误差均有降低,拟合优度更高,随机森林算法更适用于结构面粗糙度预测,估算结构面峰值抗剪强度。

参考文献 (References) :

- [1] BARTON N. Review of a new shear-strength criterion for rock joints[J]. *Engineering Geology*, 1973, 7(4): 287 - 332.
- [2] BARTON N, CHOUBEY V. The shear strength of rock joints in theory and practice[J]. *Rock Mechanics*, 1977, 10(1/2): 1 - 54.
- [3] BARTON N. Suggested methods for the quantitative description of discontinuities in rock masses[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences and Geomechanics Abstracts*, 1978, 15(6): 319-368.
- [4] 邓华锋,熊雨,肖瑶,等. 基于单试件法的节理岩体抗剪强度参数分析[J]. *岩土工程学报*, 2020, 42(8): 1509 - 1515. [DENG Huafeng, XIONG Yu, XIAO Yao, et al. Shear strength parameters of jointed rock mass based on single test sample method[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2020, 42(8): 1509 - 1515. (in Chinese with English abstract)]
- [5] TSE R, CRUDEN D M. Estimating joint roughness coefficients[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 1979, 16(5): 303 - 307.
- [6] YANG Z Y, LO S C, DI C C. Reassessing the joint roughness coefficient (JRC) estimation using Z_2 [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2001, 34(3): 243 - 251.
- [7] YU Xianbin, VAYSSADE B. Joint profiles and their roughness parameters[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 1991, 28(4): 333 - 336.

- [8] 孙辅庭, 余成学, 万利台. Barton标准剖面JRC与独立于离散间距的统计参数关系研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(增刊 2): 3539 – 3544. [SUN Futing, SHE Chengxue, WAN Litai. Research on relationship between JRC of Barton's standard profiles and statistic parameters independent of sampling interval[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(Sup 2): 3539 – 3544. (in Chinese with English abstract)]
- [9] ZHANG Guangcheng, KARAKUS M, TANG Huiming, et al. A new method estimating the 2D Joint Roughness Coefficient for discontinuity surfaces in rock masses[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2014, 72: 191 – 198.
- [10] 吉峰. 硬性结构面粗糙度系数量化确定及其工程应用[J]. 水文地质工程地质, 2010, 37(3): 84 – 86, 101. [JI Feng. Quantization research and project application of roughness coefficient of a rigid structure plane[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2010, 37(3): 84 – 86, 101. (in Chinese)]
- [11] 李化, 黄润秋. 岩石结构面粗糙度系数JRC定量确定方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(增刊 2): 3489 – 3496. [LI Hua, HUANG Runqiu. Method of quantitative determination of joint roughness coefficient[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(Sup 2): 3489 – 3496. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 徐光黎. 岩石结构面几何特征的分形与分维[J]. 水文地质工程地质, 1993, 20(2): 20 – 22. [XU Guangli. Fractal analysis for rock mass joint geometry[J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 1993, 20(2): 20 – 22. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 谢和平. 岩石节理的分形描述[J]. 岩土工程学报, 1995, 17(1): 18 – 23. [XIE Heping. Fractal description of rock joints[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1995, 17(1): 18 – 23. (in Chinese)]
- [14] 杜时贵, 陈禹, 樊良本. JRC修正直边法的数学表达[J]. 工程地质学报, 1996, 4(2): 36 – 43. [DU Shigui, CHEN Yu, FAN Liangben. Mathematical expression of JRC modified straight edge[J]. Journal of Engineering Geology, 1996, 4(2): 36 – 43. (in Chinese)]
- [15] BARTON, BANDIS S. Effects of block size on the shear behavior of jointed rock[C]// The 23rd US Symposium on Rock Mechanics. 1982: 739-760.
- [16] 胡越, 罗东阳, 花奎, 等. 关于深度学习的综述与讨论[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 1 – 19. [HU Yue, LUO Dongyang, HUA Kui, et al. Overview on deep learning[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 1 – 19. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用[J]. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190 – 1197. [LI Xinhai. Using “random forest” for classification and regression[J]. Chinese Journal of Applied Entomology, 2013, 50(4): 1190 – 1197. (in Chinese with English abstract)]
- [18] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5 – 32.
- [19] 李扬, 祁乐, 聂佩芸. 大规模数据的随机森林算法[J]. 统计与信息论坛, 2020, 35(6): 24 – 33. [LI Yang, QI Le, NIE Peiyun. A distributed random forest algorithm for massive data[J]. Statistics & Information Forum, 2020, 35(6): 24 – 33. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 刘新荣, 邓志云, 刘永权, 等. 岩石节理峰前循环直剪试验颗粒流宏观细观分析[J]. 煤炭学报, 2019, 44(7): 2103 – 2115. [LIU Xinrong, DENG Zhiyun, LIU Yongquan, et al. Macroscopic and microscopic analysis of particle flow in pre-peak cyclic direct shear test of rock joint[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(7): 2103 – 2115. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 黄曼, 洪陈杰, 杜时贵, 等. 岩石结构面形貌分级方法及两级粗糙特性研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(6): 1153 – 1164. [HUANG Man, HONG Chenjie, DU Shigui, et al. Study on morphological classification method and two-order roughness of rock joints[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2020, 39(6): 1153 – 1164. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 陈世江, 赵自豪, 王超. 基于修正线粗糙度法的岩石节理粗糙度估值[J]. 金属矿山, 2012(6): 22 – 25. [CHEN Shijiang, ZHAO Zihao, WANG Chao. Estimation of rock joint roughness based on modified line-roughness[J]. Metal Mine, 2012(6): 22 – 25. (in Chinese with English abstract)]
- [23] LI Yanrong, ZHANG Yongbo. Quantitative estimation of joint roughness coefficient using statistical parameters[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2015, 77: 27 – 35.

编辑: 汪美华

实习编辑: 刘真真