

基于 LIBS 技术的岩石矿物-强度转换模型及单轴抗压强度的快速批量测试与应用

张庆贺^{1,2,4}, 王晓蕊^{1,3,4}, 王传兵¹, 李维国², 官凤强⁵, 章新生⁶, 李井国⁶

(1. 安徽理工大学 深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室, 安徽 淮南 232001; 2. 安徽理工大学 土木建筑学院, 安徽 淮南 232001; 3. 安徽理工大学 安全科学与工程学院, 安徽 淮南 232001; 4. 合肥综合性国家科学中心能源研究院, 安徽 合肥 230000; 5. 东南大学 土木工程学院, 江苏 南京 211189; 6. 中铁四局集团有限公司, 安徽 合肥 230000)

摘要: 由于深部工程灾害的复杂性和突发性, 岩石的力学参数特别是单轴抗压强度在稳定性分析和风险评价、支护参数设计优化及智能化施工中显得尤为重要, 因此需要考虑如何实现岩石强度的快速定量化。从矿物学角度实现岩石单轴抗压强度的快速定量表征, 基于激光诱导击穿光谱 (Laser-Induced Breakdown Spectroscopy, LIBS) 技术建立了光谱-元素-矿物预测模型, 提出了一种矿物-强度快速定量转换的新方法。结合 LIBS 技术建立花岗岩和变质砂岩的光谱信息库, 并通过 X 射线荧光光谱 (X-ray Fluorescence, XRF) 和 X 射线衍射 (X-ray Diffraction, XRD) 测试分别获取岩石的元素和矿物数据集, 基于支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 算法解析岩石中矿物成分的质量分数, 最终建立矿物-强度转换模型, 通过矿物成分质量分数预测值计算岩石的单轴抗压强度, 并通过标准力学试验验证其合理性与科学性。结果表明, 光谱-元素预测模型中各元素的决定系数 R^2 在 0.96~0.99 内变化, 该模型可有效得到各元素含量; 元素-矿物预测模型中石英和磷铝石的预测效果最好, 长石矿物族和云母矿物族次之, 绿泥石和浊沸石也有良好的预测效果; 多元线性回归模型 ($R^2 = 0.8502$) 较最小二乘法 ($R^2 = 0.7196$) 更适用于矿物质量分数预测值与单轴抗压强度的非线性关系, 修正系数的引入可以较为有效地实现矿物-强度的精准转换。最后, 采用矿物-强度转换模型对工程现场不同里程处的工作面中岩石的单轴抗压强度进行快速批量测试, 结合 Kriging 插值技术和 Matlab 技术实现工程现场 UCS 的三维连续可视化。

关键词: 激光诱导击穿光谱; 矿物成分; 定量分析; 快速测定; 空间可视化

中图分类号: TU42; TU455; TU457 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-9993(2025)04-2091-17

A mineral-strength conversion model based on LIBS technology and rapid batch testing and application of uniaxial compressive strength

ZHANG Qinghe^{1,2,4}, WANG Xiaorui^{1,3,4}, WANG Chuanbing¹, LI Weiguo², GONG Fengqiang⁵, ZHANG Xincheng⁶, LI Jingguo⁶

(1. National Key Laboratory of Safe Mining of Deep Coal and Environmental Protection, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 2. School of Civil Engineering and Architecture, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 3. School of Safety Science

收稿日期: 2024-11-29 策划编辑: 韩晋平 责任编辑: 王晓珍 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.XH24.1480

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (42472344); 安徽省自然科学基金资助项目 (2308085ME153); 深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室开放基金资助项目 (HNKY2024YB302)

作者简介: 张庆贺 (1988—), 男, 山东济南人, 教授, 博士。E-mail: zhangqhsdu@163.com

通讯作者: 王晓蕊 (1996—), 女, 河南许昌人, 博士研究生。E-mail: wxiaorui_aust@163.com

引用格式: 张庆贺, 王晓蕊, 王传兵, 等. 基于 LIBS 技术的岩石矿物-强度转换模型及单轴抗压强度的快速批量测试与应用[J]. 煤炭学报, 2025, 50(4): 2091-2107.

ZHANG Qinghe, WANG Xiaorui, WANG Chuanbing, et al. A mineral-strength conversion model based on LIBS technology and rapid batch testing and application of uniaxial compressive strength[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(4): 2091-2107.



移动阅读

and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China; 4. Institute of Energy, Hefei Comprehensive National Science Center, Hefei 230000, China; 5. School of Civil Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 6. China Railway No. 4 Engineering Group Co., Ltd., Hefei 230000, China)

Abstract: Due to the complexity and abruptness of deep engineering disasters, the mechanical parameters of rocks, particularly uniaxial compressive strength (UCS), play a critical role in stability analysis, risk assessment, support parameter optimization, and intelligent construction. Achieving rapid quantitative characterization of rock strength is therefore essential. A novel approach for the rapid quantitative characterization of rock UCS from a mineralogical perspective is proposed, utilizing laser-induced breakdown spectroscopy (LIBS) technology, thereby introducing a mineral-to-strength conversion methodology. A spectral database for granite and metamorphic sandstone is constructed using LIBS, and the elemental and mineral datasets of the rocks are acquired by X-ray fluorescence (XRF) and X-ray diffraction (XRD) tests, respectively. The mass fraction of mineral components is analyzed via the support vector regression (SVR) algorithm. In the end, a mineral-strength conversion model is established to calculate the UCS from the predicted values of mineral component concentrations, and its rationality and scientific validity are validated by the standard mechanical tests. Results indicate that the coefficient of determination R^2 of each element in the spectral-elemental prediction model is between 0.96 and 0.99, and the model can effectively obtain the content of each element; the elemental-mineral prediction model has the best prediction effect of quartz and aluminum phosphate, followed by feldspathic and mica mineral groups, and good prediction effect of chlorite and turbidite zeolite as well. The multiple linear regression model ($R^2 = 0.8502$) is more suitable than the least squares method ($R^2 = 0.7196$) for the nonlinear relationship between the predicted value of mineral mass fraction and uniaxial compressive strength, and the introduction of the correction coefficients can be more effective in realizing the accurate conversion of minerals-strengths. Finally, the mineral-strength conversion model is used to conduct rapid batch testing of the UCS of rocks in different mileage of working faces at the project site, and combined with the Kriging interpolation technique and Matlab technology to realize the 3D continuous visualization of the UCS at the project site.

Key words: laser-induced breakdown spectroscopy; mineral composition; quantitative analysis; rapid determination; spatial visualization

在深埋隧道工程或深部煤矿开采过程中,岩石的力学参数,特别是单轴抗压强度(UCS),在围岩的稳定性分析、风险评价、支护设计优化以及智能化施工中至关重要。具体而言,岩石质量评价系统、岩石质量指数、基于 Hoek-Brown 破坏准则的地球物理学脆性指数(GSI)以及基于弹性力学试验的脆性指数(EBI)等,都需要 UCS 参数的支持与计算^[1-4]。单轴抗压强度的快速、准确测定,对隧道工程或采矿工程的灾源智能识别具有重要意义。然而,UCS 通常采用单轴压缩试验获取,包括钻孔或切割等方式进行现场取样、标准试样制备、单轴压缩和数据分析,过程繁琐复杂,耗时且成本高昂,无法及时将获取的岩石力学参数应用于工程现场^[1,4-5]。

由于上述挑战和限制,学者们探索了确定岩石单轴抗压强度的其他方法。点荷载法是现场测试岩石强度的主要方法之一,但试件在点荷载的作用下发生拉应力诱导的劈裂破坏,破坏机制与岩石压缩破坏机制不同,导致不同种类岩石的点荷载强度与单轴抗压

强度的转换系数明显不同,因此,该测试方法的精度较低^[6-9]。数字钻探测试技术为现场围岩体力学参数的实时获取提供了新的思路,但建立岩石力学强度参数和随钻参数的定量关系,需要对岩石进行随钻测试,传统随钻参数(如转矩、钻进速度、转速等)采集过程较复杂、研究过程经历时间较长,所需成本投入较大^[5-6,10]。纳米压痕测试是一种新颖的局部测试技术,通过在压头下方施加高应力,促使材料发生变形,从微观尺度上原位测量单个矿物及其界面的原位力学性质,如坚固性系数、弹性模量和断裂韧性^[11-15],但如何从微观矿物学角度实现宏观岩石单轴抗压强度的快速定量化,鲜少有学者研究。

岩石由岩石矿物或元素组成,通过元素信息转换成岩石矿物信息^[16-17],进而从矿物学角度量化岩石的单轴抗压强度,是一种高效的方法。元素信息的获取主要依赖于 X 射线荧光光谱(简称 XRF)或者 X 射线衍射(简称 XRD),但 XRF 和 XRD 试验检测需要制备粉末样品。且 XRF 只针对于元素的检测,XRD 虽然

也可以进行矿物成分分析,且具有较高的准确率^[3],但试验周期很长,无法实现岩石强度的快速批量获取。

激光诱导击穿光谱(简称 LIBS)是一种快速测试元素成分的新兴技术。该技术通过高能脉冲激光照射到待测物体表面,激发样品产生电子,电子在激光照射下加速运动最终在样品表面形成等离子体,仪器通过检测等离子体从产生到消亡过程中发出的光信号实现对样品元素的定性和定量分析^[18-20]。与其他常见的元素分析技术相比,LIBS 具有实时($< 1\text{ s}$)、可逐点扫描、多脉冲多元素同时分析、不需要特定形状的样品制备,能够分析各种形态(固体、液体和气体)样品,甚至能够在如辐射危害、高温和真空等恶劣或难以接近的环境中远距离探测等众多优势,因此,LIBS 在地质能源勘探、土壤重金属分析、太空和军事探测、生物医学和爆炸物检测等领域极具实用价值,被誉为成分分析领域的“超级巨星”^[18-19,21-22]。此外,人工智能算法,如随机森林^[3,23]、BP(Back Propagation)神经网络^[10]、遗传算法^[24]、人工神经网络^[25]和支持向量回归^[26]等对于 UCS 快速预测的重要价值已经被学者们证实,快速测量技术结合人工智能算法可以辅助实现单轴抗压强度的快速定量化。

因此,为实现从矿物学角度到岩石单轴抗压强度的快速智能化,笔者结合 LIBS 技术获取岩石的光谱信息库,并通过 XRF 和 XRD 测试获取岩石的元素和矿物数据集,基于这些数据,利用支持向量回归算法建立了光谱-元素-矿物预测模型,最后通过矿物-强度定量转换模型实现了岩石单轴抗压强度的快速定量表征,并通过力学试验验证模型的合理性与科学性。该技术在中国西部某隧道工程现场进行了初步探索,对不同里程工作面处岩石的单轴抗压强度进行快速批量测试,结合 Kriging 插值技术和 Matlab 技术实现工程现场 UCS 的三维连续可视化。研究结果为深部工程的快速、准确及智能化的灾源判识及围岩支护参数动态优化提供理论依据,以改善传统力学试验时效

性受限的工程问题。

1 取样和样品制备

工程背景及取样地点为中国西部某隧道工程,当前正在施工中,其地质纵断面如图 1 所示,隧道地面高程 3 110~5 254 m。隧道全线主要以晚古生界和早第三纪形成的变质砂岩、板岩、灰岩等变质岩和沉积岩为主,局部有燕山期花岗岩侵入,地质条件复杂,岩爆现象频发。隧道洞身主要为石炭系中统至二叠系下统来姑组(C_2-P_1)₁,板岩与变质砂岩交替,局部夹杂石英岩、大理岩和白云岩;出口段为白云岩。构造岩类主要为压碎岩、断层角砾及断层泥。隧道区穿越了 14 条主要断裂带。

图 2 显示了隧道结构及取样位置,隧道由左右 2 条主线组成,中间通过横向通道连接,并沿里程方向设置了多个工作面进行施工。为保证采集到足够数量且具有差异性的样本,跟随施工进度,沿开挖方向分别在 3 号斜井 IS1+152.9、IS1+092.5,双线主洞 R1059+914.6、R1059+870.3,以及 L1060+012.7、L1060+066.3 等 15 个里程断面,沿设计截面取样。右线取样长度为 173.2 m,取样深度为 534~1 520 m;左线取样长度为 223.3 m,取样深度为 542~1 576 m;3 号斜井取样长度 177.3 m,取样深度为 311~1 357 m。

采集的样本包括 203 个小块花岗岩样本和 129 个小块变质砂岩样本,以及 10 组来自不同位置的大块岩石样本(包含花岗岩和变质砂岩)。为了验证所提出的岩石强度快速测量方法,将这 10 组岩石样本加工成直径 50 mm、高度 100 mm 的标准圆柱形试样,用于后续的力学强度测试。根据国际岩石力学学会(ISRM)制样标准,所有样品应该保证端面磨平,误差控制在 0.025 mm 以内,同时确保端面与样品纵轴垂直,误差控制在 0.25°以内,共可制备 50 个标准试样用于单轴压缩试验。

在完成压缩试验后,选取破碎状态下标准试样内

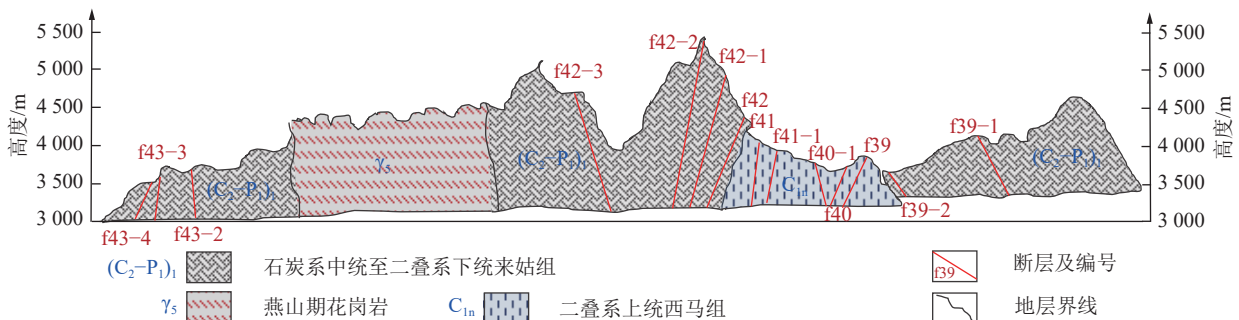
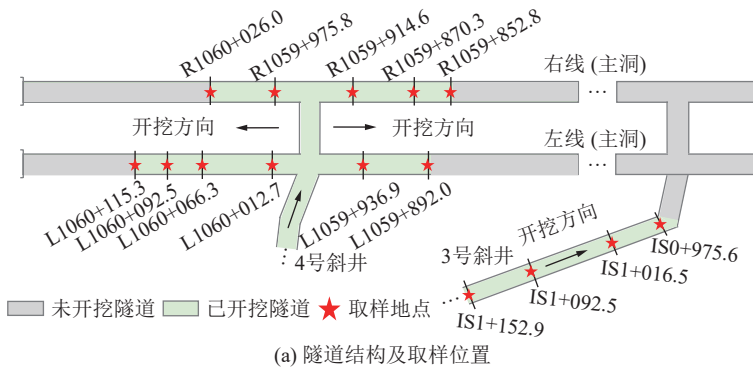


图 1 隧道地质纵断面示意

Fig.1 Schematic geological longitudinal section of the tunnel



(b) 3号斜井IS0+975.6里程处取得的变质砂岩样品

图 2 工程现场取样位置

Fig.2 Project site sampling locations

部的岩石碎块装入样品袋。采集的 203 个花岗岩样本和 129 个变质砂岩样本同样被装入样品袋,以便进行 LIBS 测试,最终可获得 382 组 LIBS 激光光谱数据。LIBS 测试完成后,从测试区域内的岩石块体上切取约 20 g 样品,制成粉末,通过 200 目(即 75 μm)筛网筛分后装入样品袋,进行 XRF 和 XRD 测试,以确保所获取的元素和矿物成分与 LIBS 激光光谱数据相对应。具体试验流程和参与测试分析的部分样品如图 3 所示。

2 光谱-元素预测模型

2.1 LIBS 激光光谱测试

为获取元素激光光谱,采用型号为 GS-LIBS2500G 的激光成分分析仪,仪器测试原理和检测样如图 4 所示。其原理是:激光器发射出高能脉冲激光照射到待测样品表面,激发样品产生电子。这些电子在激光照射下加速运动,最终在样品表面形成等离子体。通过检测等离子体从产生到消亡过程中发出的光信号,得到 LIBS 光谱,进而实现对样品的定性和定量分析。

为尽可能降低由于元素浓度分布不均匀和物理性质差异引起的基体效应,在 LIBS 测试中,每个样品测试 3 个不同位置,每个位置进行 100 次连续激发(每次激发获得一条光谱数据),规定前 50 次激发用于清理样品表面杂质和氧化层,后 50 次激发所获得的光谱以集成平均值作为测试位置的光谱数据。随后,将 3 个不同位置的光谱数据取平均,最终得到 382 组光谱数据。由于试验使用的 LIBS 仪未配置矿石元素数据库,因此只能得到岩石样本的光谱数据,但无法直接识别元素,更无法实现元素的定量分析。将这些数据与 NIST 光谱数据库对比,识别光谱中的谱线并分析岩石的元素成分,主洞和 3 号斜井中部分岩石样本的 LIBS 光谱如图 5 所示。

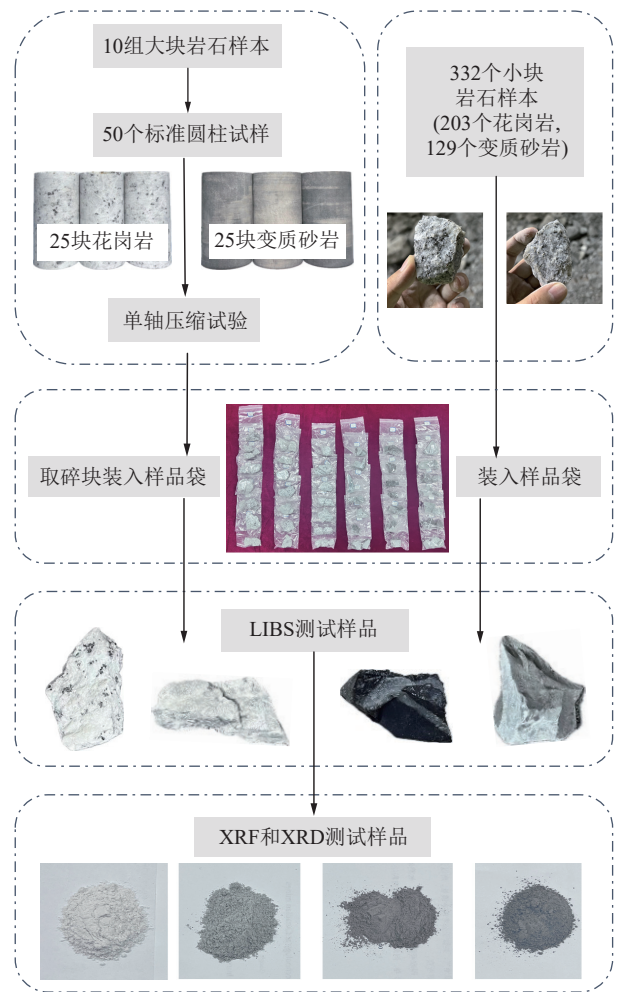


图 3 试验流程和测试样品

Fig.3 Test procedure and test samples

由图 5 可知,所采集的岩石样本中含有 Fe、Mg、Si、Al、Ca、Na 等多种元素。根据 NIST 光谱数据库的信息,每种元素都有多个特征谱线,图 5 中,标注了部分元素的部分特征谱线波长。在 257~597 nm 的波长范围内,每种元素的特征谱线不尽相同,例如: Mg 元素的特征谱线分别位于 285.213 nm 和 518.360 nm,而 Si 元素的特征谱线则分别位于

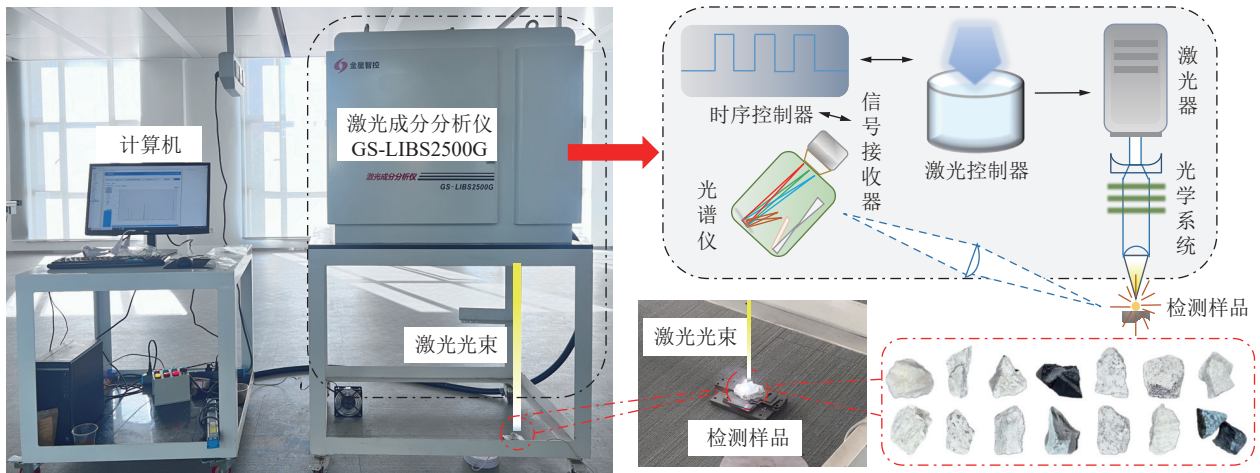


图 4 LIBS 技术测试原理和检测样品

Fig.4 LIBS technology test principle and tested rock samples

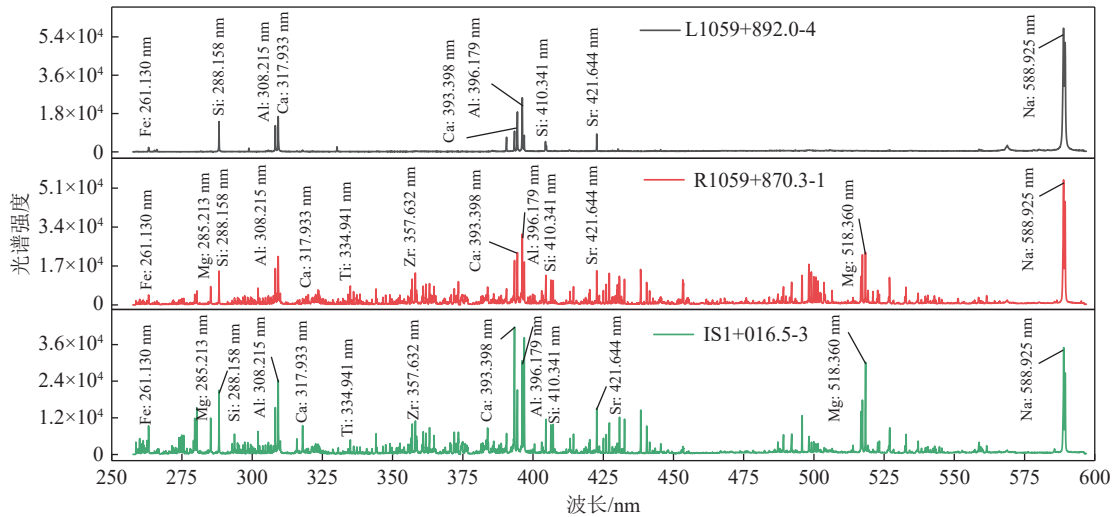


图 5 主洞和 3 号斜井中部分岩石样品的 LIBS 光谱数据

Fig.5 LIBS spectral data of some rock samples in the main cave and No. 3 inclined shaft

288.158 nm 和 410.341 nm。

2.2 XRF 元素测试

前面已提到试验使用的 LIBS 仪未配置矿石元素数据库, 因此需要为 LIBS 仪搭建矿石元素数据库, 为之后将该设备应用到工程现场做准备。而基于 LIBS 技术对元素的定量分析, 通常依赖于已知元素浓度, 通过外标法或内标法建立标准曲线, 以此确定其他元素的浓度。因此, 为实现 LIBS 光谱信号与元素浓度之间的转换, 采用型号为理学 - ZSX Primus III NEXT 的 X 射线荧光光谱仪对岩石粉末样本进行测试, 以建立光谱-元素预测模型。如图 6 所示, 该设备通过分析晶体衍射后的 X 射线在空间中的分散情况, 利用精确角度定位的探测器收集特征光子, 从而记录和测量特定元素的 X 射线强度。

经过 XRF 测试分析, 花岗岩和变质砂岩样本中共检测到 30 种元素, 如图 7 所示。其中, Si、Al、K、

Fe 等 13 种元素在所有样本中均有出现, 而 Co、Th、Pb 和 V 等 4 种元素仅在部分样本中出现, 且出现频率低于 10%。此外, Si 元素的平均含量最高, 而 Nb、As、Y、Ga 等 21 种微量元素的平均质量分数均低于 0.1%。值得注意的是, 虽然 Sr、Rb、S 和 P 等元素出现频次也为 100%, 但因其含量较低, 未纳入考虑范围。因此, 选择 Si、Al、K、Fe、Ca、Na、Mg 和 Ti 这 8 种平均质量分数较高且出现频率较高的元素, 作为建立 LIBS 光谱-元素模型的主要元素。

2.3 光谱-元素预测模型

为建立光谱-元素预测模型, 元素的特征谱线是识别元素的关键。然而, 岩石中矿物元素的特征谱线丰富, 光谱分析时通常存在相互干扰的现象。如图 8a 所示, Ca (394.437 nm) 和 Al (396.179 nm) 2 种元素特征谱线的光谱信号存在明显干扰现象。不同含量的元素在同一波长下的光谱峰值相互重叠, 导致其难

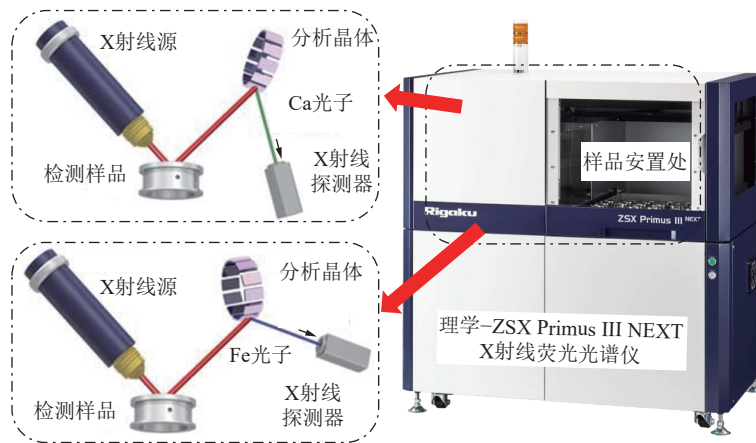


图 6 X 射线荧光光谱仪

Fig.6 X-ray fluorescence spectrometer (XRF)

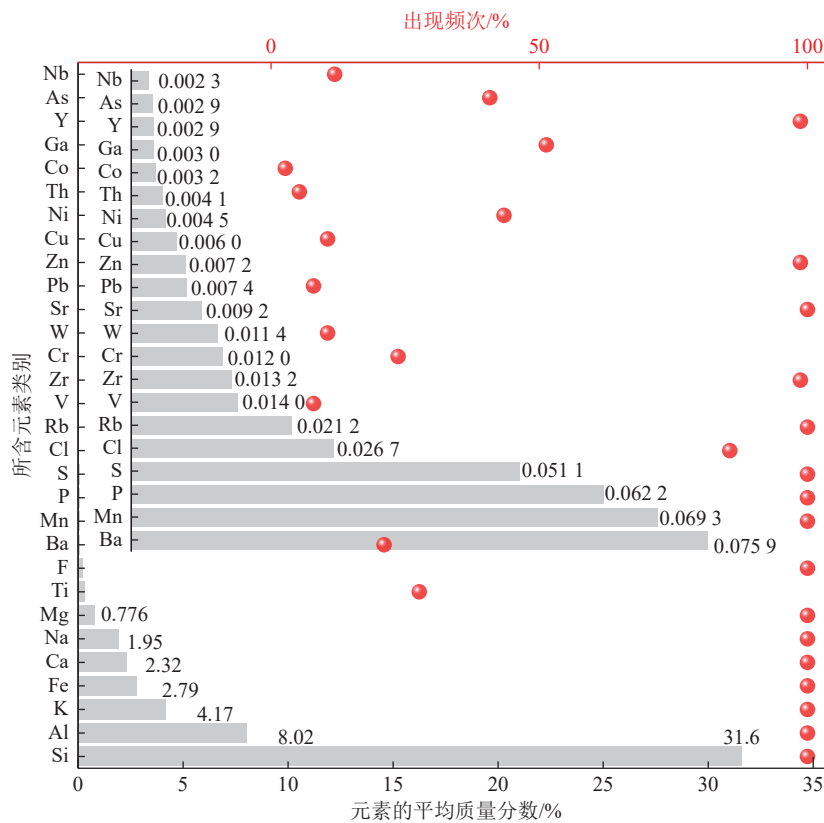


图 7 XRF 元素测试结果

Fig.7 XRF elemental test results

以准确分辨,对光谱信号的准确性和稳定性造成显著影响,进而干扰实验结果的精度。

因此,要提高从 LIBS 光谱信息到多种元素质量分数预测的精确性,应选择光谱峰值相互独立、干扰较小且灵敏度较好的特征谱线作为元素分析的特征谱线^[3]。如图 8b 所示,Ca(394.437 nm)和 Al(396.179 nm) 2 种元素特征谱线的一致性和灵敏度都较好,且光谱峰值相互独立、无干扰,是较理性的特征谱线。依据此方法,完成了对样本中 8 个分析元素的特征谱线的

筛选,具体见表 1。

相较于外标法,内标法能在一定程度上减弱基体效应、实验参数波动等因素对光谱信号的影响,提高定量分析的精度^[27-28]。选取含量相对较高、稳定性较好以及光谱信号强且清晰的 Si 元素作为内标元素。通过将样品中待测元素的质量分数值作为横坐标,对应待测元素的相对强度(根据式(1)计算)作为纵坐标,建立光谱-元素预测模型,该模型以图 9 中的标准拟合曲线形式展示。

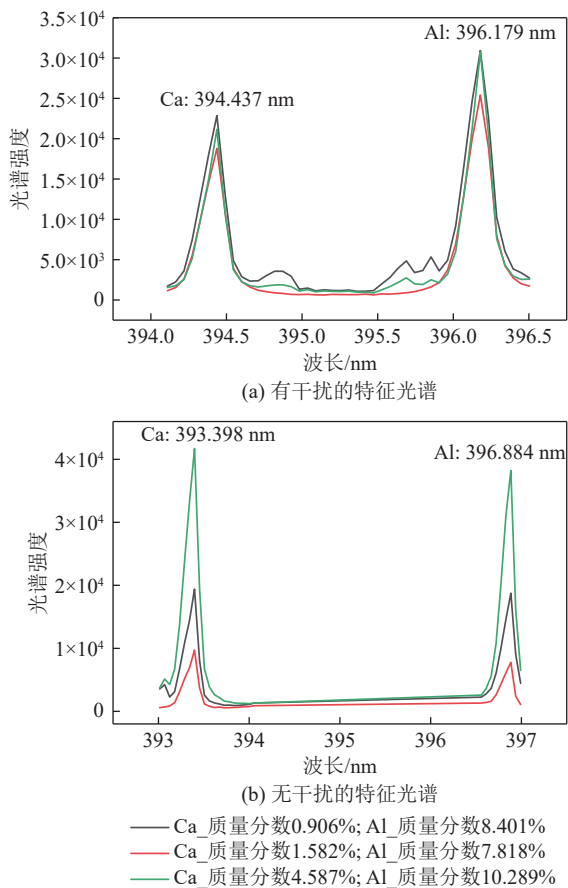


图 8 特征谱线的选择

Fig.8 Selection of characteristic spectral line

表 1 元素的特征谱线

Table 1 Characteristic spectral lines of elements

元素	特征谱线/nm	元素	特征谱线/nm
Si	288.199	Ca	442.568
Al	396.884	Na	589.521
K	404.628	Mg	383.828
Fe	356.970	Ti	334.941

$$s = \frac{I_A}{I_{Si}} \quad (1)$$

其中, s 为相对强度; I_A 为待测元素的特征谱线强度; I_{Si} 为内标 Si 元素的特征谱线强度。

由图 9 可知,除了 Fe 元素和 Ca 元素的元素质量分数和光谱强度之间是正相关关系外, Al、K 和 Ti 等元素在质量分数达到一定值后,光谱强度逐渐趋向稳定。此外,在 R^2 值方面,各元素的标准预测曲线均表现出较高的预测准确性,表明通过该光谱-元素预测模型可有效得到各元素含量。

3 元素-矿物预测模型

3.1 XRD 矿物测试

另一方面,矿物的识别不仅依赖于元素组成,还

需要考虑元素的晶体结构和化学结合形式。通常,矿物鉴定还需要借助其他技术,如 X 射线衍射 (XRD) 或显微镜分析。采用型号为理学 - SmartLab 的 X 射线多晶衍射仪对岩石粉末样本进行矿物成分测试。如图 10 所示,将岩石粉末放置在专用载玻片的玻璃凹槽中,再将载玻片插入 XRD 测试夹中,对样品进行测试扫描。测试角度 2θ 值在 $5^\circ \sim 80^\circ$,扫描速度为 $5^\circ/\text{min}$ 。每个样本扫描后均得到 1 条 X 射线衍射光谱。图 11a 显示了主洞和 3 号斜井位置处,部分岩石样本的 X 射线衍射光谱信息,每条图谱上的衍射峰不尽相同。

基于 XRD 光谱的不同衍射峰强度值和 2θ 角,和国际通用软件 Jade 中光谱数据库对照,得到各组岩石样本的矿物成分数据,如图 11b 所示。左右 2 个主洞在采样里程处的洞身发育燕山期,主要侵入花岗岩体,检测发现,花岗岩的主要矿物为石英、长石和黑云母,次要矿物有磷铝石和金云母。3 号斜井内为变质砂岩,主要矿物为石英、黑云母和白云母,次要矿物有长石和绿泥石。

3.2 元素-矿物预测模型

岩石中的矿物成分丰富,表 2 总结了在岩石样本中检测到的主要矿物成分。每种矿物中均含有 O 元素,因此不作为矿物预测的分析元素。对于其他分析元素,石英中仅含有 Si 元素,磷铝石中仅含有 Al 元素 (P 元素含量过低且出现频次不高,不予考虑),因此,这 2 种矿物具有显著的识别特征。而在长石矿物族 (钠长石、钾长石和钙长石) 和云母矿物族 (黑云母、白云母和金云母) 等其他矿物中, Si 和 Al 元素全部存在,但 K、Na、Ca、Mg 和 Fe 这 5 种元素存在具有不确定性,主要体现在它们的质量分数上存在差异。这说明元素含量和矿物成分具有相关性。

ZHANG 等^[3]研究发现, Si 元素与石英和绿泥石具有较好的相关性, K 和 Na 元素与长石之间有较强的相关性,与矿物相关性较高的元素对其转换有重要作用。同时容许某些矿物与某几种元素之间不存在相关性,或者相关性较低^[3]。因此,采用 8 种岩石元素的浓度含量预测岩石中的矿物成分具有可行性和科学性。

在第 2 节中,完成了光谱-元素预测模型的建立。基于上述 8 种分析元素质量分数的数据,采用支持向量回归 (Support Vector Regression, 简称 SVR) 算法来构建元素质量分数与矿物成分之间的预测模型。该机器学习算法基于统计学原理和结构风险最小化原理,可以有效地处理非线性、高维度的数据^[29-30],从而

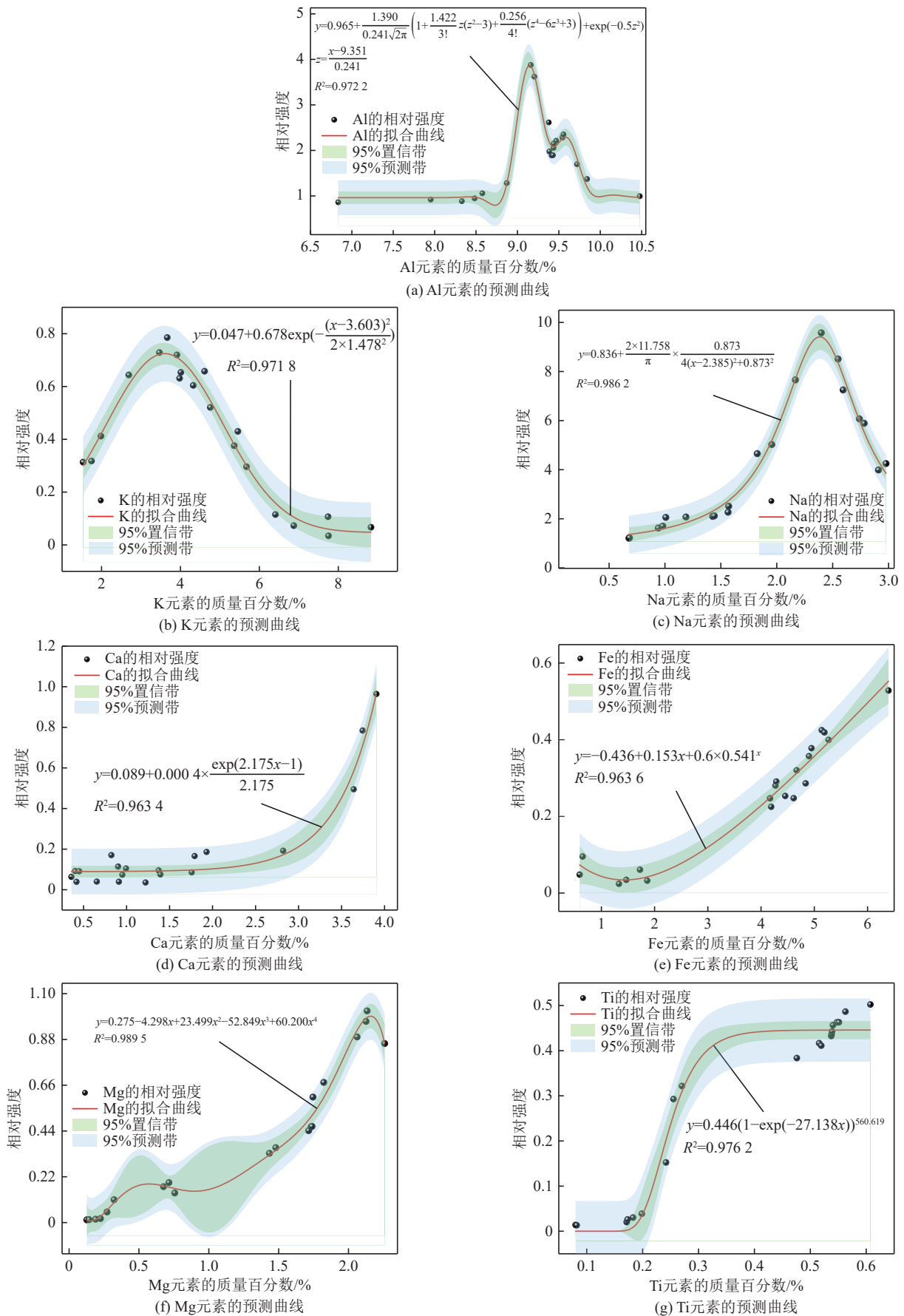


图 9 光谱-元素预测曲线

Fig.9 Spectrum-element prediction curves

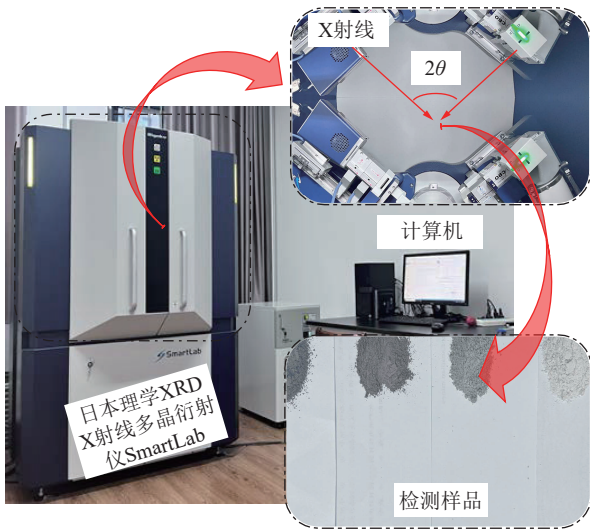


图 10 X 射线多晶衍射仪和检测的岩石样品

Fig.10 X-ray polycrystalline diffractometer (XRD) and examined rock samples

提高矿物成分预测的精度。其 2 个核心为最优分类超平面和核函数,即通过核函数的非线性变换将数据导入到更高维的特征空间,搜索最大边距,以通过最佳超平面将 2 个类别分开^[29-30]。在特征空间建立的

线性模型表示为

$$f(x) = w\varphi(x) + b \tag{2}$$

其中, $f(x)$ 为目标函数; w 为系数向量; $\varphi(x)$ 为训练数据中 x 的映射函数; b 为最优分类超平面的偏移量。设定容忍误差上限 ε , 若误差绝对值大于该上限, 则计算损失; 并通过引入拉格朗日函数, 将优化约束问题转化为对偶问题。通过求解对偶问题, 得到式 (2) 的解为^[30-31]

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n_{SV}} (a_i - a_i^*) K(x_i, x) + b \tag{3}$$

其中, a_i 、 a_i^* 为训练集中第 i 样本的拉格朗日乘子, 使乘子为 0 的样本称为支持向量; n_{SV} 为支持向量的数量; $K(x_i, x)$ 为将样本映射到高维状态的核函数。

与其他机器学习算法相比, SVR 在处理本实验的小训练样本、多维度成分因素和非线性关系问题时具有更好的适应性^[32]。使用随机数种子, 随机选取数据集中 70% 的数据为训练集 (160 组花岗岩和 108 组变质砂岩共计 268 组数据), 30% 为测试集 (68 组花岗岩

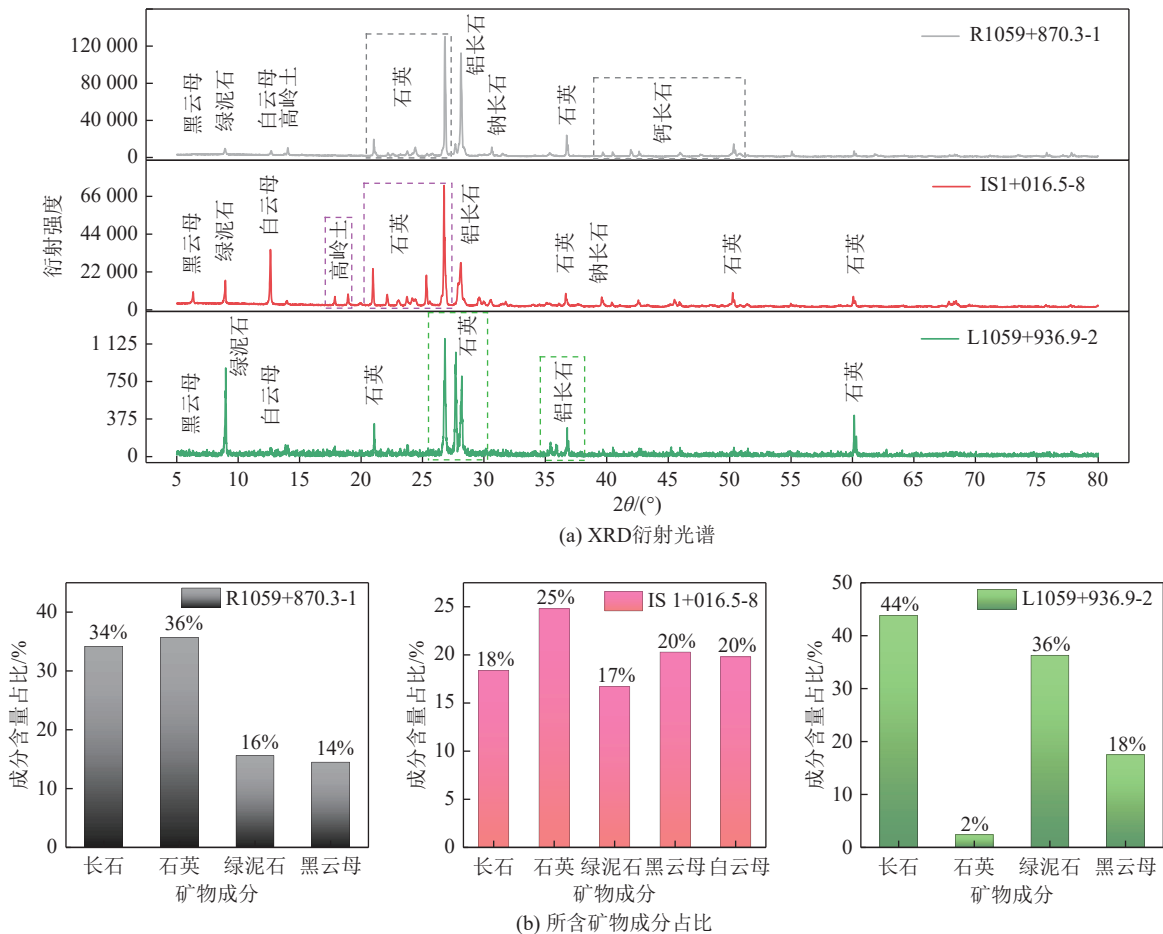


图 11 岩石样本的 X 射线衍射光谱和相关矿物成分含量

Fig.11 X-ray diffraction spectra and related mineral composition of rock samples

表 2 岩石的矿物成分
Table 2 Mineral composition of rocks

种类	化学式	晶体结构	种类	化学式	晶体结构
石英	SiO ₂	六方柱状	黑云母	K(Mg,Fe) ₃ AlSi ₃ O ₁₀ (OH,F) ₂	薄片层状结构
钾长石	K ₂ O · Al ₂ O ₃ · 6SiO ₂	柱状或板状	白云母	KAl ₂ (AlSi ₃ O ₁₀)(OH) ₂	薄片层状结构
钠长石	Na ₂ O · Al ₂ O ₃ · 6SiO ₂	柱状或长柱状	金云母	K ₂ Mg ₆ (Al ₂ Si ₆ O ₂₀)(OH,F) ₄	薄片层状结构
钙长石	CaO · Al ₂ O ₃ · 2SiO ₂	长柱状或平行柱状	绿泥石	(Mg,Fe,Al) ₃ (Si,Al) ₄ O ₁₀ (OH) ₂	薄片层状结构
磷铝石	Al(H ₂ O) ₂ (PO ₄)	片状或柱状	浊沸石	Ca(AlSi ₂ O ₆) ₂ · 4H ₂ O	棱柱状

和 46 组变质砂岩共计 114 组数据),核函数选择为 Gaussian 核函数。此外,对于同一问题,不同机器学习算法的超参数存在差异,进而影响性能,超参数优化对 SVR 算法的性能至关重要。上述惩罚参数 C 通过网格搜索法 (grid search method, 简称 GS) 的交叉验证,循环迭代确定最优的学习算法,超参数的选择流程如图 12 所示。

以 8 种分析元素的含量为自变量,以包括石英、钾长石等在内的 10 种矿物成分的含量为目标函数,基于上述 SVR 模型流程,建立元素-矿物预测模型。表 3 展示了预测模型的部分预测结果,并通过平均绝对误差 (MAE)、均方误差 (MSE) 和决定系数 R^2 三个评价指标展示 SVR 的模型性能,见表 4。

从预测结果来看,石英和磷铝石的模型效果最好,其次是长石矿物族和云母矿物族,其中钠长石的模型效果优于钾长石和钙长石,以及黑云母的模型效果优于白云母和金云母,而绿泥石和浊沸石的模型效果弱于其他矿物。这可能是因为绿泥石主要分布在变质砂岩中,甚至在大部分变质砂岩的样本中不存在,见表 3,这导致实际训练集数量远小于 108 组。同样的,浊沸石虽在花岗岩和变质砂岩中都有可能存在,但含有浊沸石的样本数量较少,训练集不足,导致模型预测准确率降低。

ZHANG 等^[3]指出,当 $0.8 \leq R^2 < 1$ 时,表示模型效果最佳;当 $0.6 \leq R^2 < 0.8$ 时,表示模型效果良好;当 $0.4 \leq R^2 < 0.6$ 时,表示模型效果一般;当 $R^2 < 0.4$ 时,表示模型性能较差。可以看到,10 种矿物中,石英和磷铝石有较优异的预测效果,其余矿物也表现出良好的预测效果。

图 13 展示了 30 组测试集样品中,石英和磷铝石 2 种矿物质量分数的预测情况,可以看到,各组矿物成分质量分数的预测值分散在真实值的两侧,与真实值临近,说明基于 SVR 的元素-矿物预测模型可行性较大且准确性较高。

值得说明的是,上述分析中发现,石英中仅含有 8 种分析元素中的 Si 元素,磷铝石中仅含有 8 种分析

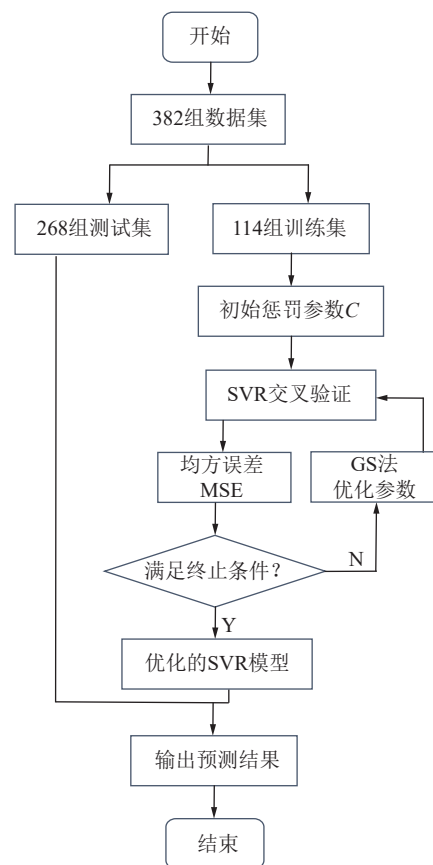


图 12 结合 GS 超参数选择的 SVR 预测模型流程
Fig.12 SVR prediction modeling process incorporating GS hyper-parameter selection

元素中的 Al 元素,即,可以定性得出结论:这 2 种矿物具有显著的识别特征。SVR 预测模型中 MAE、MSE 和 R^2 三个评价指标,定量地验证了这一结论的正确性。

4 强度的快速定量表征

4.1 矿物-强度的定量转换

单轴抗压强度 (UCS) 是岩石的基本力学参数,反映了岩石在单轴压缩下破坏前的最大压应力,可以表征岩石的承载能力。而矿物的基本矿物学参数有矿物种类、晶粒尺寸、劣化程度和模态含量等^[14-15]。

表 3 SVR 预测模型的部分预测结果

Table 3 Partial prediction results of SVR prediction model

样本编号	矿物成分质量分数的预测值/%									
	石英	钾长石	钠长石	钙长石	磷铝石	黑云母	白云母	金云母	绿泥石	浊沸石
IS1+016.5 - 3	26.2	1.9	11.5	0	0	18.4	23.2	0	18.8	0
IS1+152.9 - 2	52.6	0	0	0	0	16.3	31.1	0	0	0
R1059+852.8 - 2	12.1	21.7	8.5	35.9	5.2	0	0	11.1	5.5	0
R1059+914.6 - 1	33.8	11.2	26.4	8.5	14.4	0	0	0	0	5.7
L1060+012.7 - 2	32.7	0	31.5	24.2	0	0	11.6	0	0	0
L1060+115.3 - 1	47.1	10.4	0	23.2	0	0	0	19.3	0	0

表 4 SVR 的模型性能

Table 4 Model performance of SVR

矿物成分	训练集			测试集		
	MAE	MSE	R^2	MAE	MSE	R^2
石英	0.053 6	0.011 7	0.879 8	0.064 5	0.027 4	0.843 5
钾长石	0.104 2	0.020 9	0.735 5	0.179 5	0.034 9	0.712 3
钠长石	0.075 9	0.014 6	0.799 1	0.081 3	0.015 9	0.753 7
钙长石	0.088 4	0.019 8	0.719 7	0.097 2	0.021 1	0.699 9
磷铝石	0.066 9	0.015 2	0.821 0	0.070 1	0.017 0	0.801 4
黑云母	0.070 7	0.011 2	0.804 6	0.078 6	0.014 3	0.793 2
白云母	0.092 4	0.015 5	0.752 4	0.119 7	0.020 8	0.721 8
金云母	0.125 3	0.019 9	0.728 5	0.147 2	0.035 8	0.702 9
绿泥石	0.145 5	0.040 6	0.662 3	0.185 2	0.074 7	0.635 1
浊沸石	0.177 2	0.024 1	0.651 2	0.200 4	0.047 6	0.608 2

COWIE S 和 WALTON G^[14] 研究指出, 多个矿物学参数对岩石的力学性能有连贯的影响, 但考虑将每个矿物学参数与每个力学参数都关联, 既不切实际又有过度拟合的风险。

考虑到上述因素, 为避免出现过度拟合的情况, 以建立更加科学的矿物-强度转换模型, 将上述岩石样品中出现的 10 种矿物基于其微观力学性能分为 3 类: 高硬度矿物 (石英)、中等硬度矿物 (长石矿物族和浊沸石)、低硬度矿物 (云母矿物族、磷铝石和绿泥石)^[33-35]。其中, 高硬度矿物具有较强的脆性, 中等硬度矿物、低硬度矿物次之^[11,33]。

为研究矿物成分的质量分数预测值和岩石 UCS 的相关性关系, 在 50 组进行了单轴压缩试验的岩石样本中随机选取 40 组数据集作为模型的分析数据, 进行多元线性回归、多元非线性以及最小二乘法回归分析, 拟合结果见表 5, 力求得到最佳的相关性, 建立更为准确的经验方程。

表 5 中, UCS_p 是计算得出的 UCS 预测值, MPa; Q_{high} 、 Q_{medi} 、 Q_{low} 分别为岩石样本中所含 3 类矿物中

各组质量百分数的预测值总和 (采用 3.2 中元素-矿物 SVR 预测模型计算所得的), %; H_{high} 、 H_{medi} 、 H_{low} 分别为岩石样本中所含 3 类矿物中各组硬度值总和, MPa, 表 6 列举了 3 类矿物的硬度参考值。

比较 3 个方程的决定系数 R^2 , 可以发现多元线性回归的效果最佳, 最小二乘回归次之, 总体都可以达到较为准确的预测, 非线性拟合的效果最不理想。因此, 确定矿物-强度的定量转换公式为

$$UCS_p = 1.170H_{high}Q_{high} + 1.358H_{medi}Q_{medi} + 2.025H_{low}Q_{low} \quad (4)$$

4.2 力学测试验证

为验证式 (4) 的合理性, 采用 WAW-600E 型微机控制电液伺服液压万能试验机 (系统最大加载能力为 600 kN) 对标准岩石试样进行无侧限压缩测试, 如图 14 所示。整个过程的单轴试验常规加载方案采用轴向位移控制, 轴向力加载速度设置为 0.12 mm/min。图 15a 显示了部分岩石样本的代表性应力-应变曲线, 对比图 14b, 发现多数岩石脆性特征明显, 即当抗压强度超过峰值强度后, 裂纹迅速扩展直至试样破坏。

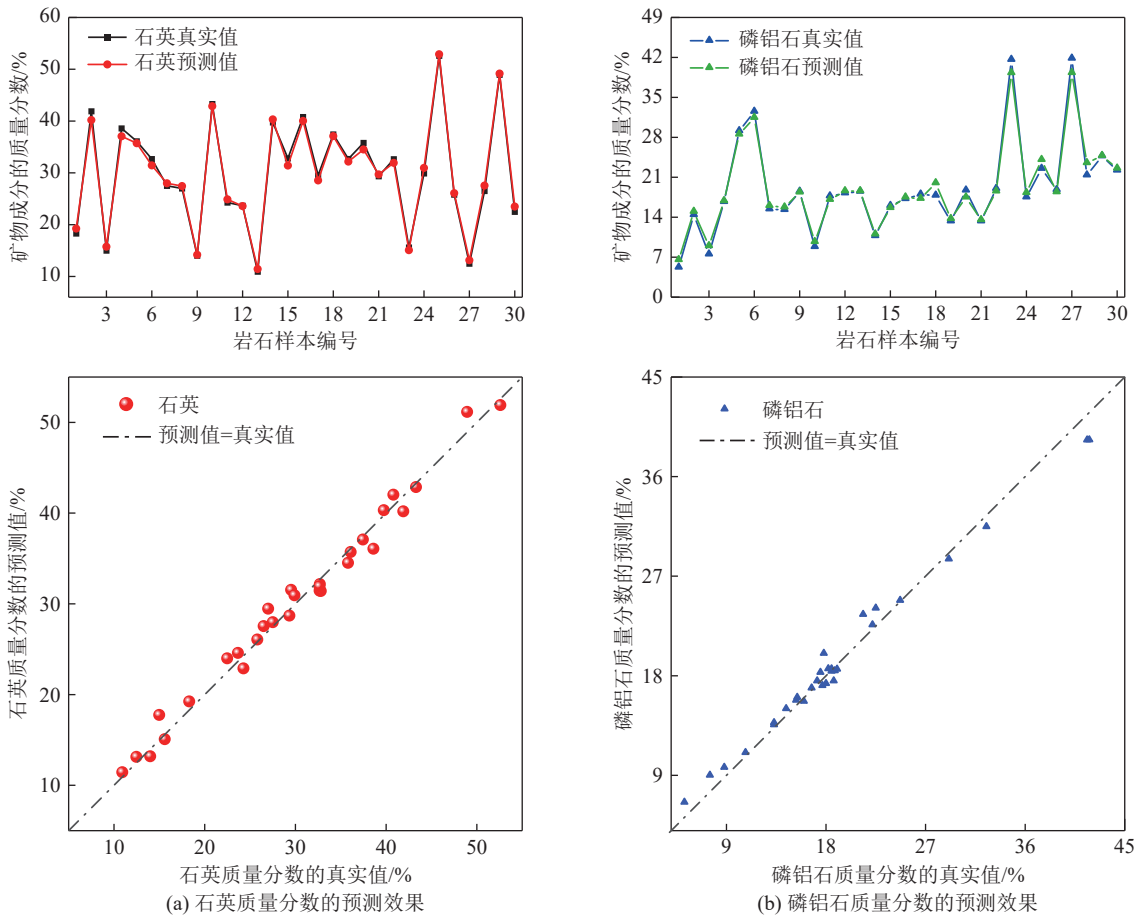


图 13 石英和磷铝石的预测情况
Fig.13 Prediction of quartz and aluminite

表 5 岩石 UCS 和矿物成分的质量分数预测值的回归分析

Table 5 Regression analysis of the rock UCS and the predicted values of mineral composition

序号	回归方程	R ²
1	$UCS_P = 1.170H_{high}Q_{high} + 1.358H_{medi}Q_{medi} + 2.025H_{low}Q_{low}$	0.850 2
2	$UCS_P = 13.646(H_{high}Q_{high})^{-0.140} + 90.294(H_{medi}Q_{medi})^{3.924 \times 10^{-10}} + 12.913(H_{low}Q_{low})^{0.553}$	0.195 1
3	$UCS_P = 195.954 - 42.535H_{high}Q_{high} + 1.658(H_{medi}Q_{medi})^2 + 1.760(H_{low}Q_{low})^3 - 0.245(H_{low}Q_{low})^4$	0.719 6

表 6 三类矿物的硬度

Table 6 Hardness of three types of minerals

组别	主要矿物成分	莫氏硬度H / MPa	参考文献
高硬度矿物	石英	145.0	LIU等(2023) ^[13]
	钾长石(正长石)	114.0	LIU等(2023) ^[13]
	钠长石(斜长石)	54.5	AYATOLLAHI等(2020) ^[36]
中等硬度矿物	钙长石(斜长石)	32.0	LIU等(2023) ^[13] ; BAI等(2024) ^[33]
	浊沸石	37.0	LIU等(2022) ^[11]
低硬度矿物	黑云母	18.0	LIU等(2023) ^[13] ; BAI等(2024) ^[33]
	白云母	27.0	LIU等(2022) ^[11]
	金云母	10.6	MA等(2021) ^[12]
	磷铝石	9.4	AYATOLLAHI等(2020) ^[36]
	绿泥石	18.0	BAI等(2024) ^[33]

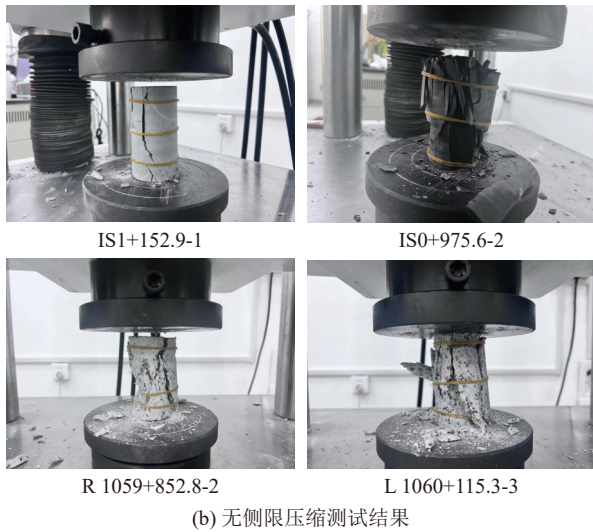
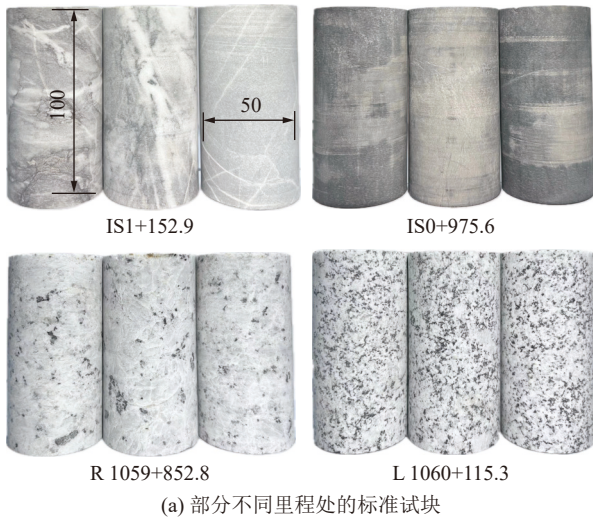


图 14 矿物-强度定量转换可行性的验证

Fig.14 Validation of the feasibility of quantitative mineral-strength conversion

整理未进行拟合分析的 10 组岩石样本的应力应变曲线, 选取峰值破坏强度作为 UCS 的真实值, 并与由式 (4) 计算所得的 UCS_P 预测值比较, 如图 15b 和 c 所示。可以看到, UCS_P 预测值分散在 UCS 真实值两侧, 大多数 UCS_P 大于真实抗压强度, 标准残差在 0.1~0.3 内变化, 表明模型在一定程度上能够捕捉到真实值的波动。然而, 需要注意的是, 在图 15c 中, 编号为 IS - 1152.9 - 4 和 L - 1060+115.3 - 5 的岩石样本标准残差最大达到了 0.27。这说明预测值与真实值之间未能实现高度拟合, 主要原因在于 UCS_P 预测值是通过光谱-元素-矿物预测模型得到的。模型首先预测元素含量, 再推算矿物含量, 最后通过矿物-强度转换模型进行定量转换。在这一过程中, 涉及 2 次转换运算, 导致误差积累。因此, 模型尚未实现矿物-强度的精准转换。

为修正累积误差的影响, 对式 (4) 添加一个修正

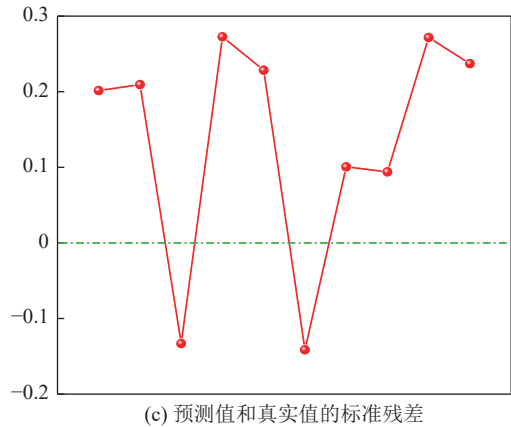
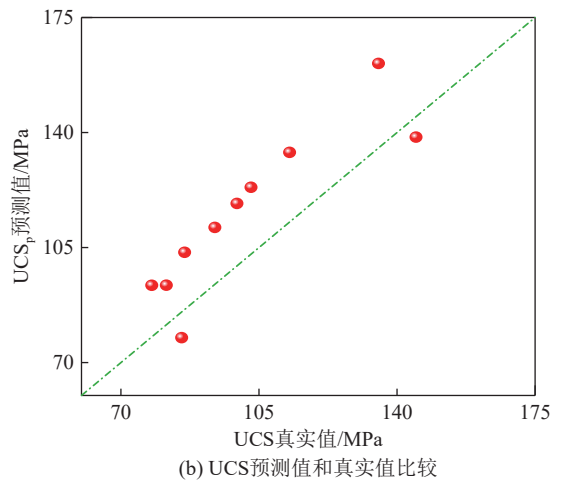
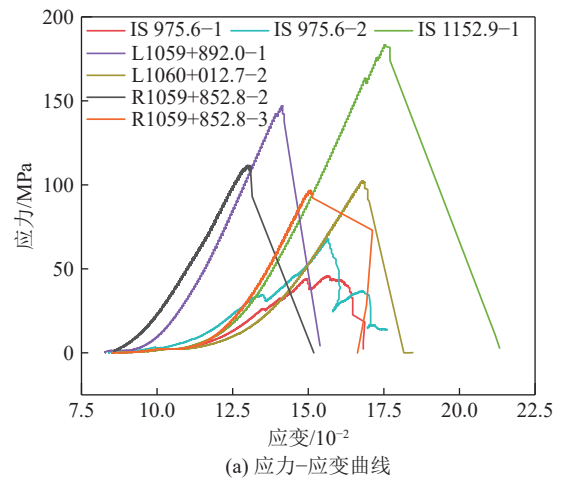


图 15 矿物-强度定量转换可行性的验证

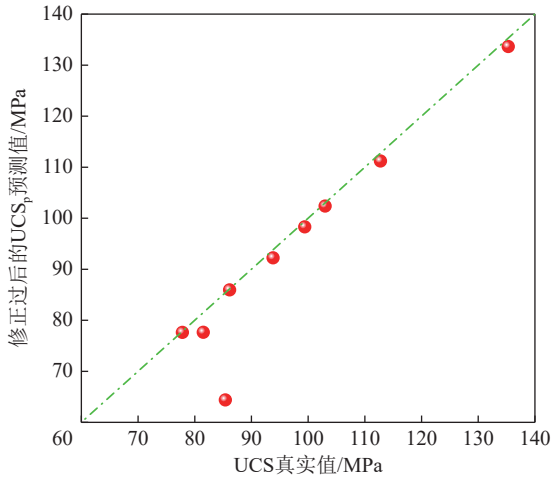
Fig.15 Validation of the feasibility of quantitative mineral-strength conversion

系数 ζ , 如式 (5) 所示:

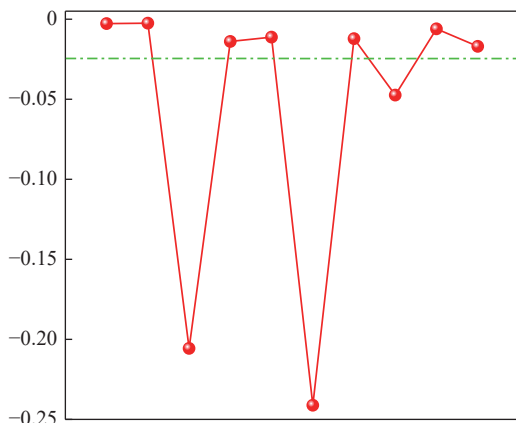
$$UCS_P = \zeta(1.170H_{high}Q_{high} + 1.358H_{medi}Q_{medi} + 2.025H_{low}Q_{low}) \quad (5)$$

经校准验证后发现, 当修正系数 ζ 取 0.83 时, 预测值与真实值拟合度较高, 全部预测值小于真实值, 标准残差的绝对值普遍小于 0.025, 如图 16 所示。此外, 由于编号为 IS - 1152.9 - 4 和 L - 1060+115.3 - 5 的

岩石样本的 UCS_p 预测值较接近真实值,在修正系数的作用下,标准残差反而变大了。尽管如此,偏低的 UCS_p 预测值在实际工程中具有更为保守的安全性。因此,式 (5) 可以较为有效地实现矿物-强度的精准转换。



(a) 修正后的UCS预测值和真实值比较



(b) 修正后的预测值和真实值的标准残差

图 16 修正后的矿物-强度定量转换可行性的验证

Fig.16 Validation of the feasibility of the modified mineral-strength quantitative conversion

5 工程应用

深部工程面临着极强冲击地压的难题,冲击地压灾害的复杂性、突发性及形式的多样性,迫使针对灾源判识需要更加快速、更加准确以及更加智能化。冲击地压灾害在深埋隧道中的表现形式为岩爆灾害。中国西部深埋隧道工程因其特殊的地理条件,施工过程中岩爆频发,且多为中等强度岩爆,部分情况下可能升级为强烈岩爆^[37]。而 UCS 在岩石破坏评估和围岩支护优化中具有重要作用。因此,实现岩石强度的快速获取对于岩爆防治项目至关重要。

常规的 UCS 获取依赖于单轴压缩试验,过程繁琐复杂,耗时且成本高昂,不利于测试结果的快速反

馈。而本研究可以跟随施工进度,爆破完成后,在开挖工作面内直接获取岩石碎块,样本无需进行额外处理,如图 17 所示。再利用 LIBS 技术获取光谱信息,通过预测模型得到矿物成分,最后,采用矿物-强度转换模型实现 UCS 在工程现场的快速批量测试。与传统方法相比,该方法缩短了测试周期,降低了测试复杂度,实现了隧道围岩 UCS 的快速、批量、廉价获取,具有高度的实用创新性。

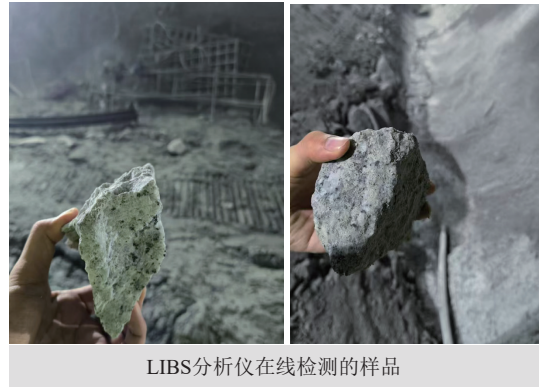


图 17 岩石强度快速批量测试

Fig.17 Instrumentation and samples required for rapid batch testing of rock strength

依托西部隧道工程,沿着图 2a 中的开挖方向,共测量 33 个工作面中爆破后岩石的光谱信息,并进行了矿物-强度转换,统计得到 33 个里程位置的岩石单轴抗压强度,如图 18 所示。由于隧道内工作进尺的间隔,现场测得的岩石的单轴抗压强度基于里程位置呈现离散化分布。但岩爆往往发生在工程爆破后的数小时甚至数天以后,因此,了解隧道内更全面的围岩强度分布对于岩爆风险评估和支护结构参数优化有重要意义。

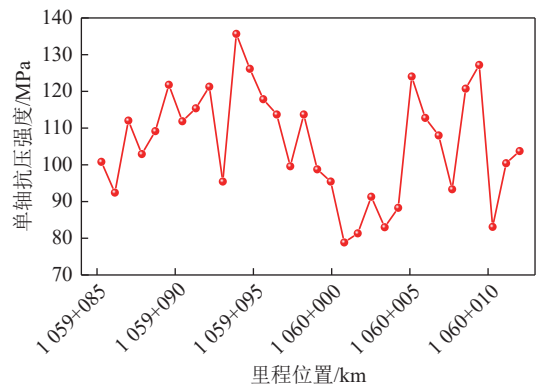


图 18 不同里程处岩石的单轴抗压强度

Fig.18 UCS of rocks at different mileages

为更好地进行分析,基于 Kriging 插值原理^[38-39],对不同里程处评估所得的岩石强度进行插值预测,实

现 UCS 的连续化, 此后, 再通过 Matlab 实现 UCS 的空间可视化。左洞 L1059+850 至 L1060+120 沿线围岩的 UCS 连续估计值如图 19 所示。当不同工作面的离散化 UCS, 转化为连续分布的空间数据后, 可以清楚的看到 L1059+941 和 L1060+092.8 里程处附近的围岩 UCS 强弱不均, 需及时调整支护工艺, 优化支护参数以保证施工安全。

此外, 笔者提出的岩石强度快速测量方法在更加

智能化的灾源判识上也具有重要意义。本团队提出的基于视觉算法和雷达点云算法以及三维激光点的岩爆行为特征智能识别云技术, 能够实时检测岩爆事件, 并捕捉岩爆落石的时间、位置、大小和速度^[37]。隧道工作面完成爆破后, 可以工程现场使用本文的预测模型和方法对工作面内的岩体扫描, 提前计算岩体的强度, 确定岩爆发生可能性较高的位置, 智能识别仪器可以重点关注这些区域, 提高智能识别的效率。

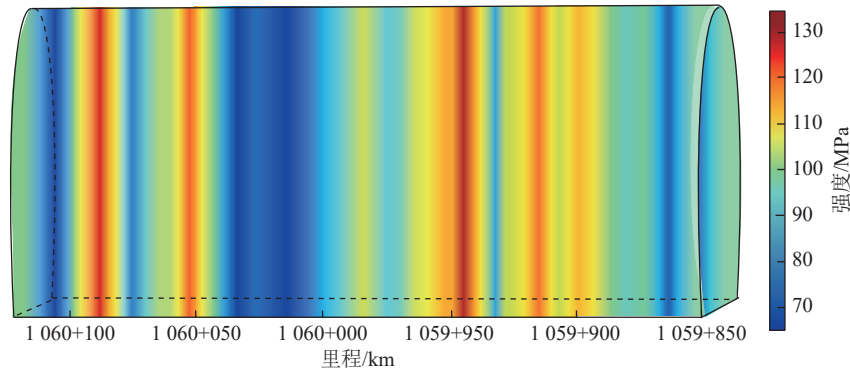


图 19 不同里程的工作面中所评估的单轴抗压强度空间可视化

Fig. 19 Spatial visualization of uniaxial compressive strength evaluated in working faces of different mileage

6 结 论

1) 光谱-元素预测模型中, 各元素的 R^2 在 0.96~0.99 内变化, 均表现出较高的预测准确性, 说明光谱-元素预测模型可有效得到各元素含量。Fe 和 Ca 元素的质量分数和光谱强度之间是正相关, Al、K 和 Ti 等元素的质量分数与光谱强度先正相关, 但在元素的质量分数达到一定值后, 光谱强度逐渐趋向稳定。

2) 元素-矿物预测模型中, 石英和磷铝石的 MAE 和 MSE 均小于 0.1, R^2 分别为 0.879 8 和 0.821 0, 模型效果最好; 其次是长石矿物族和云母矿物族, 其中钠长石的模型效果优于钾长石和钙长石, 以及黑云母的模型效果优于白云母和金云母。金云母、绿泥石和浊沸石也表现出良好的预测效果。

3) 石英中仅含有 8 种分析元素中的 Si 元素, 磷铝石中仅含有 8 种分析元素中的 Al 元素, 即, 这 2 种矿物可以定性具有显著的识别特征。SVR 预测模型中 MAE、MSE 和 R^2 三个评价指标, 定量地验证了这一结论的正确性, 说明基于 SVR 的元素-矿物预测模型可行性较大且准确性较高。

4) 矿物成分质量分数的预测值和岩石 UCS 的相关性关系中, 较之多元非线性和最小二乘法回归分析, 矿物-强度多元线性回归的预测效果最佳, R^2 为 0.850; 力学试验证明 2 次转换造成的累积误差对结果的精度影响较大, 引入修正系数可有效降低其影响, 实现

矿物-强度的精准转换。

5) 矿物-强度定量转换模型可以在工程现场实现岩石强度的快速批量测试。结合 Kriging 插值技术和 Matlab 技术可以实现工程现场 UCS 的三维连续可视化。这为深部工程的快速、准确及智能化的灾源判识及围岩支护参数动态优化提供理论依据。

需要指出的是, 本文从矿物学角度对岩石强度量化, 虽然仅考虑了花岗岩和砂岩, 但组成各类岩石的主要元素大致相同, 提出的光谱-元素-矿物预测模型具有普遍适用性。当然, 由于各类岩石的矿物成分不同, 从矿物-强度的定量转换还需重新计算, 但是省去了再次试验的麻烦。然而, 由于本研究中使用的 LIBS 设备尚未配置矿石元素数据库, 为搭建矿石元素数据库, 光谱-元素-矿物的预测模型中需二次转换计算。虽然可以通过修正系数校准累积误差, 但更新 LIBS 系统并配置矿石化学元素数据库以减少模型转换次数, 将更好地提高模型准确性。

参考文献(References):

- [1] LIU Xiuyang, XU Dingping, LI Shaojun, et al. Estimating the mechanical properties of rocks and rock masses based on mineral micro-mechanics testing[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2024, 57: 5267-5278.
- [2] 张庆贺, 王晓蕊, 袁亮. 煤炭地下气多场耦合数值模拟程序开发及多场演化规律[J]. *煤炭学报*, 2023, 48(6): 2506-2518.
ZHANG Qinghe, WANG Xiaorui, YUAN Liang. Development of a

- multi-field coupled numerical simulation program for underground coal gasification and multi-field evolution laws[J]. *Journal of China Coal Society*, 2023, 48(6): 2506–2518.
- [3] ZHANG Qinghe, LI Weiguo, YUAN Liang, et al. A rapid method for measuring the rock brittleness index: Rapid characterization of rock brittleness based on LIBS technology[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2024, 154: 106143.
- [4] 王琦, 秦乾, 高松, 等. 数字钻探随钻参数与岩石单轴抗压强度关系[J]. *煤炭学报*, 2018, 43(5): 1289–1295.
WANG Qi, QIN Qian, GAO Song, et al. Relationship between rock drilling parameters and rock uniaxial compressive strength based on energy analysis[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018, 43(5): 1289–1295.
- [5] 刘河清, 刘建康, 郝建, 等. 基于原岩随钻振动信号的岩石单轴抗压强度快速预测实验研究[J/OL]. *岩土工程学报*, 1–10.
LIU Heqing, LIU Jiankang, HAO Jian, et al. Experimental study on rapid prediction of rock mechanical parameters based on vibration signals of raw rock with drilling[J/OL]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 1–10.
- [6] 江贝, 马凤林, 王琦, 等. 基于切削理论的数字钻探参数与岩石单轴抗压强度关系研究[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2021, 52(5): 1601–1609.
JIANG Bei, MA Fenglin, WANG Qi, et al. Research of relationship between digital drilling parameters and rock uniaxial compressive strength based on cutting theory[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2021, 52(5): 1601–1609.
- [7] KAHRAMAN S. The determination of uniaxial compressive strength from point load strength for pyroclastic rocks[J]. *Engineering Geology*, 2014, 170: 33–42.
- [8] SINGH T N, KAINTHOLA A, VENKATESH A. Correlation between point load index and uniaxial compressive strength for different rock types[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2012, 45: 259–264.
- [9] 郭曼丽. 试论岩石点荷载试验的适用性[J]. *岩土力学*, 2003, 24(3): 488–489.
GUO Manli. Discussion on adaptability of point load test of rocks[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2003, 24(3): 488–489.
- [10] 王桂峰, 张崑峰, 王忠宾, 等. 煤体应力随钻监测响应特征及智能感知技术研究[J]. *采矿与安全工程学报*, 2024, 41(5): 1069–1077.
WANG Guifeng, ZHANG Yinfeng, WANG Zhongbin, et al. Research on drilling characteristics and the intelligent perception technology of coal stress[J]. *Journal of Mining & Safety Engineering*, 2024, 41(5): 1069–1077.
- [11] LIU Yiwei, LIU Ang, LIU Shimin, et al. Nano-scale mechanical properties of constituent minerals in shales investigated by combined nanoindentation statistical analyses and SEM-EDS-XRD techniques[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2022, 159: 105187.
- [12] MA Zhaoyang, ZHANG Chengpeng, GAMAGE R P, et al. Uncovering the creep deformation mechanism of rock-forming minerals using nanoindentation[J]. *International Journal of Mining Science and Technology*, 2022, 32(2): 283–294.
- [13] LIU Xiuyang, XU Dingping, LI Shaojun, et al. An insight into the mechanical and fracture characterization of minerals and mineral interfaces in granite using nanoindentation and micro X-ray computed tomography[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56: 3359–3375.
- [14] COWIE S, WALTON G. The effect of mineralogical parameters on the mechanical properties of granitic rocks[J]. *Engineering Geology*, 2018, 240: 204–225.
- [15] LI Qian, LI Junping, DUAN Longchen, et al. Prediction of rock abrasivity and hardness from mineral composition[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2021, 140: 104658.
- [16] XU Zhenhao, YU Tengfei, LIN Peng, et al. Adverse geology identification through mineral anomaly analysis during tunneling: Methodology and case study[J]. *Engineering*, 2023, 27: 150–160.
- [17] XU Zhenhao, YU Tengfei, LIN Peng, et al. Anomalous patterns of clay minerals in fault zones[J]. *Engineering Geology*, 2023, 325: 107279.
- [18] HARMON R S, SENESI G S. Laser-Induced Breakdown Spectroscopy—A geochemical tool for the 21st century[J]. *Applied Geochemistry*, 2021, 128: 104929.
- [19] FONTANA F F, HOEK B V D, TASSIOS S, et al. Laser Induced Breakdown Spectroscopy (LIBS) for whole rock geochemistry[J]. *Journal of Geochemical Exploration*, 2023, 246: 107160.
- [20] 徐水秀, 喻子彧, 覃淮青, 等. 基于激光诱导击穿光谱的煤质快速分析研究及应用[J]. *量子电子学报*, 2021, 38(6): 727–750.
XU Shuixiu, YU Ziyu, QIN Huaiqing, et al. Research and application of rapid analysis of coal quality by laser-induced breakdown spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2021, 38(6): 727–750.
- [21] FABRE C. Advances in laser-induced breakdown spectroscopy analysis for geology: A critical review[J]. *Spectrochimica Acta Part B: Atomic Spectroscopy*, 2020, 166: 105799.
- [22] 袁汝俊, 万雄, 王泓鹏. 基于远程 LIBS-Raman 光谱的火星矿物成分分析方法研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(4): 1265.
YUAN Rujun, WAN Xiong, WANG Hongpeng. Research on Martian mineral analysis based on remote LIBS-Raman spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(4): 1265.
- [23] LI Jingze, LI Chuanqi, ZHANG Shaohu. Application of six metaheuristic optimization algorithms and random forest in the uniaxial compressive strength of rock prediction[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 131: 109729.
- [24] ZHANG Huajin, WU Shunchuan, ZHANG Zhongxin. Prediction of uniaxial compressive strength of rock via genetic algorithm: Selective ensemble learning[J]. *Natural Resources Research*, 2022, 31: 1721–1737.
- [25] RAHMAN T, SARKAR K. Lithological control on the estimation of uniaxial compressive strength by the P-wave velocity using supervised and unsupervised learning[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2021, 54: 3175–3191.
- [26] MAHMOODZADEH A, MOHAMMADI M, IBRAHIM H H, et al. Artificial intelligence forecasting models of uniaxial compressive strength[J]. *Transportation Geotechnics*, 2021, 27: 100499.
- [27] 郑培超, 刘少剑, 王金梅, 等. LIBS 结合图像筛选方法提高钢铁

- 中 Cu、Cr、Mn 元素检测稳定性研究[J]. 中国无机分析化学, 2024, 14(2): 223-232.
- ZHENG Peichao, LIU Shaojian, WANG Jinmei, et al. Enhancement of detection stability for Cu, Cr and Mn in steel by LIBS coupled with image screening methods[J]. Chinese Journal of Inorganic Analytical Chemistry, 2024, 14(2): 223-232.
- [28] 王金梅, 卢健树, 郑培超, 等. 基于 LIBS 技术结合内标法的烧结矿碱度测量研究[J]. 中国激光, 2023, 50(22): 167-174.
- WANG Jinmei, LU Jianshu, ZHENG Peichao, et al. Study on alkalinity measurement of sinter based on LIBS technology combined with internal standard method[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(22): 167-174.
- [29] YANG Can, LIU Leilei, HUANG Faming, et al. Machine learning-based landslide susceptibility assessment with optimized ratio of landslide to non-landslide samples[J]. *Gondwana Research*, 2023, 123: 198-216.
- [30] ROY A, CHAKRABORTY S. Support vector machine in structural reliability analysis: A review[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 233: 109126.
- [31] 王新龙, 聂利青, 蔡国军, 等. 基于孔压静力触探技术的 SVR 优化算法评估土体液性指数[J]. 岩土力学, 2024, 45(S1): 645-653.
- WANG Xinlong, NIE Liqing, CAI Guojun, et al. Evaluation of liquidity index based on SVR optimization algorithm using piezocone penetration test[J]. Rock and Soil Mechanics, 2024, 45(S1): 645-653.
- [32] 徐良骥, 孟雪莹, 韦任, 等. 基于可见光-近红外光谱的煤岩识别方法实验研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(7): 2135-2142.
- XU Liangji, MENG Xueying, WEI Ren, et al. Experimental research on coal-rock identification method based on visible-near infrared spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2022, 42(7): 2135-2142.
- [33] BAI Yanbo, GAO Mingzhong, XIE Jing, et al. Micro-mechanical properties of main rock-forming minerals in granite under microwave irradiation[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2024, 57: 9371-9407.
- [34] LUO Yafei, ZHANG Shuailong, ZHU Yongjian, et al. Micromechanical properties and homogenization of sandstone based on nanoindentation[J]. 2024, 36: 086611.
- [35] CONG Richao, YANG Ruiyue, LI Gensheng, et al. Geomechanical properties of thinly interbedded rocks based on micro- and macro-scale measurements[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2023, 56: 5657-5675.
- [36] AYATOLLAHI M R, NAJAFABADI M Z, KOLOOR S S R, et al. Mechanical characterization of heterogeneous polycrystalline rocks using nanoindentation method in combination with generalized means method[J]. *Journal of Mechanics*, 2020, 36(6): 813-823.
- [37] ZHANG Qinghe, WEI Chunxu, GAO Xiang, et al. Intelligent identification and quantification method of rockburst behavior characteristics based on vision and 3D laser point cloud technology[J]. *Measurement*, 2024, 237: 115206.
- [38] MUKHOPADHYAY T, CHAKRABORTY S, DEY S, et al. A critical assessment of Kriging model variants for high-fidelity uncertainty quantification in dynamics of composite shells[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2017, 24: 495-518.
- [39] ZHAO Ruijie, SHI Shaoshuai, YAO Rubing, et al. Application of relationship model for the measurement while drilling data to predict rock uniaxial compressive strength for tunneling[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2024, 57: 7187-7203.