矿山爆破块度预测分析与智能识别技术研究综述*

欧任泽[1,2],杨宁[1,2],符洲云[1,2],唐鸣东[1,2],彭跃金[1,2]

(1.长沙矿山研究院有限责任公司,湖南 长沙 410012;
2.国家金属采矿工程技术研究中心,湖南 长沙 410012)

摘要:爆破块度是评价矿山爆破效果和优化爆破参数的重要依据,直接影响铲装、运输及破碎磨矿等后续工序。以爆破块度预测和爆后块度识别为主线,介绍了爆破块体形成机理及主要影响因素;系统梳理了经验与半经验模型、机理分析与数值模拟、统计学习和人工智能等预测方法,以及传统检测、二维图像识别、三维点云与摄影测量等识别技术;比较了不同方法在预测精度、机理解释性、计算效率、现场适用性和实施成本等方面的特点。分析结果表明,现有方法各具优势和适用边界,在复杂矿山条件下仍难以同时实现准确预测、稳定识别与低成本应用。分析认为:当前研究主要受制于模型可解释性和跨场景泛化能力不足、识别结果易受现场环境影响,以及数据标准和工程化应用体系不完善;后续研究应加强机理模型、数据驱动方法与多源识别技术的协同,重点研究多源数据融合的块度实时预测、复杂环境下的精准识别与控制,以及智能爆破装备与预测模型联动优化,为形成"爆前预测—爆后识别—效果评价—参数反馈"的闭环管控提供支撑。

关键词:矿山爆破;爆破块度;块度预测模型;块度识别;智能矿山

中图分类号:TD235;TP18　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1005-2763(2026)09-0212-13

A Review of Mine Blasting Fragmentation Predictive Analysis and Intelligent Recognition Technology

Ou Renze[1,2], *Yang Ning*[1,2], *Fu Zhouyun*[1,2], *Tang Mingdong*[1,2], *Peng Yuejin*[1,2]

(1.Changsha Institute of Mining Research Co., Ltd., Changsha, Hunan 410012, China;
2.National Engineering Research Center for Metal Mining, Changsha, Hunan 410012, China)

Abstract: Blasting fragmentation is regarded as an important basis for evaluating blasting effects and optimizing blasting parameters, and the subsequent operations such as shoveling, transportation, and crushing and grinding are directly affected. With blasting fragmentation prediction and post-blast fragmentation recognition as the main line, the formation mechanism and main influencing factors of blasting fragments were introduced. Prediction methods, including empirical and semi-empirical models, mechanism analysis and numerical simulation, statistical learning and artificial intelligence, as well as recognition techniques, including traditional detection, 2D image recognition, 3D point cloud, and photogrammetry, were systematically reviewed. The characteristics of different methods in terms of prediction accuracy, mechanism interpretability, computational efficiency, field applicability, and implementation cost were compared. The analysis results show that existing methods have their own advantages and applicable boundaries, and that accurate prediction, stable recognition, and low-cost application are still difficult to achieve simultaneously under complex mine conditions. It is concluded through analysis that current research is mainly constrained by the lack of model interpretability and cross-scene generalization ability, the vulnerability of recognition results to field environments, and the underdevelopment of data standards and engineering application systems. The synergy among mechanistic models, data-driven methods, and multi-source recognition technologies should be strengthened in future research, with emphasis placed on real-time fragmentation prediction based on multi-source data fusion, precise recognition and control in complex environments, and coordinated optimization of intelligent blasting equipment and prediction models, so that support can be provided for establishing a closed-loop control system comprising pre-blast prediction, post-blast recognition, effect evaluation, and parameter feedback.

Key words: Mine blasting, Blasting fragmentation, Fragmentation prediction model, Fragmentation recognition, Intelligent mine

---

* **收稿日期**:2026-03-28
基金项目:国家重点研发项目(2025YFE0219800);中国五矿集团有限公司科技专项计划项目(2022ZXB04)
作者简介:欧任泽(1982—),男,湖南郴州人,硕士,主要从事采矿工程技术研究。E-mail:ourz0@minmetals.com
通信作者:杨宁(1992—),男,宁夏中卫人,硕士,主要从事采矿工程技术研究。E-mail:yangn0@minmetals.com

0　引言

爆破块度是衡量矿山爆破效果的重要指标，爆后块度分布特征直接影响后续的装运、破碎、磨选等工艺。现有研究结果表明[1-2]，前端爆破块度优化调整可有效降低后端破磨能耗，大幅提高矿山整体生产效率，因此，爆破块度的预测与识别已成为爆破参数优化和智能矿山建设中的重要环节。随着行业发展与智能矿山建设需求不断提升，传统的依赖经验公式估算，辅以人工筛分和目测评价爆破块度的方式，已无法满足对爆破效果进行精细、快速、连续评价的需求。目前，爆破块度的研究已向数值模拟、机器学习、图像识别、三维点云和多源融合识别等方向发展，逐步形成了较为完整的高效智能化预测与识别技术体系。

伴随爆破理论、块度检测手段与智能算法的发展，矿山爆破块度预测与识别技术的迭代大致可分为四个阶段。早期的 Rosin-Rammler 分布、Kuznetsov 平均块度公式和 Kuz-Ram 模型初步奠定了经验预测块度分布的基础[3-5]；随后，岩石动力学、断裂力学等理论的突破推动了机理模型与数值模拟方法的应用[6-8]；迈入数字化阶段后，二维图像识别、三维激光扫描、点云识别和无人机摄影测量等逐步用于爆堆块度统计分析[9-13]；近十余年，机器学习、人工智能等技术的成熟进一步推动块度预测、识别和反馈优化向闭环管控发展[14-16]。

综上，现有块度预测与识别研究已在理论和技术上取得了较多的突破性成果，但仍存在以下不足，如模型泛化能力与智能算法可解释性弱、预测识别结果受环境限制、工程化应用成本高等。本文围绕矿山爆破块度预测分析与智能识别，系统梳理现有方法的适应性与技术瓶颈，旨在为矿山爆破块度智能化管控研究与现场应用提供理论参考。

1　矿山爆破块度基础理论与核心影响因素

1.1　爆破块度的定义与表征体系

(1) 基本定义与工程内涵。

爆破块度是评价矿山爆破效果的重要指标，也是关联爆破设计、铲装运输、破碎磨矿和生产调度的重要参数。从破碎力学的角度来看，爆破块度是炸药爆轰后岩体在应力波和爆生气体共同作用下发生损伤、裂纹扩展和结构解离后形成的岩块尺寸分布。从工程的角度来看，爆破块度并非单个岩块的几何尺寸，而是爆后整个爆堆内岩块粒径组成和分布状态的综合反映。

合理的爆破块度有利于提高铲装效率、降低二次破碎量和破磨能耗。矿岩爆破块度过大，会增加大块处理量和设备磨损；块度过细，则可能造成粉矿率上升和后续工序波动。因此，块度分布既是评价爆破质量的重要依据，也是爆破参数优化和采选流程协同控制需要考虑的重要因素。

(2) 块度分布经典数学表征模型。

爆破后岩块可视为具有粒径差异的离散颗粒集合，工程上通常采用累计通过率-粒径关系描述爆堆块度分布，从而实现块度分布的定量表达，为块度预测、图像识别结果校核和爆破效果评价提供统计基础。经长期理论研究与工程应用，Rosin-Rammler(R-R)分布、Gates-Gaudin-Schuhmann(G-G-S)分布和 Swebrec 函数逐渐成为描述爆破及破碎产物粒度分布的代表性模型，见表 1。其中，R-R 分布因与 Kuz-Ram 模型结合，在爆破块度预测中应用较广；G-G-S 分布多用于幂律型粒度分布和破碎磨矿产物分析；Swebrec 函数通过引入最大粒径参数，对宽级配块度分布尤其是细粒端和粗粒端具有较好的拟合能力[17-19]。

表 1　块度分布经典数学表征模型

Table 1　Classical mathematical representation models of fragmentation size distribution

模型名称	数学模型	特点	局限性	应用场景
R-R 分布	$F(x)=1-\exp(-(x/x_0)^n)$	参数少、形式简洁，是 Kuz-Ram 等经验模型的重要数学基础。	对细粒端常低估；理论上无明确最大块度上限；对复杂岩体、强节理岩体和极不均匀爆堆适应性有限。	爆破块度预测、常规台阶爆破、工程快速估算、破碎磨矿粒度分析。
G-G-S 分布	$F(x)=(x/x_{\max})^m$	幂函数形式，适合描述细粒级物料和筛分级配。	假设粒度分布呈单一幂律；对全粒级尤其中粗粒段拟合能力有限。	矿石筛分、破碎磨矿、粒度分布分析，较少作为核心爆破预测模型。
Swebrec 分布函数	$F(x)=\dfrac{(x/x_{50})^q}{(x/x_{50})^q+(x_{\max}/x_{50})^q-1}$	引入最大块度，可兼顾粗粒端和细粒端分布。	现场图像或筛分数据不足时参数稳定性受影响；工程人员熟悉度和软件集成度较低。	复杂岩体块度拟合、图像识别校核、全粒级分布分析。

注：x_0 为特征尺寸，一般认为是筛分量为 63.21%时的筛网孔径；n 为分布参数；$F(x)$为块度分布函数；x 为块度尺寸或筛孔直径；$x_{\max}$为最大块度尺寸；x_{50}为中值粒径；n 为均匀性指数；m 为分布指数；q 为曲线形状参数。

1.2 岩石爆破破碎机理与主控因素

(1) 岩石爆破破碎经典理论。

爆破岩块的形成本质是爆炸荷载作用下岩体从局部损伤萌生、裂纹持续扩展直至块体完全解离的动态过程。岩石爆破破碎机理的理论认识主要有 3 类,分别为应力波作用理论、爆生气体作用理论,以及应力波-爆生气体联合作用理论。早期研究大多单独强调应力波或爆生气体的主导作用,应力波作用理论能较好解释炮孔近区压碎、自由面反射拉裂和层裂等现象[20],爆生气体作用理论则更适合说明裂纹后续扩展、贯通以及岩块抛掷的过程[21]。随着试验观测与数值模拟技术的不断发展,目前普遍认为岩石爆破破碎具备明显的阶段性特征:应力波首先作用并诱发压碎区与初始裂纹,随后爆生气体渗入裂隙、推动裂纹进一步扩展,二者共同决定了最终的块度分布规律[22-23]。

由表 2 可以看出,单一应力波理论或爆生气体理论均难以完整解释爆破破碎全过程。当前更普遍的观点认为岩石破碎是二者共同作用的结果:应力波主导初始压碎和裂纹起裂,爆生气体推动裂纹扩展、贯通和岩块抛掷。该观点是后续块度预测模型和数值模拟研究的重要理论基础。

表 2 岩石爆破破碎三类经典理论对比

Table 2 Comparison of three classical theories of rock blasting fragmentation

理论	代表学者	核心认识	典型表征	局限性
应力波作用理论	Hino、Duvall 与 Atchison、Favreau 等	爆炸应力波及自由面反射拉伸波主导岩体压碎、起裂和片落破坏。	$\sigma_1 \geqslant \sigma_{td}$	难以解释裂纹长距离扩展和爆生气体对贯通、抛掷的贡献。
爆生气体作用理论	Livingston、Kutter 与 Fairhurst 等	高压爆生气体进入裂隙后产生气楔作用,推动裂纹扩展、贯通和块体抛掷。	$pV^{\kappa}=C$ 或 $K_I \geqslant K_{IC}$	弱化应力波初始起裂和炮孔近区粉碎作用。
应力波-爆生气体联合作用理论	Kutter 与 Fairhurst、Johansson 与 Persson、Cho 与 Kaneko 等	应力波负责初始损伤和裂纹起裂,爆生气体推动后续扩展与块体解离。	$K_I=K_{I,wave}+K_{I,gas}$	两类作用的能量分配和时序耦合仍难统一量化。

注:σ_1为入射压缩波峰值应力;σ_{td}为岩体动态抗拉强度;p、V 为膨胀某一时刻的气体压力与体积;κ 为爆轰产物绝热指数,工业炸药通常取 1.2~1.4;K_I为应力强度因子;K_{IC}为岩体准静态Ⅰ型断裂韧性;$K_{I,wave}$为应力波产生的动态应力强度因子;$K_{I,gas}$为爆生气体产生的准静态应力强度因子。

(2) 爆破块体的形成与主控因素。

爆破块体是爆炸荷载作用下岩体阶段性破碎的产物,其形成过程具有明确的物理时序,同时受岩体属性、爆破条件与施工环境等多因素耦合调控。岩体破碎过程可分为四个连续阶段[24]:一是爆炸荷载施加与应力波传播阶段,炸药起爆后冲击波自炮孔壁向岩体扩散,在炮孔近区率先形成压碎区;二是微裂纹萌生与损伤累积阶段,应力波传播并在节理、岩体内部缺陷附近产生拉应力集中,驱动微裂纹萌生与扩展;三是裂纹扩展与贯通阶段,爆生气体渗入既有裂隙,促使裂纹延伸、交叉并连通,完整岩体逐步被分割为独立块体;四是岩块解离、抛掷与爆堆成型阶段,分割后的块体在气体压力、惯性与重力共同作用下发生位移,最终堆积形成爆堆。该物理过程是块度预测模型的核心构建基础,其演化结果受多类因素共同制约。

矿山爆破块度的主控因素可归为三类:一是岩体条件,这是影响爆破块度的内在因素,包括岩石强度、动态力学性质、节理裂隙发育程度、结构面特征、风化程度及含水状态等,直接决定岩体抗破碎能力,同时影响应力波传播与裂纹扩展路径[25-27];二是爆破器材和爆破参数,这是可人为调控的因素,包括炸药性能、炸药单耗、孔网参数、起爆顺序与微差起爆时间等,通过爆破可以改变爆炸能量释放方式与块度分布[28-29];三是施工与环境因素,如炮孔偏斜、堵塞质量、自由面条件等,这方面的因素易导致实际爆破效果偏离设计预期[30-32]。

现有研究多围绕单一或少数因素的影响规律展开,但现场爆破受多因素的共同影响,使块度形成过程呈现强非线性特征,这也是导致经验预测模型跨矿应用误差大、智能模型泛化能力不足的重要原因。后续需加强对多因素耦合作用下的块度形成机制的研究,并将其融入预测模型构建与爆破参数优化中。

2 矿山爆破块度预测模型与分析方法研究进展

爆破前的块度预判以及基于目标块度的爆破方案与爆破参数方案优化,是现场爆破工程的重要内容。目前,预测爆破块度模型或方法可分为 4 类:一是以工程经验和现场统计为基础的经验、半经验模型;二是从应力波传播、损伤演化和裂纹扩展出发的

机理模型与数值模拟；三是借助试验设计和统计分析识别主控因素的统计学习方法；四是以机器学习、深度学习为代表的人工智能模型。四类方法并不是简单替代关系，而是在数据需求、计算成本、解释能力和现场适用性上各有侧重。

2.1　经典经验与半经验预测模型

经验与半经验模型最早来自露天矿山的长期生产实践。最开始由 Kuznetsov 依托大量现场爆破数据构建了平均块度经验公式，随后由 Cunningham、Kanchibotla 等不断发展完善。此外，Cunningham 在 Kuz-Ram 模型的基础上进一步指出，模型参数必须随岩体可爆性、爆区几何条件及筛分校核结果进行现场标定[33]，这说明 Kuz-Ram 模型不能跨矿区直接套用。利用修正的 Kuz-Ram 模型预测块度的基本思路是将岩体可爆性、炸药性能、单位炸药消耗量、孔网参数等变量与平均块度或粒度分布联系起来，用相对简明的公式完成爆前块度估算[34-38]。国内在此方面通过聚焦 Kuz-Ram 模型的参数调整、岩体系数标定、裂隙修正及工程验证，形成了适合金属矿、煤矿、水电与骨料矿山的一系列半经验预测方法[39-42]。例如，吴发名等[39]基于原生节理统计与爆破裂纹数值模拟，建立堆石料爆破块度分布预测模型，并在江咀料场开展验证，使经典经验模型与现场条件相匹配，预测碎块级配的整体误差约为 5.5%。

该类模型的优点是参数易获取、计算量小、现场人员接受度高，适合作为爆破方案初选和快速估算的工具。但其可靠性很大程度上取决于原始样本与现场条件是否接近。岩性、结构面、装药结构、堵塞质量或自由面条件发生变化后，模型参数往往需要重新标定。因此，经验与半经验模型更适合常规工况下的快速估算，不宜作为跨矿区、复杂岩体条件下的精确预测工具。

2.2　基于破碎机理的块度预测方法与数值模拟

现有经验模型虽能实现现场爆破块度的快速估算，但普遍重结果拟合、轻机理解释，不能系统阐明岩体爆破后形成特定块度特征的内在机制。为弥补这一缺陷，相关研究开始借助岩石动力学、断裂力学和损伤力学，从炮孔近区压碎、应力波传播、裂纹起裂与扩展以及爆生气体楔入等过程分析块体形成机制[43]。这类方法的重点不只是给出预测结果，而是解释块度形成的力学过程。

数值模拟使破岩过程的分析更加直观可视。有限元、有限差分、离散元及多方法耦合模型，可用于模拟爆炸荷载传播、岩体损伤演化、裂纹扩展和块体运动等过程，常用于爆破方案预演、装药结构比较和复杂工况分析[44-48]。例如，袁增森等[44]采用 PFC 颗粒流离散元模型，模拟不同不耦合系数下花岗岩的爆破损伤过程。Yue 等[45]构建了 MPM-CDEM 耦合数值模型，模拟炸药爆轰、爆生气体作用及岩体裂纹扩展过程，较好地再现了炮孔压碎区、径向裂纹和初始应力对爆破裂纹的影响。在此基础上，卢文波等[47]将爆破破碎模拟与块度预报的发展概括为由单一介质计算向多尺度耦合和粒度演化表征延伸。尤元元等[48]则采用相似模型与 PBM-FEM-DEM 耦合算法开展大结构采场爆破参数优化，通过关联应力波传播、损伤破裂、离散块体运动及粒度演化，为结构面主控采场的块度分区识别、超大块风险判断和孔网-装药-起爆协同调控提供了更具物理约束的分析路径。不过，这类方法对岩体参数、节理模型、边界条件和网格划分较为敏感，三维精细建模耗时较长，对计算资源和建模经验要求也较高。因此，在多数矿山现场，数值模拟更适合作为重点爆区、复杂工况或机理研究的辅助工具，暂不适合作为日常快速预测的主要手段。

2.3　统计学习与多因素敏感性分析方法

统计学习方法侧重于现场数据的分析，并不考虑应力波传播、裂纹扩展和爆生气体作用全过程，而是利用现场试验、生产记录和块度检测结果，建立影响因素与块度指标之间的统计关系。正交试验、响应面分析、灰色关联、主成分分析、回归分析和不确定性分析等方法，常用于爆破参数筛选和敏感性排序[49-52]。

此类方法的工程价值在于能够判断哪些参数对块度影响更明显，尤其适合分析炸药单耗、孔距、排距、堵塞长度、空气间隔比例和延期时间等可调参数。张研等[50]采用主成分分析方法提取主要粒径影响参数，通过 PCA-RVM 模型对爆破粒径进行预测，先用主成分分析法(PCA)降维提取主成分，再用相关向量(RVM)建立非线性映射，从而实现对主要爆破参数的分析与调节。相比单一经验公式，统计学习方法更适合处理多因素试验数据，也便于结合现场试爆结果开展参数优化。但其适用范围通常受样本区间限制，在已有试验范围内结果较稳定，一旦岩性、节理发育程度、施工工艺或爆破规模发生明显变化，外推结果就可能失真。因此，统计学习方法更适合作为主控因素识别和参数优化的前期分析工具，不能替代对破岩机理的判断。

2.4 大数据与人工智能驱动的智能预测模型

随着矿山数字化、智能化建设的推进,爆破设计参数、钻孔质量、岩体图像、爆堆点云和生产效率等数据得到不断积累,机器学习和深度学习方法开始被用于块度预测与检测反馈。在此基础上,近两年的行业实践开始探索将爆破设计、钻孔日志、岩体编录、图像/点云和生产反馈联合输入多模态大模型,例如,广东宏大公司研发的悟空爆破大模型可以将分散的现场多模态数据转化为智能化的决策,自动生成块度预测信息和爆破设计方案,给出风险预警提示;支持向量机、人工神经网络、模糊推理、ANFIS、随机森林和 XGBoost 等模型,已被用于平均块度或块度级配预测[53-56]。这类方法的优势在于能够处理多因素之间的非线性关系,适合传统经验公式难以描述的复杂工况。

近年来智能方法的研究重点已不再局限于爆前预测某一个块度指标,而是逐步延伸到"识别-评价-反馈优化"的连续流程;块度预测正在从静态估算转向结合爆后识别结果的动态校正。例如,Tao 等[57]将 YOLOv8 实例分割与双目视觉测量结合,实现爆后岩块尺寸动态识别。黄磊等[58]进一步构建了露天矿爆破块度动态识别模型,推动该技术由算法验证向连续采集、尺度恢复与快速反馈的现场应用延伸。唐鸣东等[59]围绕 Las Bambas 铜矿矿岩分离与块度精准控制的生产需求,开展了基于 XGBoost 模型的块度预测研究,现场试验验证表明,该算法能有效为爆破效果优化提供反馈,且爆后块度预测误差小。

需要指出的是,现有的人工智能模型仍有若干关键问题有待解决。首先,模型训练依赖高质量样本,而许多矿山存在相关记录不完整、检测标准不统一、高质量标注数据不足等情况。多模态大模型能否形成可靠增益,仍取决于现场数据标准、独立爆区验证和跨岩性测试,而不能以单一案例的拟合精度替代其泛化评价。模型可解释性仍然偏弱,预测结果很难直接对应应力波作用、裂纹扩展或爆生气体驱动等物理过程。跨矿区、跨岩性,以及极端工况下,模型的泛化能力仍需进一步验证。以后的发展方向是将破岩机理、现场检测和数据驱动模型结合起来,使模型既能利用历史数据,也能受到爆破理论和工程经验的约束。

2.5 各类预测方法综合对比与适用性分析

前述四类方法的研究出发点不同,适用边界也不相同。经验与半经验模型更强调现场快速估算,破岩机理分析与数值模拟方法侧重于破岩过程解释,统计学习方法主要用于影响因素识别和参数敏感性分析,人工智能模型则更适合处理多因素非线性预测和检测反馈问题。为了直观比较不同方法的适用边界,本文从机理解释性和现场适用性两个维度构建预测方法适用性矩阵,如图 1 所示,各类方法的综合对比见表 3。同时,为进一步从工程决策视角比较主要技术路径,从预测精度、计算效率、工程适配场景和实施成本,对经验公式、数值模拟和人工智能方法进行概括,见表 4。

表 3 主要矿山爆破块度预测方法

Table 3 Main blasting fragmentation methods of prediction

方法类型	代表方法	适应场景	主要不足
经典经验与半经验预测模型	Kuz-Ram、Larsson、CZM、工程修正公式等。	常规爆破设计、参数初选、现场快速估算。	依赖经验系数,复杂岩体和跨矿区适用性较弱。
基于破碎机理的理论与数值模拟预测方法	应力波模型、断裂/损伤模型、FEM、FDM、DEM、耦合模拟等。	破岩机理分析、复杂工况预演、装药结构优化。	参数标定困难,建模和计算成本高。
统计学习与多因素敏感性分析方法	正交试验、响应面、灰色关联、主成分分析、回归分析等。	主控因素识别、敏感性排序、参数优化。	受样本区间限制,外推能力不足。
大数据与人工智能驱动的智能预测模型	SVM、ANN、随机森林、XGBoost、ANFIS、多源融合模型等。	多因素非线性预测、检测反馈、智能闭环。	数据和标注需求高,物理解释不足,跨矿区泛化需验证。

表 4 爆破块度预测方法多维度对比

Table 4 Multidimensional comparison of blasting fragmentation prediction methods

方法类别	预测精度	计算效率	工程适配场景	实施成本
经验公式	适合常规工况估算;复杂岩体误差增大。	简捷快捷,可即时估算。	岩性稳定、工艺成熟的常规工况做参数初选。	低:基础参数少,实施简便。
数值模拟	破岩机理清晰、参数可靠时,精度较高。	建模和求解耗时,难以实时计算。	结构面发育、复杂岩体及重点爆区做方案论证。	高:建模、算力及专业人员投入大。
人工智能	非线性拟合能力强,依赖连续样本。	训练耗时,训练后推理快。	数据持续积累的数字化矿山做动态预测与爆后反馈。	高:数据、平台与运维投入大。

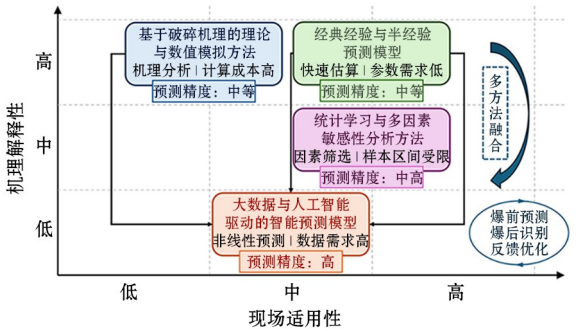


图 1　爆破块度预测方法适用性对比

Fig.1　Comparison of applicability of blasting fragmentation prediction methods

从工程适用性来看，经验与半经验模型对数据的依赖性较低，实施简便，适用于岩性稳定、工艺成熟矿山的参数初选与快速估算；机理模型与数值模拟虽需较高的建模和计算投入，但能够解析复杂工况下的破碎机制，适合重点爆区的方案论证；统计学习方法可在有限试验数据下识别关键影响因素，为参数调整提供支撑；人工智能模型则依托连续数据和稳定运维，在复杂非线性拟合、多源数据处理及爆后快速反馈方面更具优势。可见，单一方法难以同时满足预测精度、机理解释、计算效率、实施成本与推广应用条件等各方面的要求。由表 4 可知，实际应用中应根据爆区复杂程度、数据基础和生产节奏进行方法组合：以经验模型完成初始估算，以机理模型和数值模拟约束破碎过程，以统计学习筛选核心影响因素，并借助人工智能实现复杂映射与动态反馈，逐步构建“爆前预测—爆后识别—效果评价—参数反馈”的闭环控制体系。

3　矿山爆破块度识别与检测技术研究进展

对矿山现场而言，块度检测不仅是评价爆破效果的依据，也是后续参数修正、模型更新和生产调度优化的数据基础。随着矿山生产从经验管理向数字化管控转变，块度检测技术也经历了从人工取样、二维图像识别到三维测量识别的发展过程。本章按照检测技术演进路径，对传统检测、二维数字图像识别和三维测量识别方法进行梳理，并结合工程适用性进行比较。

3.1　传统块度检测与实验室分析方法

传统的爆破块度检测方法主要分为筛分统计、现场人工目测法以及基于块度分布曲线的经验评价三类。人工筛分能够获得完整的粒级质量分布数据，结果稳定可靠，常被用作图像法、点云法等检测手段的校核基准；人工目测法不需要专用设备，适用于现场快速评估，但检测结果受人员经验、观测位置和爆堆表面出露条件的影响较大，主观性较强[60-62]。高峰等[63]从分形理论视角研究岩石块度分布规律，认为筛分或分级统计数据不仅能反映粒径组成，还可用于表征岩体破碎程度和块度结构特征。杨国梁等[64]在层理页岩定向断裂控制爆破试验中，结合图像分析与粒径统计方法评价爆后块度分布，证实不同切缝方向会显著改变试件的破碎程度与大块率。

总体而言，传统检测方法原理明确、结果直观，现阶段仍适用于实验室标定、小样本校核及现场粗略评价场景，但难以满足大型矿山连续生产与智能化管控对快速、稳定、全覆盖检测的实际需求。

3.2　二维数字图像视觉识别技术

二维数字图像识别是爆破块度检测由人工经验走向自动化统计的重要阶段，其核心思路是将爆堆或输送带上岩块的图像转化为可计算的轮廓、面积和等效粒径信息，再通过尺度标定获得块度分布。与筛分法相比，二维图像法不需要大量取样和搬运，检测速度快、设备成本低，能够较好地适应露天爆堆、运输车辆、输送带和破碎站入口等生产场景。

从技术发展阶段来看，基于二维图像的块度识别方法大致可划分为三个发展阶段。第一阶段以摄影测量与人工辅助图像分析为核心，研究重点在于验证图像手段替代人工统计的可行性，早期相关研究已证实摄影测量方法可应用于爆堆块度分布统计[65-67]。第二阶段以传统数字图像处理技术为代表，研究重心转向岩块轮廓提取方法，涵盖阈值分割、边缘检测、区域合并与分水岭算法等，同时学界开始尝试将图像检测结果与爆破粒度控制模型相结合[68]。第三阶段以深度学习分割模型为典型标志，U-Net、Res_UNet 等网络结构逐渐应用于矿石与岩块图像分割任务，在黏连颗粒、弱边界及复杂背景下的识别效果相较于传统算法有明显提升[69-71]。柳小波等[69]采用 U-Net＋Res_UNet 深度学习模型对传送带上矿石的图像进行轮廓提取与优化分割，并结合 OpenCV 输出分割结果，大幅提升了黏连矿石和边缘模糊图像的分割准确性。陈立军等[70]以乌努格吐山铜钼矿爆堆图像为对象，构建了 U-Net＋Res_UNet 的爆堆块度优化分割模型，模型分割准确率达 97.84%，通过 OpenCV 技术与相机单目成

像相结合的方法,实现倾斜爆堆图像的爆堆块度统计;通过交互式界面进行操作,可实现大块尺寸的快速统计。

二维图像法的优势在于轻量化和快速化,便于与固定相机、车载相机或输送带监测系统结合,是目前较具推广基础的数字化块度检测方式。但该方法本质上仍是平面投影测量,难以反映岩块真实三维尺寸;同时,爆堆表面图像只能反映外露块体,而且粉尘、光照、阴影、遮挡和岩块重叠也会影响边界分割。因此,二维图像识别更适合用作为常规生产快检和趋势判断的手段,在高精度评价或复杂爆堆场景下,仍需三维测量或人工校核作为补充。

3.3 三维点云与摄影测量高精度识别技术

三维测量识别是在二维图像法基础上的进一步发展,主要目标是获取爆堆表面的空间几何信息,减少平面投影带来的尺度偏差。该类方法通常利用三维激光扫描、双目视觉、无人机摄影测量或多视影像重建获取点云模型,再通过点云滤波、配准、聚类分割和几何计算提取岩块尺寸、体积和空间分布特征。

现阶段三维块度识别主要分为两类技术路径。一类是以三维激光扫描为核心的点云识别方法,依托高密度空间点云数据与聚类分割算法提取岩块边界,可用于大块率统计、爆堆体积测算及复杂爆堆评价[72-73]。例如,姬付全等[72]采用 ACE+CLAHE 图像增强与分水岭分割方法,对低照度、光照不均和烟尘干扰下的隧道爆破图像进行块度分析,该方法可较好地区分岩块目标和较准确地识别爆堆块度。另一类方法是以无人机摄影测量与多视影像重建技术为核心,通过影像匹配重建爆堆三维模型,具备覆盖范围广、现场布设灵活的特点,适用于大型露天矿爆堆形态测量与粗粒级块度评价[74-75]。例如 Outal 等[74]就基于二维图像投影面积,建立三维块度分布曲线的立体学重构方法,并与筛分结果对比验证,结果表明,该方法可较准确地估计破碎岩块的体积分布和粒径分布。

三维测量识别的核心优势在于几何真实性与空间完整性,能够弥补二维图像法深度信息缺失的不足,在大块识别、爆堆形态评价及复杂空间结构分析中更具应用价值。但该类方法的设备成本、数据处理量与算法部署难度均高于二维图像法;点云密度、扫描视角、摄影测量分辨率以及现场遮挡情况,也会对小粒级岩块的识别精度造成直接影响。综合来看,三维测量更适用于重点爆区、复杂爆堆及需要高精度评价的场景。

3.4 块体识别技术适用性与发展趋势

从工程应用看,传统人工检测、二维图像识别和三维测量识别并不是简单的替代关系,而是各有适用边界。结合图 2 所示的多指标性能对比结果可以看出,传统人工检测的设备需求低,且方法直观,但效率和覆盖范围有限;二维图像识别在操作效率和检测成本方面优势明显,是目前较适合大范围推广的数字化识别方法;三维测量识别精度更高、空间信息更完整,但设备投入和数据处理门槛也更高。

因此,矿山块度检测技术的演进方向并不是单纯追求某一种方法,而是根据应用场景进行组合。常规生产可采用二维图像法进行快速检测,对重点爆区和复杂爆堆可引入三维点云或摄影测量进行精细分析,实验室筛分和人工校核则可继续作为精度标定的手段。对于露天矿山坡面精准爆破等高约束场景,还应对实测块度、保留坡面的损伤、爆堆形态和飞石风险进行同步评价,使块度控制服务于安全与效率的协同优化,而非孤立追求平均块度指标。未来随着边缘计算、智能相机、无人机航测、三维点云处理和深度学习分割算法的进一步成熟,块度识别将逐步从“爆后结果统计”转向“在线识别—效果评价—参数反馈”的闭环模式,为爆破块度预测模型修正和爆破参数动态优化提供更稳定的数据支撑。

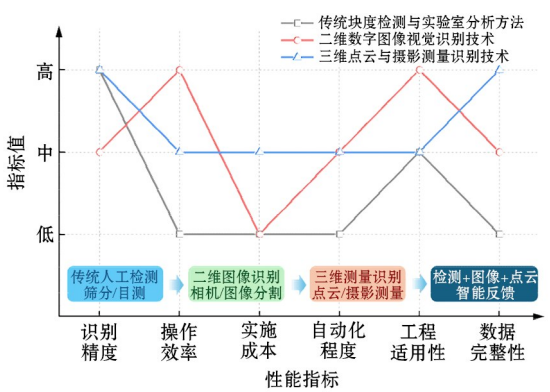


图 2 爆破块度识别与检测技术的综合对比

Fig.2 Comprehensive comparison of blasting fragmentation identification and detection technologies

4 当前研究的核心问题与技术瓶颈

4.1 预测模型的适用性不足

现有各类块度预测方法虽各具特点,但普遍无法同时实现计算效率、预测精度、机理可解释性与跨场景工程适用性的均衡统一。经验与半经验模型形

式简洁、计算便捷,适用于现场快速估算,但其核心参数多依赖经验取值,在岩性、结构面发育特征或爆破工艺发生改变时,往往需要重新标定后方可适用。理论解析与数值模拟方法可从力学层面揭示岩石破碎过程,物理意义明确,但所需岩体力学与爆破参数的获取难度大、建模流程复杂、计算耗时久,更适用于破碎机理研究与重点方案论证,难以支撑日常生产的高频次预测需求。统计学习方法能够量化分析各因素对块度分布的影响规律,多用于参数敏感性分析与现场试验成果归纳,但预测可靠性通常局限于已有样本覆盖范围,模型外推能力较为有限。机器学习与深度学习模型可有效拟合多因素间的非线性关系,预测精度相对较高,但训练过程对高质量工程数据的依赖度高,且模型可解释性普遍偏弱,在复杂地质条件与极端爆破工况下的泛化稳定性仍需进一步验证。

综上,当前块度预测模型的核心短板并非单纯的精度不足,而在于可解释性、迁移适配性与动态更新能力的整体欠缺。其中,Kuz-Ram 预测模型的持续标定、PBM-FEM-DEM 等耦合模型的机理约束,以及由双目视觉、点云等实测数据驱动的模型更新,分别对应工程基线、复杂结构控制与现场反馈三个层面。后续研究应推动爆破破岩机理、现场工程经验、数值模拟与数据驱动模型的深度融合,构建更适配复杂矿山实际工况的混合预测方法体系。

4.2 识别技术的现场适应性不足

块度识别检测技术已经从人工筛分、人工目测发展到二维图像识别和三维测量识别,但各类方法仍有明显短板。人工筛分结果可靠,可作为实验室校核依据,但工作量大、周期长,分析结果难以代表整个爆堆。人工目测速度快,但主观性强,结果难以量化和复核。二维图像识别成本低、部署方便,是目前较容易推广的数字化检测方法。但该类方法只能看到爆堆表面,容易受到光照、粉尘、阴影、遮挡、岩块重叠和透视畸变影响,对细颗粒和黏连岩块的识别仍不稳定。三维激光扫描、双目视觉和无人机摄影测量能够获取更完整的空间信息,检测精度更高,但设备成本、数据处理量和算法要求也更高,此外,现场粉尘、雨雾、强光和作业空间受限等因素,也会影响三维数据的质量。

综上,块度识别目前仍面临精度、效率和成本之间的平衡问题。传统人工方法结果可靠,但识别效率偏低;二维图像法运算速度快、应用门槛低,但识别精度存在固有局限;三维测量手段精度表现突出,但设备与数据处理成本相对较高。因此,未来更具工程可行性的发展方向是针对不同应用场景组合搭配多种识别方式,同时进一步提升识别数据的自动校核能力与算法的现场环境适配性。

4.3 工程化落地条件仍不完善

尽管块度预测模型与检测技术已取得长足进展,但在矿山现场工程应用中仍面临资金投入大、数据不完备、专业人才短缺与标准化体系不完善等多重现实制约,相关技术的规模化落地仍存在明显的瓶颈。高端检测设备、算法平台及配套系统的前期投入较高,其生产效益需要经过连续运行才能显现;爆破设计、施工记录、图像和点云等数据往往分散保存、字段不完整,难以直接支撑模型训练和效果复核。与此同时,现场专业技术人员与算法研发人员之间仍存在知识断层,传感器维护、参数校核和模型更新一旦缺位,系统性能将随工况变化而衰减。

上述制约在不同矿山中呈现出不同的工程表现,其中,模型假设和关键输入与现场地质-工艺条件等之间的不匹配尤为突出。例如某砂泥岩互层露天煤矿按岩性分区调整孔网、装药和起爆时序后,大块率降至 2.8%,说明基于均质岩体建立的通用参数难以直接迁移至非均质爆区;江咀料场将原生节理统计与爆破裂纹模拟纳入预测后,级配整体误差约为 5.5%,进一步说明结构面信息应成为工程建模的必要输入,而非事后修正因素;Las Bambas 露天矿将 XGBoost 预测与爆后反馈结合,使块度控制同时服务于矿岩分离;湖山露天铀矿压渣爆破的评价结果则表明,自由面条件和爆破规模变化也会改变块度响应。由此可见,工程应用的目标不应止于获得某一块度指标,而应面向矿种、岩性组合和生产工艺,确定相应的预测变量与评价目标。

因此,工程化落地不应仅依赖通用模型的直接套用,而应在数据采集规范化、现场运维和评价口径统一的基础上,实施分区标定与闭环优化。针对不同矿种、岩性组合和生产工艺,应确定相应的预测变量与评价目标,并由熟悉现场工况的人员参与日常运维,逐步形成“爆前预测—爆后识别—效果评价—参数反馈”的可迭代应用链。

5 结论与展望

针对矿山爆破块度预测分析与智能识别技术,

本文从基础理论、预测模型、检测与识别方法及工程应用瓶颈4个方面进行了系统梳理与总结。总体而言,爆破块度的研究已由早期单一的经验公式估算,逐步向融合岩石破碎机理、数值模拟、统计学习、人工智能与多源检测技术的方向发展。

(1) 爆破块度受岩体属性、爆破参数、施工条件与现场环境等多因素的共同耦合作用,爆破块体的形成过程本质上是应力波诱导初始损伤、爆生气体驱动裂纹扩展并最终导致块体解离的连续过程。R-R分布、G-G-S分布与Swebrec函数是当前表征块度分布的常用数学模型,应力波-爆生气体联合作用理论仍是学界解释块度形成机制的主流认识。

(2) 现有块度预测方法可分为经验与半经验模型、机理分析与数值模拟方法、统计学习方法及人工智能模型4类。各类方法在计算效率、机理解释能力、预测精度与工程适用性上各有侧重,目前尚无单一模型能够同时兼顾高预测精度、强可解释性与跨场景应用的泛化能力。

(3) 块度识别技术已从传统人工筛分、目测评价,逐步发展为二维图像识别、三维点云与摄影测量等数字化识别手段。其中二维图像法部署简便、适用于现场快速检测,但易受遮挡、光照条件与投影误差的影响;三维测量方法检测精度高、空间信息完整,但设备成本与数据处理门槛相对更高。

(4) 当前爆破块度检测技术与预测模型的研究与应用主要存在3个方面的瓶颈问题:一是模型可解释性与泛化能力不足;二是检测技术在复杂的现场环境中稳定性有限,三是数据标准与工程化应用体系尚不健全。未来研究应推动机理约束、数据驱动与多源识别技术的深度融合,构建"爆前预测—爆后识别—效果评价—参数反馈"的闭环管控体系,为智能矿山精细化爆破管控提供技术支撑。

(5) 未来针对爆破块度预测研究不宜单纯追求单一模型精度提升,而应更多地面向矿山现场适用性开展工作。具体可围绕以下3个细分方向展开:一是融合爆破设计、钻孔质量、岩体编录和爆后图像、点云等多源信息,构建可持续更新的现场数据库,开展块度实时预测;二是针对高海拔、强光、粉尘和雨雾等极端环境,提升感知识别鲁棒性与块度精准控制能力;三是将钻孔、装药、起爆和爆后识别等环节的智能装备数据接入预测模型,以块度及爆堆状态反馈驱动参数优化,形成模型与装备协同的闭环管控。

参考文献(References):

[1] Mboyo H L, Mulenga F K, Huo Xiaoguang, et al. Asssing the impact of surface blast design parameters on the performance of a comminution circuit processing a copper-bearing ore[J]. Minerals,2024,14(12):1226.

[2] La Rosa D, Caron K, Valery W, et al. Blast fragmentation impacts on downstream processing at Goldfields Cerro Corona [C]//Proceedings of the 11th International Symposium on Rock Fragmentation by Blasting. Melbourne: The Australasian Institute of Mining and Metallurgy,2015:333-342.

[3] Rosin P, Rammler E. The laws governing the fineness of powdered coal[J]. Journal of the Institute of Fuel,1933,7:29-36.

[4] Kuznetsov V M. The mean diameter of the fragments formed by blasting rock[J]. Soviet Mining,1973,9(2):144-148.

[5] Cunningham C V B. The Kuz-Ram model for prediction of fragmentation from blasting[C]//Proceedings of the First International Symposium on Rock Fragmentation byBlasting. Luleå: Luleå University of Technology,1983:439-453.

[6] Cundall P A. A computer model for simulating progressive, large-scale movements in blocky rock systems [C]//Proceedings of the International Symposium on Rock Mechanics. Nancy ISRM International Symposium,1971:129-136.

[7] Zhang Zongxian, Chi Liyuan, Qiao Yang, et al. Fracture initiation, gas ejection, and strain waves measured on specimen surfaces in model rock blasting [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering,2021,54:647-663.

[8] 杨仁树,丁晨曦,杨立云,等.岩石爆破基础理论研究进展与展望Ⅱ:动静关系[J].工程科学学报,2024,46(12):2133-2146.
Yang Renshu, Ding Chenxi, Yang Liyun, et al. Advancements and future prospects in the fundamental theories of rock blastingresearch Ⅱ: dynamic-static relationship[J]. Chinese Journal of Engineering,2024,46(12):2133-2146.

[9] Kemeny J M, Devgan A, Hagaman R M, et al. Analysis of rock fragmentation using digital image processing [J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1993, 119(7):1144-1160.

[10] Maerz N H, Palangio T C, Franklin J A. WipFrag image based granulometry system [C]//Proceedings of the FRAGBLAST Workshop on Measurement of Blast Fragmentation. Montreal:Taylor & Francis Group,1996.

[11] Faramarzi Hafshejani M, Esmaeili K. 3D rock fragmentation analysis using lidar, based on point cloud deep learning segmentation and synthetic data [J]. Powder Technology,2025,456:120861.

[12] Wang Yongzhi, Tu Wenliang, Li Hui. Fragmentation calculation method for blast muck piles in open-pit copper mines based on three-dimensional laser point cloud data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 100: 102338.

[13] 胡天明，王兴邦，黄俊瑜，等.基于三维激光点云的矿山矿石爆堆块度提取[J].测绘通报，2026(1)：144-150.
Hu Tianming, Wang Xingbang, Huang Junyu, et al. Extraction of rock pile block size in mining based on 3D laser point cloud[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2026(1): 144-150.

[14] Bamford T, Esmaeili K, Schoellig A P. A deep learning approach for rock fragmentation analysis[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2021, 145: 104839.

[15] 金长宇，于佳强，王强，等.基于集成学习 CatBoost 优化模型的爆堆大块率预测[J].东北大学学报(自然科学版)，2023，44(12)：1743-1750.
Jin Changyu, Yu Jiaqiang, Wang Qiang, et al. Prediction of blasting fragment large block percentage ratio based onensemble learning CatBoost model [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2023, 44(12): 1743-1750.

[16] Amoako R, Jha A, Zhong S. Rock fragmentation prediction using an artificial neural network and support vector regression hybrid approach[J]. Mining, 2022, 2(2): 233-247.

[17] Elbendari A M, Ibrahim S S. Optimizing key parameters for grinding energy efficiency and modeling of particle size distribution in a stirred ball mill[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 3374.

[18] Ouchterlony F. The Swebrec function: linking fragmentation by blasting and crushing[J]. Mining Technology, 2005, 114(1): 29-44.

[19] Sanchidrian J A, Segarra P, Ouchterlony F, et al. The influential role of powder factor vs. delay in full-scale blasting: a perspective through the fragment size-energy fan [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2022, 55: 4209-4236.

[20] Favreau R F. Generation of strain waves in rock by an explosion in a spherical cavity[J]. Journal of Geophysical Research, 1969, 74(17): 4267-4280.

[21] Kutter H K, Fairhurst C. On the fracture process in blasting [J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, 1971, 8(3): 181-202.

[22] Johansson C H, Persson P A. The basic mechanisms in rock blasting [C]//Proceedings of the 2nd Congress of the International Society for Rock Mechanics. Belgrade: Internation Society for Rock Mechanics and Rock Engineering, 1970: 1-15.

[23] Ding Chenxi, Yang Renshu, Chen Cheng, et al. Space-time effect of blasting stress wave and blasting gas on rock fracture based on a cavity charge structure[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2022, 160: 105238.

[24] Zhang Yongjun, Xu Meng, Liu Sijia, et al. Rate-dependent constitutive modelling blasting crack initiation and propagation in rock masses[J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2023, 10(1): 1-18.

[25] 曹泽铭，杨建华，叶志伟，等.地应力对岩体爆破块度分布特征的影响研究[J].岩土工程学报，2024，46(10)：2202-2211.
Cao Zeming, Yang Jianhua, Ye Zhiwei, et al. Influences of in-situ stress on distribution characteristics of rock blasting fragmentation [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2024, 46(10): 2202-2211.

[26] 叶海旺，雷丙响，周汉红，等.基于 K-means 聚类与熵权 TOPSIS 法的岩石可爆性评价研究[J].爆破，2024，41(2)：112-119.
Ye Haiwang, Lei Bingxiang, Zhou Hanhong, et al. Evaluation of rock blastability based on K-means clustering and entropy weight TOPSIS method[J]. Blasting, 2024, 41(2): 112-119.

[27] 胡英国，饶宇，柴朝政，等.岩体结构面对爆破块度的影响机制研究[J].岩土工程学报，2024，46(9)：1870-1879.
Hu Yingguo, Rao Yu, Chai Chaozheng, et al. Influence mechanism of rock joints on blasting fragmentation [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2024, 46(9): 1870-1879.

[28] 黄永辉，李永杰，杨阳，等.露天爆破中炸药单耗对岩石破碎块度的数值模拟研究[J].工程科学学报，2024，46(6)：973-981.
Huang Yonghui, Li Yongjie, Yang Yang, et al. Effect of explosive powder factor on rock crushing block size in open-pit blasting[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(6): 973-981.

[29] Sharma M, Choudhary B S, Raina A K, et al. Prediction of rock fragmentation in a fiery seam of an open-pit coal mine in India[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2024, 16(8): 2879-2893.

[30] 郭东明，蓝樊革，张伟，等.炮孔堵塞长度对爆破效果的影响研究[J].爆破，2023，40(3)：108-115+142.
Guo Dongming, Lan Fange, Zhang Wei, et al. Influence of stemming length on blasting effect[J]. Blasting, 2023, 40(3): 108-115+142.

[31] Li Tong, Chen Ming, Guo Bowen, et al. Study on fragmentation characteristics of rock mass in bench blasting with different coupling media [J]. Frontiers in Earth Science, 2024, 12: 1445990.

[32] Hosseini S, Mousavi A, Monjezi M, et al. Mine-to-crusher policy: planning of mine blasting patterns for environmentally friendly and optimum fragmentation using Monte Carlo simulation-based multi-objective grey wolf optimization approach [J]. Resources Policy, 2022, 79:103087.

[33] Cunningham C V B. The Kuz-Ram fragmentation model-20 years on[C]//Brighton Conference Proceedings. Brighton, UK:European Federation of Explosives Engineer,2005.

[34] 赵明生,黄胜松,周建敏,等.混装乳化炸药配方对炸药-岩石匹配效果影响研究[J].爆破,2021,38(4):124-128+179.
Zhao Mingsheng, Huang Shengsong, Zhou Jianmin, et al. Study on influence of mixed emulsion explosive formula on explosive-rock matching effect[J]. Blasting, 2021, 38(4): 124-128+179.

[35] 叶海旺,余梦豪,刘聪,等.基于爆破块度控制的空气间隔装药台阶爆破参数优化[J].爆破,2024,41(4):84-90+100.
Ye Haiwang, Yu Menghao, Liu Cong, et al. Parameter optimization of air-decked bench blasting based on blasting fragmentation control[J]. Blasting, 2024, 41(4): 84-90+100.

[36] 金鑫,高佳明,苏宏伟,等.露天矿深孔台阶爆破间隔装药爆破试验研究[J].爆破,2023,40(2):42-47.
Jin Xin, Gao Jiaming, Su Hongwei, et al. Experimental study on deck charging of deep-hole bench blasting in open-pit mine[J]. Blasting,2023,40(2):42-47.

[37] 刘玉龙,黄磊,谢烽,等.湖山露天铀矿多排孔大区块压渣爆破效果评价[J].爆破,2024,41(1):92-97.
Liu Yulong, Huang Lei, Xie Feng, et al. Effect evaluation of multi-row hole large-block burden blasting in Hushan open-pit uranium mine[J]. Blasting,2024,41(1):92-97.

[38] 董武俊.台阶法隧道岩体爆破特性研究及岩石碎片块度预测[J].爆破,2023,40(2):80-87+152.
Dong Wujun. Study on blasting characteristics of tunnel rock mass by bench method and prediction of rock fragmentation [J]. Blasting,2023,40(2):80-87+152.

[39] 吴发名,刘勇林,李洪涛,等.基于原生节理统计和爆破裂纹模拟的堆石料块度分布预测[J].岩石力学与工程学报,2017,36(6):1341-1352.
Wu Faming, Liu Yonglin, Li Hongtao, et al. Fragmentation distribution prediction of rockfill materials based on statistical results of primary joints and simulation of blasting cracks[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2017,36(6):1341-1352.

[40] 刘英,毛羽,徐士超,等.基于PSO-BPNN模型的爆破块度预测[J].爆破,2024,41(2):136-142.
Liu Ying, Mao Yu, Xu Shichao, et al. Prediction of blasting fragmentation based on PSO-BPNN model[J]. Blasting, 2024,41(2):136-142.

[41] 赵奎,伍小杰,高明中,等.矿岩爆破破碎机理、块度分布与测量技术研究动态[J].金属矿山,2020(7):16-24.
Zhao Kui, Wu Xiaojie, Gao Mingzhong, et al. Research trends of ore-rock blasting fragmentation mechanism, size distribution and measurement technology[J]. Metal Mine, 2020(7):16-24.

[42] 朱子晗,尹岳降,陈明,等.长九神山灰岩矿开采爆破块度预测研究[J].爆破,2021,38(2):17-23+31.
Zhu Zihan, Yin Yuejiang, Chen Ming, et al. Study on prediction of blasting fragmentation in Changjiu Shenshan limestone mine[J]. Blasting,2021,38(2):17-23+31.

[43] 马泗洲,刘科伟,杨家彩,等.不耦合装药下岩石爆破块体尺寸的分布特征[J].爆炸与冲击,2024,44(4):045201.
Ma Sizhou, Liu Kewei, Yang Jiacai, et al. Size distribution characteristics of blast-induced rock fragmentation under decoupled charge structures [J]. Explosion and Shock Waves,2024,44(4):045201.

[44] 袁增森,徐振洋,潘博,等.不同不耦合系数下花岗岩爆破损伤特性的离散元模拟[J].高压物理学报,2022,36(1):015301.
Yuan Zengsen, Xu Zhenyang, Pan Bo, et al. Discrete element simulation of blasting damage characteristics of granite under different decoupling coefficients[J]. Chinese Journal of High Pressure Physics,2022,36(1):015301.

[45] Yue Zhongwen, Zhou Jun, Feng Chun, et al. Coupling of material point and continuum discontinuum element methods for simulating blast-induced fractures in rock[J]. Computers and Geotechnics,2022,144:104629.

[46] Li Xudong, Liu Kewei, Yang Jiacai, et al. Numerical study on blast-induced fragmentation in deep rock mass [J]. International Journal of Impact Engineering, 2022, 170:104367.

[47] 卢文波,孟婷,胡英国.岩石爆破破碎模拟和块度预报的研究现状与展望[J].工程爆破,2024,30(5):20-28.
Lu Wenbo, Meng Ting, Hu Yingguo. A review of numerical simulation of rock fragmentation by blasting and prediction of fragments[J]. Engineering blasting,2024,30(5):20-28.

[48] 尤元元,杨仁树,左进京,等.基于相似模型和PBM-FEM-DEM耦合算法的大结构采场爆破参数优化[J].中国矿业大学学报,2025,54(4):796-810.
You Yuanyuan, Yang Renshu, Zuo Jinjing, et al. Optimization of blasting parameters in large structure mining sites based on similarity models and PBM-FEM-DEM coupling algorithm[J]. Journal of China University of Mining and Technology,2025,54(4):796-810.

[49] 关富傈,吴发名,罗志,等.基于灰色关联分析及GA-BP模型的岩体爆破块度预测[J].爆破器材,2021,50(4):40-47+53.
Guan Fusu, Wu Faming, Luo Zhi, et al. Prediction of rock mass blasting fragmentation based on grey relational analysis and GA-BP model[J]. Explosive Materials,2021,50(4):40-47+53.

[50] 张研，吴哲康.基于PCA-RVM的矿山岩石爆破粒径预测模型[J].沈阳工业大学学报，2023，45(2)：229-234.
Zhang Yan, Wu Zhekang. PCA-RVM based model for particle size prediction of blasted mine rock[J]. Journal of Shenyang University of Technology，2023，45(2)：229-234.

[51] Hosseini M, Khandelwal M, Lotfi R, et al. Sensitivity analysis on blast design parameters to improve bench blasting outcomes using the Taguchi method [J]. Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources，2023，9(1)：1-26.

[52] Alipour A, Asadizadeh M. Rock fragment size prediction using RSM in bench blasting: a focus on the influencing factors and their interactions [J]. Arabian Journal of Geosciences，2023，16(1)：61.

[53] Li Enming, Yang Fenghao, Ren Meiheng, et al. Prediction of blasting mean fragment size using support vector regression combined with five optimization algorithms[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering，2021，13(6)：1380-1397.

[54] Fang Qiancheng, Nguyen H, Bui X N, et al. Modeling of rock fragmentation by firefly optimization algorithm and boosted generalized additive model[J]. Neural Computing and Applications，2021，33(8)：3503-3519.

[55] Hosseini S, Poormirzaee R, Hajihassani M. An uncertainty hybrid model for risk assessment and prediction of blast-induced rock mass fragmentation[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences，2022，160：105250.

[56] Hasanipanah M, Amnieh H B, Arab H, et al. Feasibility of PSO-ANFIS model to estimate rock fragmentation produced by mine blasting[J]. Neural Computing and Applications，2018，30(4)：1015-1024.

[57] Tao Ming, Xiao Zhenghua, Liu Yulong, et al. A fast recognition method for dynamic blasting fragmentation based on YOLOv8 and binocular vision [J]. Applied Sciences，2025，15(12)：6411.

[58] 黄磊，陶明，刘玉龙，等.露天矿爆破块度动态识别模型研究与应用[J].矿冶工程，2026，46(2)：28-35＋43.
Huang Lei, Tao Ming, Liu Yulong, et al. Research and application of dynamic identification model of blasting fragmentation in open-pit mine[J]. Mining and Metallurgy Engineering，2026，46(2)：28-35＋43.

[59] 唐鸣东，符洲云，陈学松，等.Las Bambas露天矿矿岩分离控制爆破技术与块度预测研究[J].矿业研究与开发，2026，46(6)：62-70.
Tang Mingdong, Fu Zhouyun, Chen Xuesong, et al. Study on ore-rock separation controlled blasting technology and fragmentation prediction for the Las Bambas open-pit mine [J]. Mining Research and Development，2026，46(6)：62-70.

[60] 题正义.露天矿爆破后煤岩块度分布测试方法综述[J].阜新矿业学院学报(自然科学版)，1994，13(2)：38-42.
Ti Zhengyi. Review of test methods for coal-rock fragmentation distribution after open-pit blasting [J]. Journal of Fuxin Mining Institute (Natural Science)，1994，13(2)：38-42.

[61] 题正义，衣东丰.爆堆矿岩块度分布测试方法概述[J].辽宁工程技术大学学报，2003，22(增刊1)：1-3.
Ti Zhengyi, Yi Dongfeng. Overview of test methods for ore-rock fragmentation distribution in muck pile[J]. Journal of Liaoning Technical University，2003，22(Suppl.1)：1-3.

[62] 林大泽.爆堆块度评价方法研究的进展[J].中国安全科学学报，2003，13(9)：9-13.
Lin Daze. Research progress ofevaluation methods for muck pile fragmentation[J]. China Safety Science Journal，2003，13(9)：9-13.

[63] 高峰，谢和平，赵鹏.岩石块度分布的分形性质及细观结构效应[J].岩石力学与工程学报，1994，13(3)：240-246.
Gao Feng, Xie Heping, Zhao Peng. Fractal properties of size-frequency distribution of rock fragments and the influence of meso-structure[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering，1994，13(3)：240-246.

[64] 杨国梁，毕京九，董智文，等.定向断裂控制爆破下层理页岩的致裂机理[J].爆炸与冲击，2024，44(6)：3-17.
Yang Guoliang, Bi Jingjiu, Dong Zhiwen, et al. Fracturing mechanism of bedded shale under directional fracture controlled blasting[J]. Explosion and Shock Waves，2024，44(6)：3-17.

[65] 陈承桢，李荟，朱万成，等.基于深度学习和贴近摄影测量的露天矿爆堆块度识别算法[J].矿业科学学报，2025，10(1)：151-162.
Chen Chengzhen, Li Hui, Zhu Wancheng, et al. Blast pile fragments recognition algorithm for open pit mines based on deep learning and nap-of-the-object photogrammetry [J]. Journal of Mining Science and Technology，2025，10(1)：151-162.

[66] 刘俊伟，陈晓青.基于计算机视觉的爆破块度分布统计[J].矿业研究与开发，2024，44(1)：190-196.
Liu Junwei, Chen Xiaoqing. Statistics of blasting fragmentation distribution based on computer vision [J]. Mining Research and Development，2024，44(1)：190-196.

[67] 璩世杰.矿岩块度图象分析法研究述评[J].金属矿山，1995(11)：10-13.
Qu Shijie. Review of research on image analysis method of ore-rock fragmentation[J]. Metal Mine，1995(11)：10-13.

[68] 黄磊，刘玉龙，陶明，等.露天台阶爆破块度智能分析平台研发与应用[J].金属矿山，2025(4)：164-173.
Huang Lei, Liu Yulong, Tao Ming, et al. Development and application of intelligent analysis platform for open-pit bench blasting fragmentation[J]. Metal Mine，2025(4)：164-173.

[69] 柳小波，张育维.基于U-Net和Res_UNet模型的传送带矿石图像分割方法[J].东北大学学报(自然科学版)，2019，40(11)：1623-1629.

Liu Xiaobo, Zhang Yuwei. Ore image segmentation method of conveyor belt based on U-Net and Res_UNet models[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science),2019,40(11):1623-1629.

[70] 陈立军,蔡国强,张文斌.基于深度学习技术的爆堆块度识别方法研究[J].爆破,2024,41(1):196-201+220.
Chen Lijun, Cai Guoqiang, Zhang Wenbin. Study on muck pile fragmentation recognition method based on deep learning technology [J]. Blasting, 2024, 41 (1): 196-201+220.

[71] 李鸿翔,王晓丽,阳春华,等.基于 GAN-UNet 的矿石图像分割方法[J].控制理论与应用,2021,38(9):1393-1398.
Li Hongxiang, Wang Xiaoli, Yang Chunhua, et al. Ore image segmentation method based on GAN-UNet [J]. Control Theory & Applications,2021,38(9):1393-1398.

[72] 姬付全,梁晓腾,杨林,等.基于 ACE+CLAHE 算法的隧道爆破块度图像分析[J].人民长江,2022,53(11):125-129.
Ji Fuquan, Liang Xiaoteng, Yang Lin, et al. Image analysis on tunnel blasting fragments based on ACE and CLAHE algorithm[J]. Yangtze River,2022,53(11):125-129.

[73] 王大坤,叶图强,闫大洋,等.基于三维激光扫描技术的爆破块度识别[J].有色金属工程,2022,12(11):120-127.
Wang Dakun, Ye Tuqiang, Yan Dayang, et al. Blasting fragmentation recognition based on 3D laser scanning technology[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2022, 12(11):120-127.

[74] Outal S, Jeulin D, Schleifer J. A new method for estimating the 3D size-distribution curve of fragmented rocks out of 2D images[J]. Image Analysis and Stereology, 2008, 27(2): 97-105.

[75] Segarra P, Sanchidrian J A, Potsch M, et al. A method for reconstruction of size distributions from 3D drone image analysis: a case study [J]. Rock Mechanics and Rock Engineering,2024,57:4033-4050.