

DOI: 10.20098/j.cnki.1001-5132.2025.0104

基于倾斜试验的岩体结构面接触区域智能预测方法研究

童烁超¹, 王松挺¹, 陈 杯², 邵含隼², 吕原君¹, 刘维明¹, 王昌硕^{1*}

(1. 宁波大学 岩石力学研究所, 浙江 宁波 315211; 2. 宁波市市域铁路投资发展有限公司, 浙江 宁波 315101)

摘要: 接触区域作为岩体结构面相对运动时的潜在破坏区域对其抗剪强度具有重要影响。现有结构面接触区域测量方法仅能评估特定状态下的接触区域, 缺乏在不同状态下无损识别接触区域的能力。为此, 采用倾斜试验和激光扫描技术获取结构面表面形貌和不同滑移距离下的上下盘相对位置信息, 提出不同滑移位移下结构面点云空间位置还原方法, 将结构面上下盘形貌还原至相应滑移位下的空间位置。通过机器学习以小尺寸结构面的粗糙度参数、折减系数和对应网格的接触状态作为训练数据集构建结构面接触区域预测模型。将大尺寸结构面粗糙度参数和吻合度阈值折减系数作为模型输入, 得到接触区域的输出结果, 利用 ROC 曲线和 AUC 值对其预测性能进行评估。结果表明预测结果与实际情况具有良好的一致性, 其中 BPNN 预测性能最优, 集成装袋树次之, KNN 最差。为精确评估岩体结构面的接触区域提供了一种新颖且有效的方法。

关键词: 岩体结构面; 倾斜试验; 空腔体积; 接触区域; 机器学习

中图分类号: TU45

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2025) 05-0043-11

岩体结构面剪切特性作为控制岩体力学性能与工程稳定性的关键因素, 其力学机制研究备受学界关注^[1-4]。对于无填充结构面而言, 潜在剪切破坏区域构成了结构面上下盘相对运动的力学接触界面, 直接影响着系统的抗剪强度。因此, 精确表征结构面接触区域是研究其剪切破坏机制的核心问题^[5]。

在结构面接触区域测量方面, 当前测量方法可分为接触式与非接触式两大类^[6]。接触式方法主要包括特殊材料注入法, 如可变形膜、易熔金属、环氧树脂等^[7-10], 以及基于玻璃纸划痕标记的机械测量法。然而, 前者受限于材料填充均匀性控制难题, 易引入系统误差; 后者虽操作简便, 但存在人工判读主观性强、测量效率低等固有缺陷。相较而言, 非接触式测量技术 (如三维激光扫描、结构光扫描及数字近景摄影测量^[11-13]) 凭借其非破坏性、高精度和三维形貌重构优势, 已成为结构面表征的主流

方法。三维激光扫描技术是近年来出现的一种先进的全自动高精度扫描技术, 它可以快速准确地采集被测物体表面的空间坐标信息。三维激光扫描技术利用激光测距原理, 通过记录被测物体表面点的三维坐标信息, 快速复现出被测物体的三维模型, 但由于存在工作量大、数据量大、处理时间长、造价昂贵等不足, 在工程实际中难以广泛应用。数字近景摄影测量方法基于数字影像和摄影测量的基本原理, 通过获取被测物体的多方位、多视角重叠影像, 应用计算机技术提取影像中被测物体表面的形貌几何信息、物理信息, 通过特征点识别分析解算其立体像对并进行空间交会, 实现二维影像的三维重构, 最终获得被测物体的空间位置信息, 其具有瞬间获取大量岩体结构面几何信息、被测量目标不受干扰、测量作业不受作业环境影响等优点, 且能快速处理并计算输出各种数据、图形、图像及数字表面模型等结果。但现有技术多局限于静态接触区

收稿日期: 2025-01-04

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金 (42207175); 宁波市自然科学基金 (2022J115)

第一作者: 童烁超, 硕士研究生, 主要研究方向为岩土工程。E-mail: tsc2653@163.com

*通信作者: 王昌硕, 副研究员, 主要研究方向为岩土工程。E-mail: wangchangshuo@nbu.edu.cn

域表征,难以实现对不同状态下的结构面接触区域监测。

机器学习因具备优秀的数据处理能力和可捕捉数据间高度复杂的非线性关系而被广泛应用于岩体结构面研究,已在抗剪强度预测^[14]、稳定性评估^[15]和粗糙度分析^[16-17]等方面取得显著进展。Huang 等^[14]通过融合萤火虫算法(FA)与支持向量回归(SVR),构建了高精度的抗剪强度预测模型;Li 等^[15]构建的 ELM-SVM 混合模型成功实现了节理岩体峰值强度与残余强度的联合表征;Ge 等^[16]基于 BPNN-SVM 框架揭示了孔径分布对剪切破坏区域的主导影响;Wang 等^[17]创新性地引入因子分析法,有效提升了结构面粗糙度系数(JRC)预测的稳定性与各向异性表征能力。尽管现有研究取得了显著成果,但学者们忽视了对岩体结构面剪切特性具有直接影响的潜在破坏区域的预测研究。

本文采用机器学习方法对不同滑移距离下的岩体结构面接触区域进行预测,主要通过以下技术路径实现:(1)采用中心扩大法结合双随机取样策略,运用数控雕刻技术制备三类异质结构面试样;(2)基于倾斜试验获取接触状态特征参数,通过激光扫描获取多滑移步长下的点云数据,并采用空间点云位置还原方法将结构面上下盘形貌还原至相应滑移位下的空间位置;(3)建立包含倾向角、倾角、高差分布、曲率场等多元形貌特征的参数体

系,结合空腔体积与吻合度阈值构建接触状态判据;(4)构建多尺度机器学习模型,揭示粗糙度参数、滑移距离、结构面尺寸与接触状态间的复杂非线性映射关系。本文为岩体结构面接触区域的精确评价和研究提供了一种新的方法。

1 结构面试样制备与倾斜试验

1.1 结构面试样制备

近年来,随着数控技术和雕刻技术的发展,在平直结构面上进行雕刻已经成为岩体力学研究中制备试样的重要方法。因此,本文采用相似材料浇筑与雕刻技术结合的方式制备倾斜试验所需要的结构面试样。试验采用标号 52.5 的高强度硅酸盐水泥和 70~110 目的石英砂作为制备结构面的材料,并通过正交试验确定水泥、石英砂、水的质量比为 1:1:0.65。制备过程中,为排除水泥砂浆内的气泡,采用手持式搅拌机对水泥砂浆进行充分搅拌,之后再利用振捣棒对其进行振捣,并将振捣后的水泥砂浆倒入模具内,使用长度大于试块高度的细铁棒对模具内的水泥砂浆进行插捣,最后用刮刀将表面抹平。将试样静置 48 h 后对其进行脱模,用马克笔对试块进行标号并放入 28 ℃ 恒温水槽中进行为期 28 d 的养护,以保证结构面试样强度。为了减少后续数据采集时因光线反射造成的误差,将试样表面涂成红色,如图 1 所示。

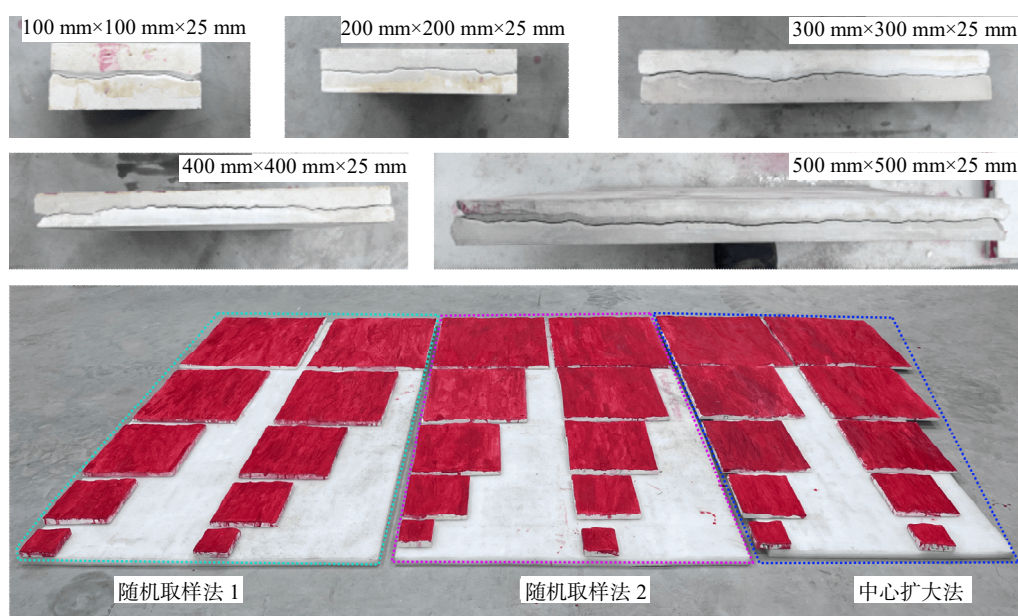


图 1 结构面试样

本研究所采用的三维雕刻机产自山东济南五轴数控设备有限公司,型号 1010,其重复定位精度为 0.05 mm,可以满足结构面形貌雕刻的精度要求。考虑到结构面点云数据采集精度为 0.5 mm,为了最大程度还原结构面的真实形貌,刀头直径应当小于 0.5 mm,故而采用直径为 0.3 mm 的刀头,路径间距为刀头直径的 1/3,即 0.1 mm。

为了提高结构面样本数量,提高样本整体精度,避免试验的偶然性,本文将采用渐进覆盖法与中心扩大法、随机取样法 1、随机取样法 2 分别结合的方式进行取样。3 组试样每组都由名义面积为 100 mm×100 mm、200 mm×200 mm、300 mm×300 mm、400 mm×400 mm 和 500 mm×500 mm 的 5 种不同尺寸结构面构成。为了降低上覆荷载,避免翻转破坏,所有试样的高度都设置为 25 mm。

渐进覆盖法^[18]是一种以不同尺寸试样作为单位样本(本文中单位样本的尺寸分别为上述 5 种结构面的尺寸),以不同推进间距沿正交方向分别逐步推进,获得覆盖整个结构面的若干不同尺寸统计样本的统计方法。本文不同单位尺寸的统计样本个数为 100,3 种取样方式分别为中心扩大法、随机取样法 1 和随机取样法 2。

中心扩大法是指从原岩结构面的中心部分对小尺寸样本进行有规律地扩大,逐渐得到大尺寸样本的方法。该方法能逐渐获得大尺寸样本,保持原岩结构面的代表性,准确反映结构面的特征,可以进行全面和准确的试验和测试;同时,该方法灵活性和可控性高,可以根据需要选择合适的样本尺寸和扩大比例。随机取样法 1 和随机取样法 2 则是采用随机取样的方式来获取不同尺寸的结构面样本,3 种取样位置如图 2 所示。

试样制备完成后,分别命名为 C 组(中心扩大法)、R 组(随机取样法 1)和 S 组(随机取样法 2)。为了定量表征结构面粗糙度,采用下列公式对其进行计算:

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

$$C_j^{2D} = 32.69 + 32.98 \lg Z_{2,j} \quad (1)$$

$$C^{3D} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N C_j^{2D}$$

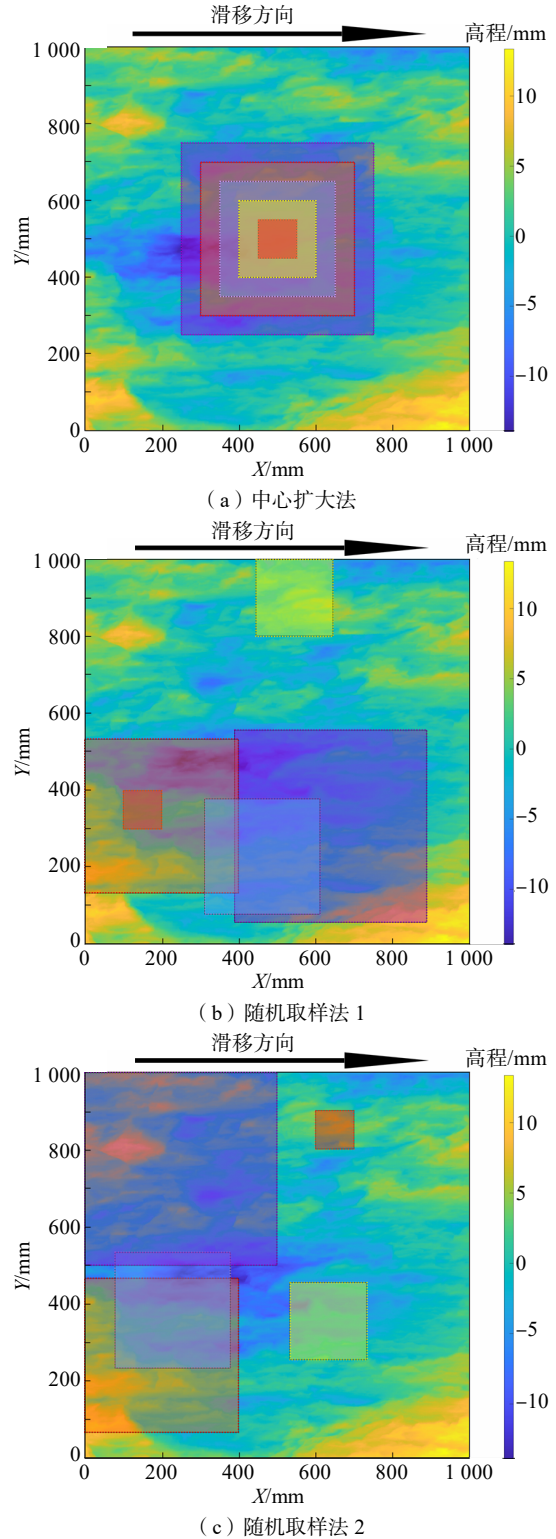


图2 3种方法在原岩上的取样位置

式中: Z 为结构面表面坡度均方根; N 为基于采样间距的结构面离散点个数,分辨率是决定结构面点云采样间距的重要参数,本文中结构面试样模型边

长为 100 mm, 因此设置分辨率为 512 像素×512 像素, 采样间距为 100 mm/512≈0.2 mm, 则 $N=l/0.2+1$ (l 为结构面的边长); x_i 和 y_i 分别为结构面中第 i 个点的坐标; C_j^{2D} 和 $Z_{2,j}$ 为结构面表面第 j 条剖面线的二维粗糙度和坡度均方根; C^{3D} 为整个结构面的三维粗糙度。

根据式 (1) 对制备的结构面进行粗糙度计算, 结果见表 1。

表 1 结构面试样三维粗糙度

试样编号	C^{3D}	试样编号	C^{3D}	试样编号	C^{3D}
C10	4.77	R10	4.55	S10	3.09
C20	4.57	R20	3.51	S20	3.39
C30	5.10	R30	3.46	S30	3.49
C40	5.18	R40	3.62	S40	3.49
C50	5.25	R50	3.30	S50	3.37

1.2 倾斜试验

本文通过倾斜试验使结构面上下盘沿滑移方向错开不同的位移, 模拟结构面在自然地质作用或工程扰动下产生滑移的情况。倾斜试验装置通常为一个带楔块可绕轴旋转的刚性平台, 进行倾斜试验时, 该装置需要同时保证试验起初试样的水平、试验过程中可控的倾斜速度以及在需要时立即停止的机能。雍睿等^[19]认为将倾斜仪的转动速度控制在 5~20 (°)/min 范围能够减小试验机的振动干扰, 保证试验的精度。此外, Alejano 等^[20]在不同实验室用不同倾斜试验仪对同一批试样进行了倾斜试验, 发现在严格控制位移、倾斜速率等试验条件的情况下, 倾斜试验的结果具有较好的可重复性, 对于电动倾斜仪可以将倾斜速率设置为 2.5~36 (°)/min。基于以上因素, 为减小试验机的振动干扰, 同时保证试验结果的可重复性, 本试验设置倾斜速度为 0.3 (°)/s。

通过激光扫描技术获取结构面的形貌以及不同滑移距离下结构面上下盘的相对位置信息。具体操作过程如下:

(1) 调节实验室的温度和湿度至合适的范围, 擦拭扫描工作台。取出仪器, 与计算机连接, 将标定板放置于工作台上, 开始进行快速标定。

(2) 在工作台上以 5~10 cm 的间距粘贴标记点, 使扫描仪在扫描视野内至少能获取到 4 个标记点, 从而建立全局坐标。粘贴完毕后, 将扫描仪解

析度设置为 0.2 mm, 开启扫描, 将扫描的标记点储存为标记点文件。

(3) 打开标记点文件, 对结构面形貌进行扫描, 扫描过程应尽量保持扫描仪匀速、低速地运动以避免激光纹的产生, 影响数据精度。

(4) 每次倾斜试验前使用干净的毛笔清洁试验台和试块表面, 除去岩粉和细小的碎渣。将试块按照试验滑移需求放置于相应的位置并用夹具将其下盘固定, 同时调节测距传感器的前后位置以及高度使其能够准确监测上盘的位移。

(5) 设置试验台转动速度为 0.3 (°)/s, 当试样滑移至对应的距离时, 试验机停止旋转, 记录此时的旋转角度 (ω), 并采用激光扫描技术获取试块上下盘的相对位置点云数据。重复 (4)~(5) 操作直至记录完所有试块的不同滑移距离信息。

2 岩体结构面接触区域获取

2.1 不同滑移位移下结构面点云空间位置还原方法

倾斜试验中激光扫描获取结构面上下盘相对位置信息时, 结构面侧面被倾斜仪夹具遮挡, 激光标记点无法被识别, 导致其定位、对齐和校准的作用无法实现, 从而无法构建准确可靠的三维模型。因此为了获取不同滑移距离下结构面内部接触区域, 采用一种空间点云位置还原方法将结构面上下盘形貌还原至相应滑移位下的空间位置, 如图 3 所示。该方法的还原过程如下:

(1) 首先通过最小二乘拟合法计算岩体结构面上下盘的侧壁、上盘顶部以及水平桌面, 分别得到它们的最小二乘拟合平面。根据最小二乘面分别计算得到图 3 所示的结构面上盘新参考坐标系 $U(X_D, Y_D, Z_D)$ 和结构面下盘新参考坐标系 $D(X_U, Y_U, Z_U)$, 新参考系的坐标方程为

$$\begin{cases} A_1x + B_1y + C_1z + D_1 = 0 \\ A_2x + B_2y + C_2z + D_2 = 0 \\ A_3x + B_3y + C_3z + D_3 = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: A_i 、 B_i 、 C_i 、 D_i ($i=1,2,3$) 都为实数, 且 A_i 、 B_i 、 C_i 不全为零。

对上述方程求解得到结构面上下盘新参考坐标系的坐标原点 (x_D, y_D, z_D) 和 (x_U, y_U, z_U) , 将计算后的最小二乘面的单位法向量作为新参考坐标系各坐标轴的方向向量, 具体关系如下式:

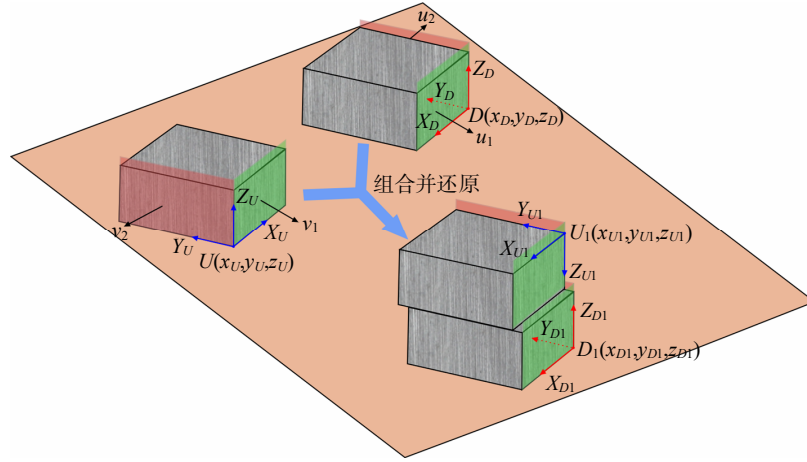


图3 不同滑移位移下结构面点云空间位置还原方法

$$\begin{cases} X_D = -u_2 \\ Y_D = -u_1 \\ X_U = -v_2 \\ Y_U = -v_1 \end{cases} \quad (3)$$

(2) 基于建立的新参考坐标系, 将结构面形貌特征点云数据从原坐标映射至新的坐标系中。由于试样制备以及其他等干扰因素的存在, 新坐标系的各个坐标轴难以互相垂直。若直接采用正交分解的方法将结构面形貌点云映射至新的坐标系中, 误差将进一步扩大。因此, 为了减小误差, 映射关系采用式 (4) 和式 (5) 进行计算。

$$\begin{cases} \cos \gamma = \frac{DP_i \cdot Z_D}{|DP_i| \cdot |Z_D|} \\ l_3 = |DP_i| \cdot \cos \gamma \\ \cos \alpha = \frac{(DP_i - l_3 \cdot Z_D) \cdot X_D}{|DP_i - l_3 \cdot Z_D| \cdot |X_D|} \\ \cos \beta = \frac{(DP_i - l_3 \cdot Z_D) \cdot Y_D}{|DP_i - l_3 \cdot Z_D| \cdot |Y_D|} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} l_0 = |DP_i| \cdot \sin \gamma \\ l_1 = \frac{\sin \beta \cdot l_0}{\sin(\pi - \alpha - \beta)} \\ l_2 = \frac{\sin \alpha \cdot l_0}{\sin(\pi - \alpha - \beta)} \end{cases} \quad (5)$$

式中: l_i ($i=1,2,3$) 为 P_i 与新参考坐标系原点 D 的直线距离分别在坐标轴的单位方向向量 X_D 、 Y_D 和 Z_D 正方向上的比例系数; l_0 为直线 DP_i 在 $X_D Y_D$ 平面上的投影; $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 为结构面上的某一点; α 和 β 分别为直线 l_0 与坐标轴单位方向向量 X_D 和 Y_D 正

向的夹角, γ 为直线 DP_i 与坐标轴的单位方向向量 Z_D 正方向的夹角, 其中, $Z_D = X_D \times Y_D$, 如图 4 所示。

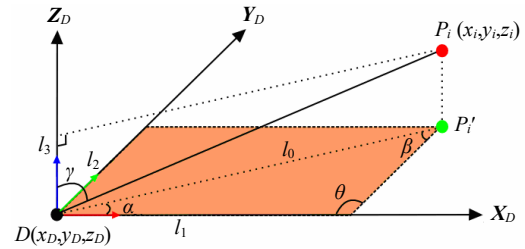


图4 建立点云坐标与新参考坐标系映射关系示意

(3) 将结构面上下盘形貌数据与新参考系坐标建立映射之后, 通过 MATLAB 实现不同滑移位移下结构面上下盘形貌点云空间位置的还原, 还原之后的效果如图 5 所示。

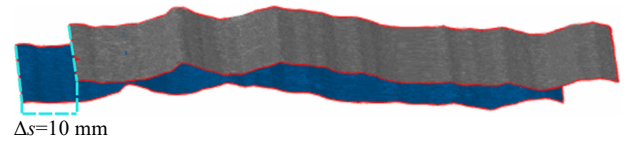


图5 结构面点云空间位置还原后效果图

2.2 结构面内部接触区域计算

本文以获取形貌时的最小采样间距作为结构面正方形微元的边长, 将上下盘微元对应点之间的平均垂直距离差作为高差, 以上下盘微元之间的空隙棱柱体积作为空腔体积进行计算。结构面内部空腔体积的具体计算过程如下:

(1) 首先以采样间距 $\Delta d = 0.2 \text{ mm}$ 作为微元边长, 通过 meshgrid 将结构面上下盘点云网格化, 将单个网格再次划分为左上三角微元和右下三角微元, 如图 6 所示。

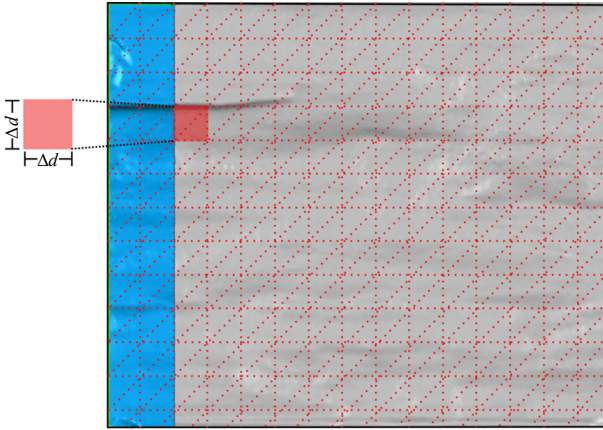


图6 结构面点云网格化示意

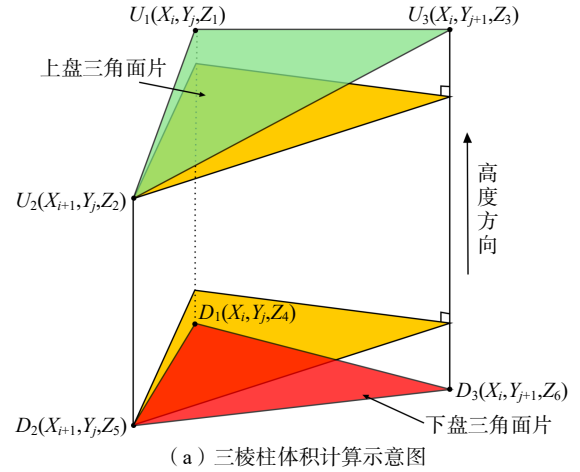
(2) 取相同 X 、 Y 坐标下的上盘三角微元和下盘三角微元, 上下两个三角面微元形成一个三棱柱, 如图 7 (a) 所示。结构面内部高差和空腔体积的计算公式为

$$\begin{cases} \Delta d = X_{i+1} - X_i = Y_{i+1} - Y_i \\ V_a = \frac{1}{4} \cdot \Delta d \cdot \frac{1}{2} (|Z_1 - Z_2| + |Z_3 - Z_2|) \cdot \Delta d \\ V_b = \frac{1}{4} \cdot \Delta d \cdot \frac{1}{2} (|Z_4 - Z_5| + |Z_6 - Z_5|) \cdot \Delta d \\ V_c = \frac{(\Delta d)^2 (Z_1 - Z_4)}{2} \\ V_i = V_a + V_b + V_c \\ V = \sum_{i=1}^n V_i \\ H = \frac{(Z_1 - Z_4) + (Z_2 - Z_5) + (Z_3 - Z_6)}{3} \end{cases} \quad (6)$$

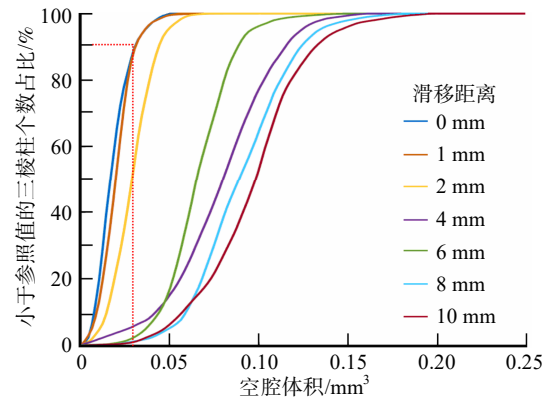
式中: V_a 为上四棱锥的体积; V_b 为下四棱锥的体积; V_c 为三棱柱的体积; V_i 为上下三角面片形成的空腔体积; V 为结构面上下盘之间的空腔体积; H 为结构面内部微元的高差。

理论上, 当三棱柱体积为 0 时, 该结构面上下盘微元为接触。但实际上由于制备的试样并非理论意义上的正方形, 雕刻机雕刻过程和仪器采集数据时存在误差, 建模软件的精度以及结构面上下盘形貌相对位置还原映射时的误差影响等, 因此需要对每个结构面单独设置一个吻合度参照值作为阈值。结构面吻合度误差阈值是判断结构面上下盘微元是否接触吻合的参照值, 当计算所得的三棱柱体积小于该参照值时, 该微元被判定为接触。其确定方法为: 假设当结构面上下盘相对滑移为 0 时, 结构

面处于完全吻合状态, 选取该状态下的结构面试样作为吻合度阈值的计算对象。考虑到存在误差, 将小于参照值的三棱柱个数占比为 90% 时的空腔体积作为该结构面的吻合度阈值, 如图 7 (b) 所示。确定完各组结构面的吻合度误差阈值之后, 根据相应的吻合度误差阈值对结构面的接触状态进行定量评价。



(a) 三棱柱体积计算示意图



(b) 结构面吻合度误差阈值确定

图7 接触区域确定方法

将激光扫描收集到的点云数据导入 Geomagic Studio 中去除噪点, 建立结构面的三维点云模型, 根据上述计算方式对所有结构面试样分别以 0、1、2、4、6、8、10 mm 的滑移间隔进行接触区域计算, 结果如图 8 所示。其中每组最右边结构面的名义面积为 $100 \text{ mm} \times 100 \text{ mm}$, 向左依次增大。

3 结构面内部接触区域计算

3.1 预测模型输入参数选取

4 种粗糙度参数 (倾向、倾角、高差和曲率) 对岩体结构面的接触机制有着重要影响, 且具有能

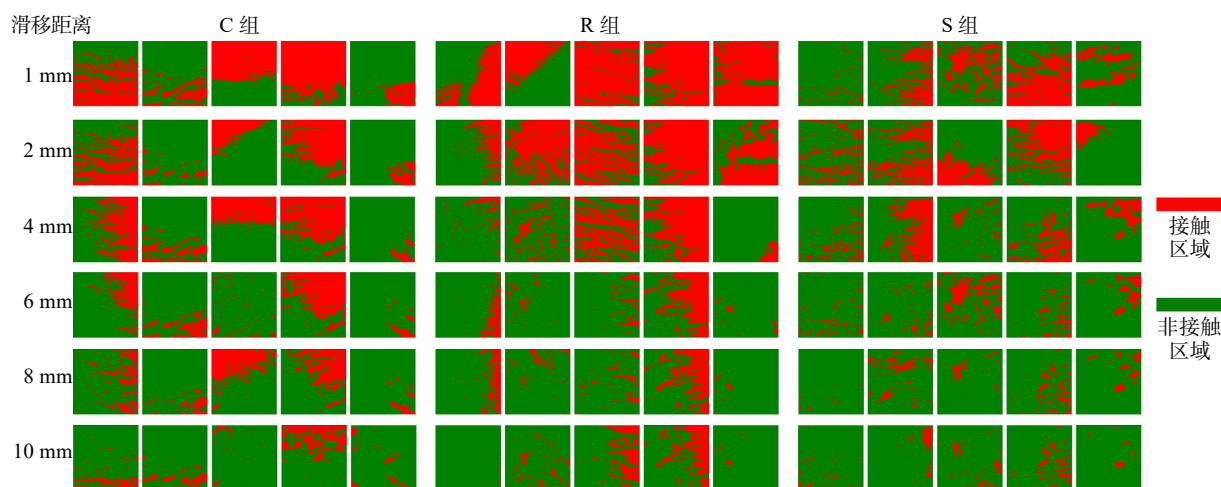


图 8 结构面接触区域

有效、非重复地描述结构面形貌特征和容易获取的优点, 因此, 将上述 4 种粗糙度参数作为描述结构面表面形貌特征的输入参数^[21]。考虑到结构面空腔体积具有明显尺寸效应, 将不同尺寸下的折减系数也作为预测模型的输入。

折减系数是一个用来描述不同尺寸结构面吻合度阈值关系的系数, 它能反映结构面吻合度阈值随着尺寸的变化规律。为了评估不同组别之间的接触状态, 首先以名义面积为 $100\text{ mm} \times 100\text{ mm}$ 尺寸下的吻合度阈值为基准, 然后将同一组的吻合度阈值分别除以基准尺寸下的吻合度阈值, 最后对同一尺寸下的结构面吻合度阈值求平均值, 得到该尺寸下的平均吻合度阈值, 结果见表 2, 该平均值就是不同尺寸下的折减系数。因此, 本文共选用上述 5 项参数作为预测模型的输入。

表 2 折减系数计算结果

结构面尺寸/ (mm×mm)	吻合度阈值			
	C 组	R 组	S 组	平均值
100×100	1.00	1.00	1.00	1.00
200×200	2.34	3.02	2.29	2.55
300×300	3.67	2.60	2.95	3.08
400×400	4.07	2.70	3.29	3.35
500×500	4.64	2.99	3.97	3.87

3.2 模型建立

为比较不同模型预测岩体结构面接触区域的性能, 采用 3 种机器学习 (集成装袋树、BPNN 和 KNN) 方法分别建立预测模型。由于在野外尺寸为 $100\text{ mm} \times 100\text{ mm}$ 、 $200\text{ mm} \times 200\text{ mm}$ 和 $300\text{ mm} \times$

300 mm 的岩体结构面易于获取和携带, 因此用于模型训练的训练数据集由上述 3 种尺寸在相同滑移距离下的结构面接触状态与对应网格的粗糙度参数 (倾向、倾角、曲率和高差) 和折减系数组成。

为了消除数据维度差异所造成的影响, 训练前采用最大最小标准化方式对所有输入参数进行归一化, 使输入参数缩放至 0~1 的范围内, 公式为

$$p_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (7)$$

式中: p_i 为每个参数归一化之后的第 i 个原始数据; x_i 为每个参数的第 i 个原始数据; $\min(x)$ 与 $\max(x)$ 分别为每组实验数据中的最小值与最大值。

模型训练过程中采用五折网格搜索交叉验证的方式进行模型的参数调优。最终设置集成装袋树的学习器数量为 30; 设置 BPNN 隐藏层数量为 1, 隐藏层节点数量为 $2n+1$ 即 19 (n 为输入层节点个数); 设置 KNN 最优 K 值为 10, 采用欧氏距离作为模型的距离度量。

4 结果分析

4.1 模型训练效果对比

以准确率作为评判指标, 对训练器的训练性能进行评估。准确率为预测正确的数据在所有数据中的个数比例。准确率越高, 训练效果越好。

分别随机取相同滑移距离下名义面积为 $100\text{ mm} \times 100\text{ mm}$ 、 $200\text{ mm} \times 200\text{ mm}$ 和 $300\text{ mm} \times 300\text{ mm}$ 的 3 种尺寸结构面各 200 000 个网格数据作为训练样本, 建立预测模型。在模型训练期间, 每次迭代

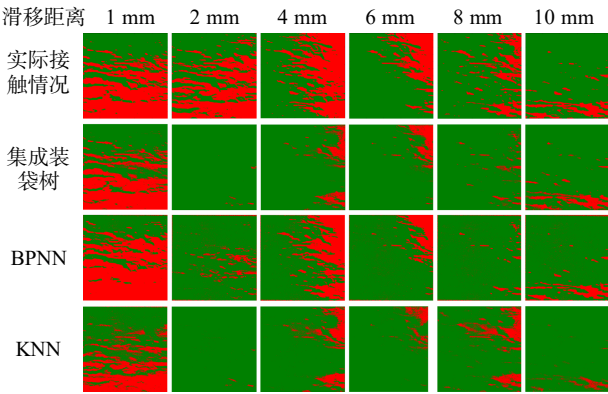
表 3 训练结果(准确率)

滑移距离/mm	C 组			R 组			S 组		
	集成装袋树	BPNN	KNN	集成装袋树	BPNN	KNN	集成装袋树	BPNN	KNN
1	0.99	0.98	0.94	0.99	0.99	0.95	0.99	0.98	1.00
2	0.99	0.98	0.95	0.99	0.98	0.92	0.99	0.98	0.99
4	0.99	0.99	0.94	0.99	0.81	0.95	0.99	0.98	0.95
6	0.99	0.98	0.95	1.00	0.99	0.97	0.99	0.98	0.95
8	0.99	0.99	0.95	1.00	0.99	0.97	1.00	0.98	0.97
10	0.99	0.99	0.96	1.00	0.99	0.98	1.00	0.98	0.98
平均值	0.99	0.99	0.95	0.99	0.96	0.96	0.99	0.98	0.97

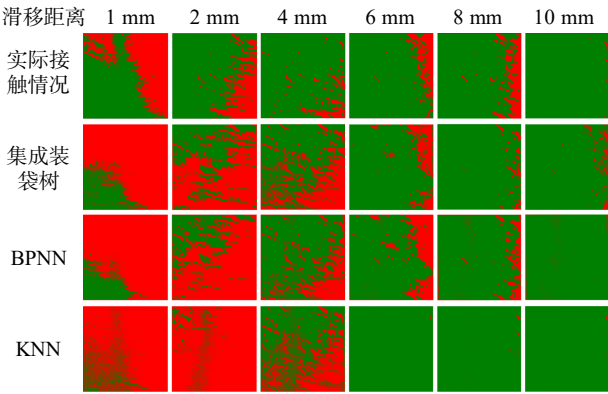
都会更新输入参数的权重,直到误差函数达到局部最小值。随后,从 3 个结构面中随机取 1 000 000 个网格数据作为模型验证的测试样本,将模型的测试结果归纳于表 3。结果表明 3 种模型的训练准确率都高于 0.95,说明建立的 3 种模型预测值和实际值之间具有良好的一致性。

4.2 模型预测对比

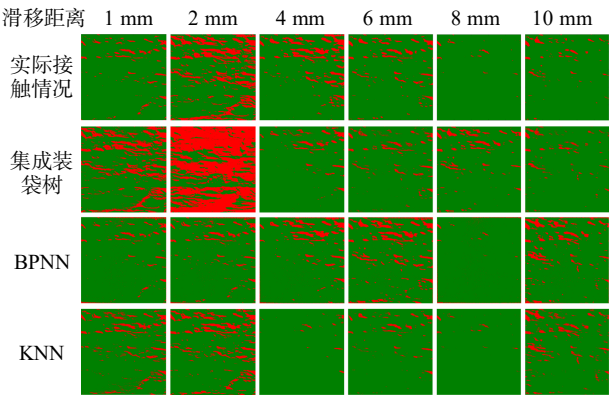
将同组相同滑移距离下名义面积为 500 mm×500 mm 的结构面 5 个参数输入至模型中,得到结构面接触区域的输出,如图 9 所示。



(a) C50



(b) R50



(c) S50

图 9 预测结果对比

为了比较模型的鲁棒性,采用受试者工作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线定量衡量 3 种模型在接触区域预测上的表现^[22-25]。ROC 曲线是以真阳性率为纵坐标,假阳性率为横坐标,并根据不同的阈值绘制而成的曲线。ROC 曲线与 X 轴之间的面积称为曲线下面积 (Area Under Curve, AUC),这是评估预测模型性能的重要指标。AUC 值的范围为 0.5~1.0,其值随着 ROC 曲线向左上角移动而增加,表明预测模型的准确度更高,若 AUC 值达到 1,则实际值与预测模型之间不会出现误差。

图 10 展示了 3 种预测模型分别对 3 块名义面积为 500 mm×500 mm 的结构面在不同滑移距离下的 ROC 曲线和 AUC 值。

结果表明,KNN 模型的平均 AUC 值为 0.69,预测效果较为一般,而集成装袋树模型和 BPNN 模型平均 AUC 值分别为 0.77 和 0.78,都高于 0.75,具有较高的准确性。其中 BPNN 模型显示出更高的 AUC 值,具有更好的预测性能。

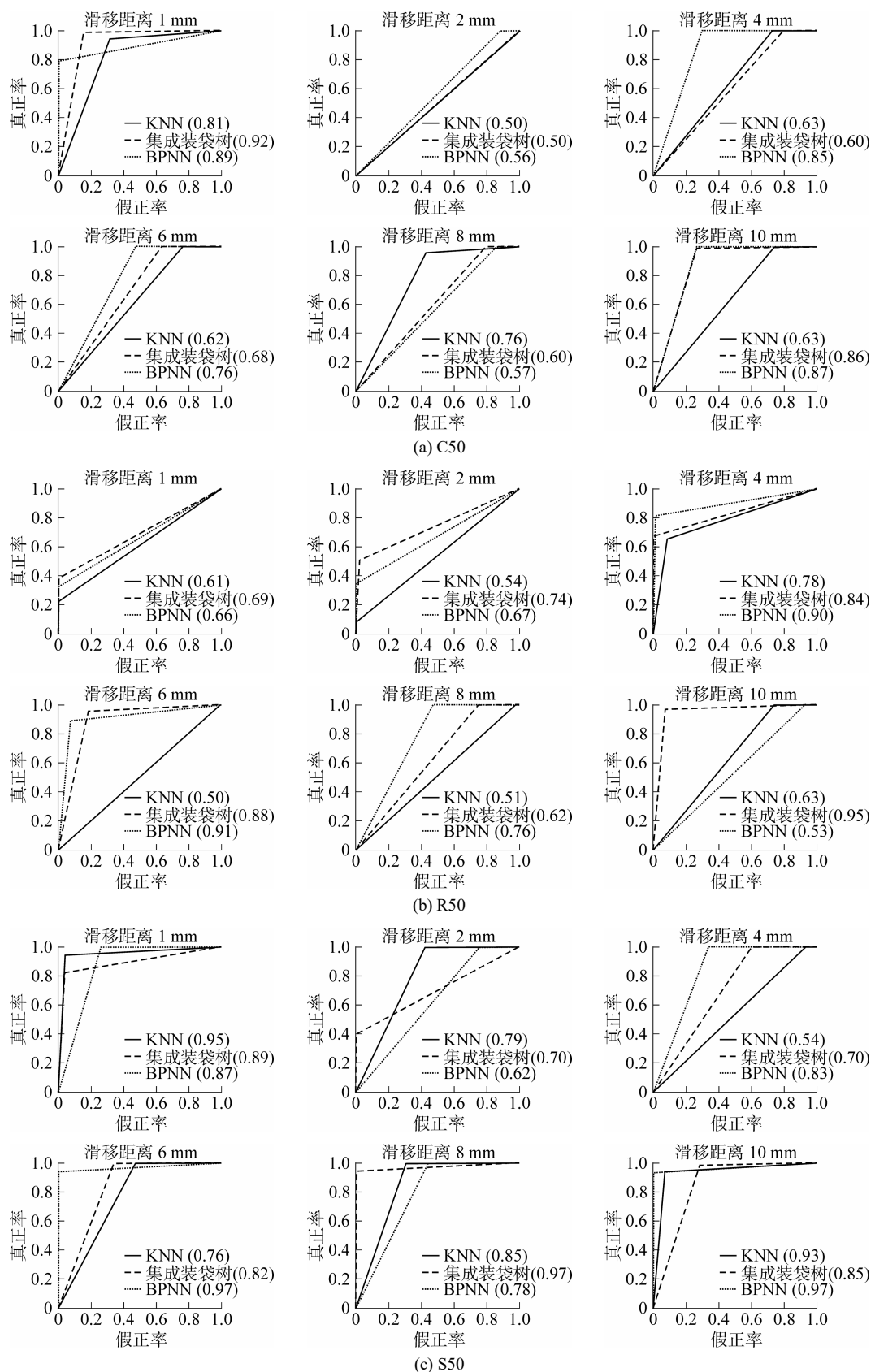


图 10 ROC 曲线对比 (括号内为 AUC 数值)

5 结论

本文提出结构面点云空间还原方法,还原了不同滑移位移下结构面上下盘点云位置。通过结构面内部空腔体积和吻合度阈值的计算确定结构面接触区域,在此基础上以同组相同滑移距离下名义面积为 $100\text{ mm}\times 100\text{ mm}$ 、 $200\text{ mm}\times 200\text{ mm}$ 、 $300\text{ mm}\times 300\text{ mm}$ 的结构面粗糙度参数和折减系数以及对应区域的接触状态作为训练集,采用机器学习的方法建立了 3 种岩体结构面接触区域的预测模型,并以相同滑移距离下名义面积为 $500\text{ mm}\times 500\text{ mm}$ 的结构面粗糙度参数和折减系数为输入,得到对应区域的结构面接触状态。采用 ROC 曲线和 AUC 值对模型预测性能进行了比较研究和评估,得到了以下结论:

(1) 结合激光扫描和倾斜试验获取了结构面形貌和不同错开位移下的相对空间位置,提出了结构面点云空间位置的还原方法,还原了不同滑移位移下结构面上下盘的相对空间位置。通过结构面内部空腔特征和吻合度阈值的计算确定了不同滑移距离下结构面上下盘的接触区。结果表明,结构面平均高差和空腔体积随着滑移距离的增大而增大,吻合度随着滑移距离的增加而减小。在相同滑移距离下,粗糙度增大,结构面内部微元的平均高差和平均空腔体积整体上也增大,而吻合度随着粗糙度增大而减小。

(2) 采用机器学习方法,在分析结构面表面形貌特征及接触机制的基础上,选择倾向、倾角、曲率、高差作为描述结构面表面形貌特征的粗糙度参数,建立 3 种预测模型,通过多参数的综合表征对结构面接触区域进行预测,3 种模型的训练准确率都高于 0.95,模型预测值和实际值之间具有良好的一致性。

(3) 以 ROC 曲线的 AUC 值作为评估预测模型性能的重要指标。3 种预测模型中预测效果最好的是 BPNN,其次是集成装袋树,两者平均 AUC 值分别为 0.78 和 0.77,都高于 0.75,具有较高的准确性。预测效果最低的是 KNN,平均 AUC 值为 0.69,预测效果较为一般。

参考文献:

[1] 杜时贵,胡晓飞,罗战友,等. 节理抗剪强度综合评价

的试验研究[J]. 工程地质学报, 2008, 16(1):89-97.

- [2] 曾纪全, 杨宗才. 岩体抗剪强度参数的结构面倾角效应[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(20):3418-3425.
- [3] 彭勃, 刘亚群, 李海波, 等. 基于三维形貌的节理抗剪强度弱化规律研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(增刊 2):3191-3200.
- [4] 杨松林, 李详新. 岩石节理的表面形态与力学特性[J]. 长江职工大学学报, 2000, 17(4):15-17, 10.
- [5] 肖维民, 余欢, 李锐, 等. 薄层充填岩石节理抗剪强度特性试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(增刊 2):3420-3428.
- [6] PARK J W, SONG J J. Numerical method for the determination of contact areas of a rock joint under normal and shear loads[J]. International journal of rock mechanics and mining sciences, 2013, 58:8-22.
- [7] BANDIS S C, LUMSDEN A C, BARTON N R. Fundamentals of rock joint deformation[J]. International journal of rock mechanics and mining sciences & geomechanics abstracts, 1983, 20(6):249-268.
- [8] PYRAK-NOLTE L J, MYER L R, COOK N G W. Transmission of seismic waves across single natural fractures[J]. Journal of geophysical research: solid earth, 1990, 95(B6):8617-8638.
- [9] HAKAMI E, LARSSON E. Aperture measurements and flow experiments on a single natural fracture[J]. International journal of rock mechanics and mining sciences & geomechanics abstracts, 1996, 33(4):395-404.
- [10] NEMOTO K, WATANABE N, HIRANO N, et al. Direct measurement of contact area and stress dependence of anisotropic flow through rock fracture with heterogeneous aperture distribution[J]. Earth and planetary science letters, 2009, 281(1/2):81-87.
- [11] KIM D H, GRATCHEV I, BALASUBRAMANIAM A. Back analysis of a natural jointed rock slope based on the photogrammetry method[J]. Landslides, 2015, 12(1):147-154.
- [12] GE Y F, TANG H M, XIA D, et al. Automated measurements of discontinuity geometric properties from a 3D-point cloud based on a modified region growing algorithm[J]. Engineering geology, 2018, 242:44-54.
- [13] 熊祖强, 江权, 龚彦华, 等. 基于三维扫描与打印的岩体自然结构面试样制作方法与剪切试验验证[J]. 岩土力学, 2015, 36(6):1557-1565.
- [14] HUANG J D, ZHANG J, GAO Y. Intelligently predict the rock joint shear strength using the support vector regression and firefly algorithm[J]. Lithosphere, 2021, 2021(Special 4):2467126.

- [15] LI Y, ZENG J, SUHATRIL M, et al. Analyzing the shear strength of jointed magmatic rock mass excavatability using the hybridization of metaheuristic model of ELM-SVM[J]. *Acta geotechnica*, 2023, 18(4):1793-1819.
- [16] GE Y F, XIE Z G, TANG H M, et al. Determination of the shear failure areas of rock joints using a laser scanning technique and artificial intelligence algorithms[J]. *Engineering geology*, 2021, 293:106320.
- [17] WANG L Q, WANG C S, KHOSHNEVISAN S, et al. Determination of two-dimensional joint roughness coefficient using support vector regression and factor analysis[J]. *Engineering geology*, 2017, 231:238-251.
- [18] 黄曼, 夏才初, 马成荣, 等. 系列尺度岩体结构面形貌渐进覆盖统计方法[J]. *岩石力学与工程学报*, 2019, 38(8):1533-1541.
- [19] 雍睿, 钟祯, 杜时贵, 等. 岩体结构面基本摩擦角研究现状与展望[J]. *岩石力学与工程学报*, 2022, 41(2):254-270.
- [20] ALEJANO L R, MURALHA J, ULUSAY R, et al. A benchmark experiment to assess factors affecting tilt test results for sawcut rock surfaces[J]. *Rock mechanics and rock engineering*, 2017, 50(9):2547-2562.
- [21] 王松挺, 王昌硕, 杜时贵, 等. 基于机器学习的岩体结构面剪切破坏区域预测研究[J]. *地质与勘探*, 2024, 60(2):388-406.
- [22] 汤志立, 徐千军. 基于9种机器学习算法的岩爆预测研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(4):773-781.
- [23] 汤志立, 王雪, 徐千军. 基于过采样和客观赋权法的岩爆预测[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2021, 61(6):543-555.
- [24] WANG Y K, TANG H M, HUANG J S, et al. A comparative study of different machine learning methods for reservoir landslide displacement prediction[J]. *Engineering geology*, 2022, 298:106544.
- [25] 赵洪波, 师旭超. 岩石节理抗剪强度的支持向量机预测[J]. *长江科学院院报*, 2004, 21(6):45-46, 50.

Research of intelligent prediction method for rock joints contact area based on tilting test

TONG Shuochao¹, WANG Songting¹, CHEN Bei², SHAO Hancong², LÜ Yuanjun¹,
LIU Weiming¹, WANG Changshuo¹

(1.Rock Mechanics Institute, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.Ningbo Regional Railway Investment and Development Co., Ltd., Ningbo 315101, China)

Abstract: The contact area, as the potential failure area of the relative motion of the rock mass structural plane, has an important influence on its shear strength. The existing measurement methods can only evaluate the contact area under specific conditions, and they lack the ability to non-destructively identify the contact area under varied conditions. To this end, this paper uses tilting test and laser scanning technology to obtain the surface morphology of the structural plane and the relative position information of the upper and lower plates under different slip distances. The spatial position reduction method of the structural plane point cloud under different slip displacements is proposed to restore the morphology of the upper and lower plates of the structural plane to the spatial position under the corresponding slip position. Through machine learning, the roughness parameters, reduction coefficients and the contact state of the corresponding grid of the small-size structural plane are used as the training data set to construct the prediction model of the contact area. The roughness parameters of the large-scale structural surface and the coincidence threshold reduction coefficient are used as the input to the model to obtain the output results of the contact area. The ROC curve and AUC value are used to evaluate its predictive performance. The results show that the prediction results are consistent with the actual situation, and BPNN has the best prediction performance, followed by integrated bagging tree, and finally KNN. The study provides a novel and effective method for accurately evaluating the contact area of rock mass discontinuities.

Keywords: rock mass structural plane ; tilting test ; cavity volume ; contact area ; machine learning

(责任编辑 韩 超)