doi: 10.20239/j.issn.1671-9492.2026.08.002

基因矿物加工工程研究进展

宋振国[1,2],朱阳戈[1,2],方明山[1],杨佳伟[1],宋晓梅[1],李 磊[1],
叶岳华[1,2],陈康康[1,2],赵 杰[1,2]
(1. 矿冶科技集团有限公司,北京 100160;
2. 矿物加工科学与技术全国重点实验室,北京 102628)

摘 要: 矿物加工技术对矿产资源的高效开发及综合利用具有重大作用。中国矿产资源禀赋差、资源需求持续增加、生态环境要求日趋严格等因素对矿物加工技术提出了更高要求。传统矿物加工研究开发模式存在开发周期长、成本高、重复试验多、技术经验难以传承等弊端。基因矿物加工工程(Genetic Mineral Processing Engineering, GMPE)由孙传尧院士于2015年率先提出,是将生物遗传学“基因”概念引入矿物加工领域形成的变革性学术思想。作为一种颠覆性创新的研究方法,基因矿物加工以矿床成因、矿石性质、矿物特性等矿物加工的"基因"特性研究与测试为基础,建立数据库并将现代信息技术与矿物加工技术深度融合,通过智能推荐、模拟仿真和有限的选矿验证试验,快捷高效地决策选矿工艺流程。本文系统综述了基因矿物加工工程的提出背景、理论框架、三矿基因特性及其测试方法、基因与可选性关系研究、数据库建设、智能决策系统开发以及应用案例等方面的研究进展,分析了该领域面临的挑战并展望了未来发展方向。

关键词: 基因矿物加工;三矿基因;智能决策;数据库;选矿工艺
中图分类号: TD91;TD952;TP181 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-9492(2026)08-0012-14

Research Progress of Genetic Mineral Processing Engineering

Song Zhenguo[1,2], Zhu Yangge[1,2], Fang Mingshan[1], Yang Jiawei[1], Song Xiaomei[1], Li Lei[1],
Ye Yuehua[1,2], Chen Kangkang[1,2], Zhao Jie[1,2]
(1. BGRIMM Technology Group, Beijing 100160, China;
2. State Key Laboratory of Mineral Processing, Beijing 102628, China)

Abstract: Mineral processing technology plays a significant role in the efficient development and comprehensive utilization of mineral resources. Higher requirements for mineral processing technology have been put forward due to the poor endowment of mineral resources in China, the continuous growth of resource demand and increasingly stringent ecological-environmental regulations. The traditional research-development mode of mineral processing has drawbacks including long development cycle, high cost, excessive repeated tests and difficult inheritance of technical experience. Genetic Mineral Processing Engineering (GMPE), first proposed by Academician Sun Chuanyao in 2015, is an innovative academic idea that introduces the concept of “gene” from biological genetics into the field of mineral processing. As a disruptive research methodology, GMPE is based on the measurement and investigation of mineral-processing “genetic” characteristics including deposit genesis, ore properties and mineral features. By establishing databases and deeply integrating modern information technology with mineral processing technologies, GMPE can rapidly and efficiently determine beneficiation flowsheets via intelligent recommendation, simulation and limited verification tests. This paper systematically reviews the research progress of Genetic Mineral Processing Engineering, including its background, theoretical framework, test methods for three-level genetic characteristics, correlation between genetic parameters and ore-dressing separability, database construction, intelligent decision-making system development and engineering application cases. The existing challenges are

收稿日期: 2026-07-22
基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC2904204)
作者简介: 宋振国(1982—),男,山东莱芜人,博士,正高级工程师,主要从事矿物浮选理论、矿物分离及加工利用等方面的研究。

analyzed and the future development directions are prospected.

Key words: genetic mineral processing; three-level mineral gene; intelligent decision-making; database; beneficiation flowsheet

0　引言

矿物加工科学与技术是矿产资源开发利用链条中的核心环节，其技术水平直接决定了矿产资源的利用效率和经济效益。传统的矿物加工技术研究开发模式一般遵循工艺矿物学研究、系统选矿试验研究(小型试验、扩大连续试验、半工业或工业试验)、推荐工艺流程方案、选矿厂设计、试车投产的技术路线[1]。该模式在长期实践中为矿物加工工业发展提供了有效支撑，但也暴露出明显的局限性，主要表现在开发周期长、成本高；试验过程耗费大量人力物力，工作效率低；同类矿石研究存在大量重复试验，造成资源浪费；先进技术经验难以得到有效传承和推广等。造成这些弊端的根本原因在于，对制约矿物加工工艺的根本因素——矿物、矿石和矿床的内在特性缺乏深入系统的研究与总结，大量历史选矿试验数据、工艺矿物学研究数据、设计数据、生产数据等信息资源未得到有效整合利用，现代信息技术与矿物加工工艺研发的融合程度不足[2]。

针对上述问题，孙传尧院士于2015年在国内外率先提出“基因矿物加工工程”研究方向，旨在通过研究矿床、矿石、矿物三个层次的基因特性，建立基因矿物加工数据库，开发智能决策系统，实现选矿工艺流程的快速精准决策，实现对传统矿物加工试验研究和工程转化模式的颠覆性创新。经过十余年的发展，基因矿物加工工程已完成可行性论证、铜硫矿体系研究以及铁矿、锂铍稀有多金属矿拓展等阶段，形成了较为完整的理论体系和技术方法。当前国外虽在工艺矿物学自动识别、选矿流程仿真领域开展相关研究，但相关工作多局限于单矿物物性数据库、局部流程模拟模块，尚未形成“矿床-矿石-矿物”三级基因联动的完整理论框架，无法实现从资源原生属性到全套选矿方案的一体化智能推演，这也是基因矿物加工工程体系区别于国外同类研究的核心特征。本文系统综述了基因矿物加工工程的提出背景、理论框架、三矿基因特性及其测试方法、基因与可选性关系研究、数据库建设、智能决策系统开发以及应用案例等方面的研究进展，分析了该领域面临的挑战并展望了未来发展方向，为相关领域研究者提供参考。

1　基因矿物加工工程的理论框架

1.1　基本概念

基因矿物加工工程是以矿床成因、矿石性质、矿物特性等矿物加工的“基因”特性研究与测试为基础，建立和应用数据库，并将现代信息技术与矿物加工技术深度融合，经过智能推荐、模拟仿真和有限的选矿验证试验，快捷、高效、精准地推荐选矿技术和工艺流程，为新建选矿厂的设计或老选矿厂的技术改造提供支撑的系统性工程方法。

“基因”概念引入矿物加工领域，是借鉴生物学中基因决定生物性状的思想，将矿床、矿石、矿物三个层次中决定矿石可选性和选矿工艺流程的内在本质属性定义为矿物加工基因。这些属性具有遗传性、稳定性和可测性，能够从根本上影响矿物的分选行为和工艺效果。

1.2　三矿基因体系

本文构建由宏观至微观的“矿床-矿石-矿物”三层次基因体系，各层级核心参数、分选影响规律见表1。矿床基因以成因类型为核心，从根源限定矿石整体属性与工艺路线；矿石基因覆盖构造、结构、元素赋存、嵌布粒度等指标，直接决定碎磨解离效果与分选目标；矿物基因包含密度、磁性、导电性、天然可浮性等物理化学属性，是重、磁、浮、电各类分选工艺的底层依据。

矿床成因决定了矿床的规模、矿体产状、矿石结构构造、矿物组合、矿物标型特征、微量元素特征、结晶行为、结晶粒度以及矿物结晶顺序等，进而影响矿物间的嵌布关系和矿石的可选性。矿石构造反映矿物集合体的形态、相对大小及其空间关系；矿石结构反映矿物颗粒的形状、相对大小和相互嵌布关系；元素含量和矿物组成决定了选矿回收的对象和目标；元素赋存状态直接影响元素的回收方法和理论回收率；矿物粒度则是决定矿物单体解离度和碎磨工艺参数的关键因素。矿物基因涵盖矿物的晶体化学特征与物理性质，矿物密度差异是重选分离的基础；矿物导电性决定电选分离的可行性；矿物磁性强弱是磁选工艺的依据；矿物天然可浮性与晶体结构、表面价键性质密切相关，是浮选工艺的理论基础。

表 1 三矿基因体系分类

Table 1 Classification of three mineral gene systems

基因层次	基因类别	主要参数	对选矿的影响
矿床基因	矿床成因类型	岩浆型、热液型、沉积型、变质型、叠生型等	决定矿石基本属性与选矿工艺路线
矿石基因	矿石构造	块状、浸染状、脉状、网脉状、条带状等	影响碎磨特性与解离行为
	矿石结构	自形晶、半自形晶、他形晶、固溶体分离等	影响单体解离难易程度
	元素含量	目的元素、伴生元素、有害元素含量	决定回收对象与精矿质量
	矿物组成	有用矿物、脉石矿物种类及含量	决定分选方法与工艺流程
	元素赋存状态	独立矿物、类质同相、吸附形式	影响理论回收率与回收工艺
	矿物嵌布粒度	粒度分布、平均粒径、特征粒径	决定磨矿细度与解离度
矿物基因	矿物密度	矿物密度值与密度差	重选分离依据
	矿物磁性	比磁化率、磁性分类	磁选分离依据
	矿物导电性	电阻率、导体/非导体分类	电选分离依据
	天然可浮性	表面润湿性、接触角	浮选工艺基础

1.3 技术体系架构

基因矿物加工工程的技术体系由七大核心模块构成，遵循“数据驱动＋机理支撑＋智能决策＋有限验证”的技术路线，各模块分工明确：基因特性测试提取提供原始数据，数据库作为信息载体，智能决策系统为核心运算单元，虚拟选矿厂完成仿真校核，最终依托验证试验、工程设计实现生产优化。各模块细分技术细节将在下文数据库、智能决策章节展开论述。

图 1 完整展示整套技术链路，基因检测、矿山历史试验资料统一汇入数据仓库，同步输入智能决策模块完成流程推演；虚拟选矿厂配套机理、设备、动态数据模型，对推荐方案开展前置仿真校核，最终落地至选厂设计与生产优化环节。七大模块串联形成完整技术链条，能够大幅缩短选矿工艺研发周期、降低研发成本。

2 基因特性测试与提取方法研究

基于前文建立的三矿基因分层框架，针对铜硫矿、伴生金银、铅锌矿、铁矿和锂铍多金属矿，系统开展了基因测试与提取方法研究。在详细分析矿冶集团与相关工艺矿物学报告等资料的基础上，确定了各类资源基因数据的提取和表征方法，并完成了矿物种类、矿物元素含量、粒度以及分布特征等数据表单的设计工作。

2.1 三矿基因种类的确定与提取

矿床成因作为矿床层面的核心基因，其信息主要来源于矿床地质勘查报告。在矿床勘查过程中，通过

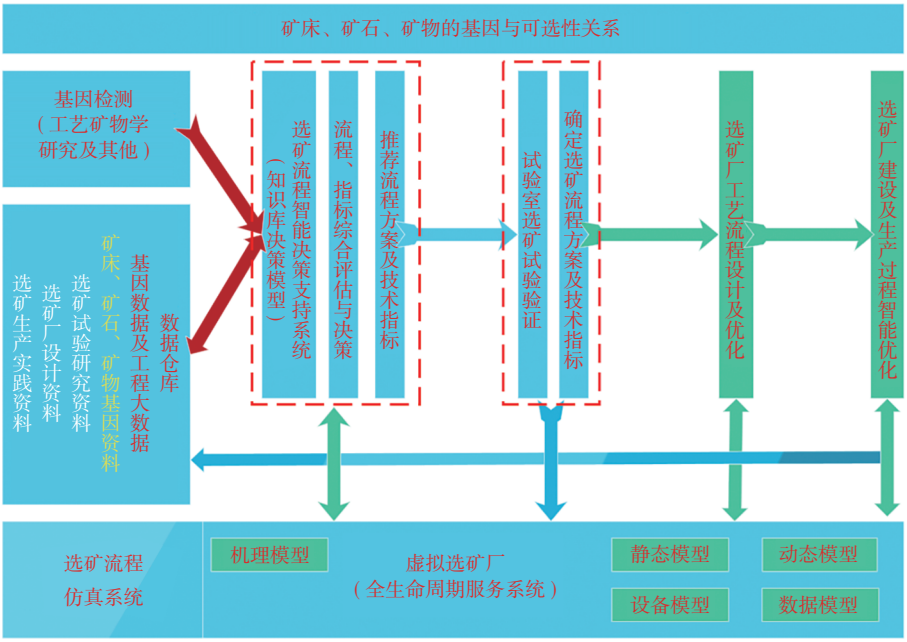


图 1 基因矿物加工技术路线图[1]

Fig. 1 Genetic mineral processing technology roadmap[1]

地质填图、探矿工程、地质取样、物探、化探、遥感等现场研究，结合岩矿鉴定、化学分析、矿物包裹体测试、同位素分析、地质年代学研究、成岩成矿模拟等室内研究工作，经综合分析确定矿床成因类型。按照成矿作用的性质和能量来源，矿床成因可划分为内生矿床、外生矿床、变质矿床及叠生矿床四大类，每大类下进一步细分多种亚类。以铜矿为例，常见的成因类型包括斑岩型、矽卡岩型、火山岩型(块状硫化物型)、铜镍硫化物型、砂岩型等。不同成因类型铜矿的矿石矿物组合、结构构造、嵌布特征、伴生元素等存在系统性差异，对应不同的选矿工艺流程。

矿石基因类型广泛，其中矿石的矿物组成、元素含量和元素赋存状态决定了选矿回收的对象及最终的选矿指标；矿石结构、构造及矿物粒度则影响矿石碎磨过程中有用矿物单体解离的难易程度和可选性。元素含量分析通常采用光谱半定量分析确定元素种类，结合化学分析方法测定各元素的具体含量。根据元素在选矿过程中的作用，可分为目的元素、有益伴生元素和有害元素三类，分类指导选矿工艺设计。矿物组成分析综合运用光学显微镜、X射线衍射、电子探针、扫描电镜等多种手段。矿物含量测定可采用化学分析、分离矿物、光学显微镜点计、选择性溶解以及自动图像分析等方法。对于复杂矿石，需要明确有用矿物、有害矿物和脉石矿物的种类及相对含量。矿物粒度分析通常在光学显微镜下进行，采用线性截距法或面积法统计矿物颗粒的粒径分布。矿物粒度分布通常呈现多峰或宽分布特征，需要采用统计参数进行表征，包括平均粒径、粒度分布范围、特征粒径等。随着计算机视觉和图像分析技术的发展，基于光学显微镜的矿物基因特征参数自动分析技术得到开发应用。通过图像采集、分割、识别和统计分析，能够自动提取矿物的粒度、形态、嵌布关系等定量参数，提高了矿石基因提取的效率和准确性。

矿物基因包括矿物的密度、导电性、磁性和天然可浮性等物理化学性质，这些性质直接决定了矿物的分选行为。其中，天然可浮性与矿物的解理面、表面键性及晶体结构密切相关。不同矿物的磁性、密度、导电性等物理性质一方面通过查阅《选矿工程师手册》、《系统矿物学》等标准资料获取相应参数，此外针对纯矿物开展了相关参数的检测与基因参数的标定，以确保数据的准确性。

2.2　关键基因参数的量化表征方法

为实现基因信息的数字化和计算机化处理，项目团队针对不同类型基因构建了系统的量化表征方法。矿床成因主要通过矿床地质勘查报告和相关研究资料进行归类确定，按成因类型编码表征。在矿石结构的量化表征方面，突破了以往仅作定性描述的限制，建立了量化表征方法，针对不同矿石结构在碎磨过程中影响有用矿物单体解离的难易程度，赋予影响系数值，并结合不同结构在矿石中所占的权重比例，实现矿石结构特征的量化表征，如表2所示。对于矿物粒度，采用线测法(定向随机截距法)和面测法(等效椭圆短径法)进行测量，并将粒度分布区间划分为极粗粒、粗粒、中粒、细粒和微粒，据此判断矿石的均匀程度并推荐相应的磨矿制度。金矿物的粒度分布情况对磨矿方案以及选矿工艺的制定有着重要的意义，也是基因表征研究的重点和难点，在研究中采用矿物微区图像分析的方法，对金矿物的粒度进行统计。元素赋存状态的量化表征则通过单矿物分离、光学显微镜观察、扫描电镜能谱分析、电子探针分析及X射线衍射分析等手段，确定元素在各矿物中的配分，计算元素在各矿物中的金属量占有率。

表2　矿石结构量化表征

Table 2　Quantitative characterization of ore structures

矿石结构名称	影响系数
自形粒状结构	1
半自形粒状结构	0.98
他形粒状结构	0.96
包含结构	0.90
压碎结构	1
变晶结构	0.98
残余结构	0.90
镶边结构	0.80
骸晶结构	0.85
脉状结构	0.90
网脉状结构	0.88
固溶体分离结构	0.20

针对锂、铍等超轻元素因原子序数小、特征X射线强度低、富水矿物易受电子束损伤及谱线干扰严重等因素导致的原位微区精准定量分析难题，团队依托配备LSA55和LSA200大晶面间距分光晶体的EPMA-1720H型电子探针分析仪，系统开展了锂辉石、透锂长石、磷锂铝石等含锂硅酸盐矿物及绿柱石等含铍矿物的原位微区测试方法学研究。针对锂元素，通过精细化调控加速电压、束流、束斑直径及峰位测试时间，并采用高精度定性扫描与手动校正Al、Mn等易漂移元素及Cs、F等受干扰元素峰位，显著提高了分析稳定性与重复性，建立了稳定高效的锂原位微区分析方案，锂云母定量检测谱图校正如图2所示。

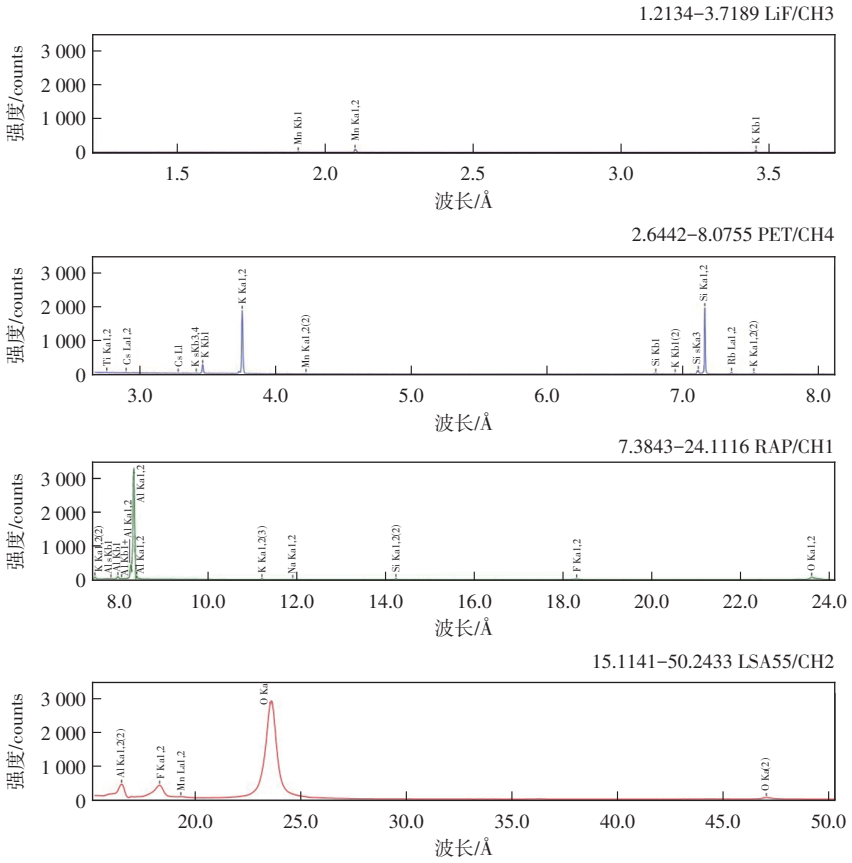


图2 待测锂云母样品的定性分析谱图及峰位标定

Fig. 2 Qualitative analysis spectrogram and peak position calibration of the lepidolite sample to be tested

针对铍元素，通过采用脉冲高度分析器(PHA)有效消除硅元素高次线对铍元素Kα的谱线干扰，针对峰位漂移问题进行逐点寻峰校正，并探索确定最优测试条件，成功建立了绿柱石中BeO的原位定量方法，测试平均值与单矿物化学分析值相对误差仅2.23%[3]。上述方法已成功应用于多种含锂矿物及绿柱石的大量微区分析实践，为锂、铍等战略性轻元素的原位微区精准定量提供了可靠的技术支撑。

通过上述手段标定得到的70余种单矿物密度、电阻率、比磁化率标准化数据全部录入基因矿物加工数据库，可直接用于重选预选抛尾、弱磁除杂、设备分选梯度匹配等选矿工艺流程设计，为工艺参数初筛提供量化数据支撑。

2.3 关键基因参数自动检测技术

在人工提取和表征方法的基础上，团队进一步研发了关键基因参数自动检测技术，实现了工艺矿物学参数的自动化、高通量测试。通过研究，建立了包含3 000种以上矿物的理论合成能谱数据库，开发基于能量色散谱峰型比对的矿物自动识别算法；研发了黏连颗粒精确分割算法和矿物灰度分相技术；开发了基于逻辑排序及逻辑分组的矿石颗粒基因参数测试算法；实现了多帧图像无缝拼接；建立了测试数据精度自动判定机制[4]。该自动检测系统成熟应用于铜硫矿、铅锌矿、锂铍矿等类型矿石的基因参数测定中，为基因矿物加工工程提供了高通量、标准化的基因数据来源。图3所示为关键基因参数自动检测技术。

图3展示了矿石样品图像分割、矿物分类、嵌布关系占比统计的可视化结果，算法可自动区分自由矿物、各类连生矿物的占比，批量输出矿物粒度、嵌布类型等全套矿石基因参数，大幅降低人工统计带来的误差与工作量。

3 三矿基因与选矿可选性关系研究

矿床、矿石、矿物三层基因并非独立作用，而是自上而下形成层级约束关系，同时同层级多基因参数存在耦合交互效应。下文依次逐层剖析单一层级基因对可选性的独立影响，最后归纳多基因协同作用规律。三矿基因与选矿可选性关系研究是基因矿物加工工程的核心理论基础，旨在揭示矿床成因、矿石性质、矿物特征等内在属性与选矿工艺之间的本质联

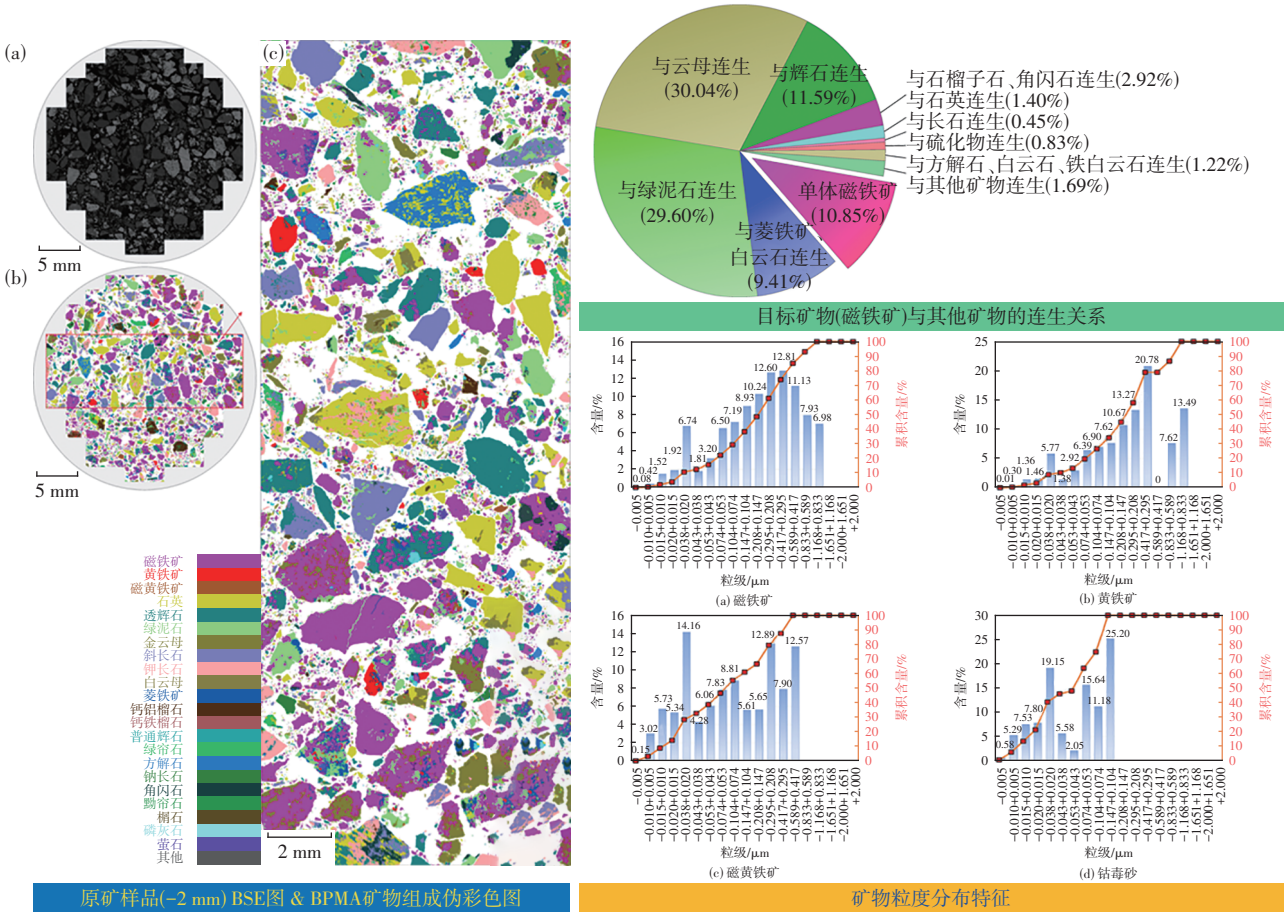


图 3　关键基因参数自动检测技术

Fig. 3　Automatic detection technology of key gene parameters

系。在该方向的研究已覆盖铜硫矿、锂铍稀有多金属矿、铁矿等重要矿种体系，系统研究了斑岩型、矽卡岩型、火山岩型、铜镍硫化物型、砂岩型等5类主要成因铜矿的基因特征差异及其对选矿工艺流程的影响规律，建立了不同成因类型铜矿的选矿技术特征图谱；拓展研究了花岗伟晶岩型、花岗岩型、云英岩型等典型锂矿床的三矿基因特性，明确了锂辉石、锂云母、绿柱石等主要含锂铍矿物的分选行为差异。通过多矿种的系统研究，初步建立了"矿床成因决定矿石基本属性、矿石性质制约工艺路线、矿物特征影响分选效果"的多层次可选性关联理论，形成了基于基因参数的选矿指标预测方法，为智能决策系统提供了理论支撑。

3.1　矿床成因对可选性的影响

矿床成因从根本上决定了矿石的工艺矿物学特征，进而影响选矿工艺流程和技术指标(表3)。不同成因类型矿床表现出显著的选矿工艺差异。变质沉积成因铁矿床的矿石随变质程度增加，磁铁矿含量升高、结晶粒度变粗，易选；岩浆结晶分异矿床铁钛共生，钛铁矿呈条带状嵌布于磁铁矿中，铁钛解离困难；

表3　主要铜矿成因类型选矿工艺特征对比[5-6]

Table 3　Comparison of mineral processing characteristics of genetic types of main copper deposits[5-6]

成因类型	矿石矿物特征	主要选矿难点	典型工艺流程
斑岩型	黄铜矿为主，浸染状构造，蚀变分带明显，伴生钼、金	泥化带黏土矿物影响浮选，次生富集带矿物组成变化大	粗磨—粗选—扫选—精选；铜钼混合浮选再分离
矽卡岩型	矿物分带明显，伴生铁、铅锌、钨锡，矽卡岩脉石发育	蛇纹石、绿泥石泥化；多金属综合回收流程复杂	磁选—浮选联合；铜铅锌优先浮选或混合浮选
火山岩型	致密块状与网脉状并存，铜铅锌硫共生，伴生金银多	铜铅锌分离困难；细粒嵌布解离难度大	铜铅混合浮选—锌硫分选；铜铅锌优先浮选
铜镍硫化物型	铜镍共生，伴生钴、铂族金属，蛇纹石脉石为主	蛇纹石泥化碱化矿浆；精矿镁含量超标	铜镍混合浮选；精选降镁；铜镍分离
砂岩型	矿物组成简单，砂岩脉石，铜品位较低但分布均匀	嵌布粒度细时回收率偏低	简单浮选流程；易选矿石可一步粗选精选

矽卡岩型铁矿床常伴生硫化物，需考虑铜硫综合回收和铁精矿降硫；IOCG 型矿床矿石成分极其复杂，多种元素需综合回收，工艺流程复杂。斑岩型铜矿成矿分带特征对选矿有重要影响，从斑岩中心到围岩依次发育强硅化带、钾硅酸盐化带、石英绢云母化带、泥化带、青磐岩化带等蚀变分带，矿化主体位于石英绢云母化带，矿石质量高、易选；泥化带和青磐岩化带黏土矿物发育，易造成矿浆泥化影响浮选；斑岩铜矿的表生风化作用形成次生富集带，辉铜矿、斑铜矿等次生硫化物含量高，铜品位高且易浮选。矽卡岩型铜矿床具有明显的矿物分带性，从岩浆岩到灰岩依次出现不同的矿物组合和有价元素分带，不同分带的选矿流程存在差异。火山岩型铜矿床的致密块状矿石铜铅锌品位高、有价矿物集合体粒度粗，但矿物间嵌布关系复杂，网脉状矿石成矿温度高、伴生元素多，需考虑综合回收。锂铍稀有多金属矿的矿床成因同样从根本上决定矿石的选矿工艺特征。花岗伟晶岩型锂矿主要含锂矿物锂辉石，晶体粗大、嵌布粒度较粗，单体解离相对容易，是最易选的锂矿类型，通常采用重选—浮选联合或直接浮选工艺。花岗岩型锂矿床主要含锂矿物为锂云母，嵌布粒度细，常与长石、石英等脉石紧密共生，浮选分离难度较大，且锂云母常伴生铷、铯等稀有金属，需考虑综合回收。云英岩型锂矿床多与钨锡矿化伴生，矿物组成复杂，锂含量相对较低，选矿流程需要兼顾锂与钨锡的综合回收。不同成因锂矿床的脉石矿物组成差异显著，花岗伟晶岩型以长石、石英为主，花岗岩型常含较多黏土矿物，直接影响浮选药剂制度和精矿质量控制。

3.2 矿石性质对可选性的影响

矿石性质是影响铜硫矿选矿分离的关键因素，对选矿工艺流程制定产生决定性影响。团队系统研究了铜硫矿、铁矿和锂铍矿的矿石性质对可选性和选矿工艺的影响规律。矿石结构构造决定了矿石的破碎磨矿特性和单体解离行为；矿物组成和含量决定了分选的对象和难度；脉石矿物种类影响矿浆性质和浮选药剂制度。矿石中滑石、蛇纹石、绿泥石、高岭石等易泥化脉石矿物的存在对铜硫浮选影响显著。这类矿物磨矿过程中易产生次生矿泥，矿泥罩盖于硫化矿物表面恶化浮选环境，同时消耗浮选药剂。滑石本身天然可浮性好，易进入铜精矿造成镁含量超标。针对含滑石的铜硫矿，通常需要采用预先脱滑石或强化抑制滑石的工艺方案。有害元素的赋存特征同样影响铜回收效果。砷、氟、汞等有害元素若以独立矿物形式存在，可能影响精矿质量；若以类质同像形式赋存于黄铜矿等硫化矿物中，则难以通过选矿去除。硫化铜矿中有害元素的赋存特征研究为选矿工艺流程优化和精矿质量控制提供依据[7-10]。锂矿石矿物组成和嵌布特征是决定选矿工艺的关键因素。锂辉石型矿石中锂辉石多呈柱状、板状晶体，解理发育，磨矿过程中易沿解理面碎裂，单体解离性能较好；脉石矿物以长石、石英为主，二者密度与锂辉石接近，重选分离难度大，但可浮性差异显著，是浮选分离的基础。锂云母型矿石中锂云母多呈细鳞片状集合体，嵌布粒度微细，常包裹于长石颗粒中或沿解理缝充填，需要细磨才能充分解离，但过磨易产生片状矿泥影响浮选选择性。锂矿石中云母类脉石矿物(白云母、黑云母)与锂云母性质相近，是锂云母浮选的主要干扰矿物，需要通过调整矿浆 pH 值和抑制剂制度实现选择性分离。绿柱石作为铍的主要载体矿物，常与锂辉石、长石、云母共生，其天然可浮性差，需用活化剂处理后才能有效浮选回收。

3.3 矿物性质对可选性的影响

矿物的物理化学性质直接决定分选方法的选择和分选效果。矿物磁性差异是磁选分离的基础，磁铁矿属强磁性矿物，赤铁矿、褐铁矿属弱磁性矿物，黄铁矿、黄铜矿属非磁性矿物，据此可通过磁选实现铁矿物与硫化物、脉石的分离。矿物天然可浮性差异是浮选的理论基础，但天然可浮性好的矿物种类有限，实际生产中主要通过添加浮选药剂调整矿物表面性质，扩大不同矿物间的可浮性差异。矿物的晶体结构、表面缺陷、氧化程度等因素影响药剂与矿物表面的作用强度和选择性。团队开展了矿物浮选的物理化学性质基因表征方式研究，采用密度泛函理论，构建了矿物的表面模型，系统研究了黄铁矿 Fe 位点、黄铜矿 Cu 和 Fe 位点的配位场环境、d 轨道电子排布及 d 带中心等关键电子结构参数，如图 4 所示。上述硫化矿物表面电子结构差异，清晰揭示不同矿物与浮选药剂的作用机理，可为针对性捕收剂、抑制剂分子结构设

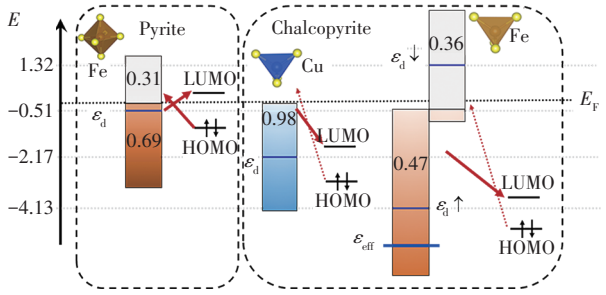


图 4 黄铜矿和黄铁矿表面活性位点成键特性

Fig. 4 Bonding characteristics of active sites on chalcopyrite and pyrite surfaces

计提供微观靶点，打通微观矿物特性到浮选工艺优化的研究链路。揭示了硫化矿物浮选行为差异的微观本质，明确了不同活性位点的成键特性与反应活性差异，建立了基于表面活性位点电子结构的浮选基因表征方法，为后续选矿药剂分子设计提供了精准的矿物表面基因靶点。

3.4　多基因交互影响

实际选矿过程中，矿床、矿石、矿物三个层次的基因特性并非孤立作用，而是存在复杂的交互影响。矿床成因决定了矿石的基本属性，矿石属性又体现在具体矿物的特征上，三者构成层级式的影响链条。同时，同一层次内不同基因参数也存在耦合作用，如矿物粒度与嵌布关系共同影响单体解离度，矿物组成与脉石种类共同决定浮选药剂制度。多基因交互影响的研究需要借助统计分析和机器学习方法，从大量历史数据中挖掘不同基因参数与选矿指标间的关联关系，识别关键影响因子及其权重，为工艺流程决策提供更全面的依据。

针对铜硫矿体系，系统开展了多基因交互影响与选矿可选性的关联研究。在矿床 - 矿石 - 矿物三个层次上，建立了涵盖矿床成因类型、矿石结构构造、矿物组成与含量、元素赋存状态、嵌布粒度特征等十余项关键基因参数的多维表征体系，通过对 75 份铜硫矿工艺矿物学报告和 40 余篇选矿研究文献的数据整合与统计分析，揭示了不同基因参数间的耦合作用规律。研究明确了斑岩型、矽卡岩型、火山岩型等不同成因铜矿的基因特征组合模式，识别出了影响铜回收率的主控基因因子及其交互效应，如不同矿床成因类型产生矿物嵌布粒度差异进而影响磨矿细度要求，脉石矿物中滑石、蛇纹石等易泥化矿物的含量与铜精矿镁含量呈显著正相关，矿石氧化程度与铜矿物可浮性之间存在非线性衰减关系。基于上述研究，建立了多基因参数综合评价方法，为铜硫矿选矿工艺流程智能决策提供了核心理论支撑，相关成果已纳入基因矿物加工工程数据库和决策模型。

在锂铍稀有多金属矿中，多基因交互影响更为突出。花岗伟晶岩的分带演化程度决定了锂矿物种类和结晶粒度，分带越完善锂辉石晶体越粗大、易选性越好；矿石中云母类矿物的含量与种类同时影响矿浆黏度和浮选选择性，云母含量高时既需要抑制脉石云母又要防止锂云母被同步抑制，药剂制度选择难度增大。伴生铌钽矿物的存在要求工艺流程兼顾重选和浮选，不同矿种的最佳分选条件存在差异，需要通过多目标优化确定综合工艺参数。稀有金属矿中多元素共生的特点使得基因参数与选矿指标间的关联更加复杂，需要更多维度的基因表征和更精细的解耦分析。综合铜硫矿、锂铍矿研究结果可总结统一规律：矿床成因决定矿石基础属性框架，矿石结构、嵌布粒度控制单体解离难度，矿物物理化学性质确定分选手段，三类基因相互耦合，共同决定矿石整体可选性。

3.5　基于基因的选矿指标预测

在三矿基因特性与可选性关系研究的基础上，建立了选矿指标预测模型。以铜硫矿为例，基于铜矿物的种类、含量、嵌布粒度、赋存状态等基因参数，结合历史选矿数据统计分析，建立了铜回收率预测方法。基于数据库内 43 组铜硫矿历史样本开展回收率预测验证，模型预测值与实际试验值相对误差控制在 5% 以内[11]，整体预测可靠性较高。伴生金银的回收率预测则依据金银矿物的种类、粒度分布、赋存状态、载体矿物等分布特征统计数据，构建预测模型。针对锂铍稀有多金属矿，初步建立了基于矿石基因参数的锂回收率预测模型。模型输入参数包括锂矿物种类、嵌布粒度特征、脉石矿物组成、原矿品位等关键基因因子，通过对历史选矿数据的统计分析和机器学习训练，实现锂精矿品位和回收率的初步预测。对于花岗伟晶岩型锂辉石矿石，预测准确度相对较高；对于细粒嵌布的锂云母型矿石，由于矿泥干扰和矿物间可浮性差异小等因素影响，预测精度有待进一步提升。随着锂矿基因数据库样本量的持续扩充和模型算法的优化迭代，锂选矿指标预测能力将逐步增强，为锂矿选矿工艺智能决策提供更可靠的定量依据。

4　基因矿物加工工程数据库建设

在基因矿物加工工程数据库建设方面，团队构建了基因和选矿工艺数据库的总体架构，数据库整体采用分层架构设计，完成了三矿基因基础数据库、选矿工艺流程数据库和矿物学 / 药剂 / 设备辅助知识库的表结构设计与数据字典编制，先后构建完成了铜硫矿、铁矿、锂铍稀有多金属矿三大体系数据库。在数据库中系统录入了 75 个铜矿、56 个铁矿和 42 个典型锂矿的基因数据及对应选矿工艺流程。开发了基于多维度基因参数的相似度检索算法，实现矿石基因特征与历史案例的智能匹配；在此基础上进一步建设数据仓库，开展数据组织、主题建模与关联规则挖掘，为智能决策系统提供数据支撑。

4.1　数据库总体架构与数据结构设计

基因矿物加工工程数据库采用分层架构设计，主要包括三矿基因基础数据库、选矿工艺流程数据库和

辅助数据库三大类。三矿基因基础数据库存储矿床成因、矿石性质、矿物特性等基因数据；选矿工艺流程数据库存储各类矿石对应的选矿工艺方案、流程结构、设备配置、药剂制度、技术指标等信息；辅助数据库包含矿物学知识库、药剂知识库、设备知识库等支撑信息。数据库总体架构如图5所示。

数据库系统建立在关系型数据库基础上，配套开发数据录入、查询检索、统计分析等功能模块。系统支持多维度数据检索，可按矿床类型、矿石类型、矿物组合、工艺流程类型等多种条件进行组合查询，为智能决策提供数据支撑[12]。

三矿基因基础数据表结构围绕矿床、矿石、矿物三个层次设计。矿床基因表包含矿床名称、矿床成因类型、成矿地质背景、规模、产状等字段；矿石基因表包含矿石类型、构造、结构、化学组成、矿物组成、元素赋存状态、矿物粒度等字段；矿物基因表包含矿物名称、化学式、晶体结构、密度、磁性、导电性、可浮性等字段。工艺流程数据表包含流程编号、对应矿石类型、原则流程、磨矿制度、选别次数、药剂制度、分选指标、设备配置等字段。流程结构信息采用结构化存储，支持流程图自动生成。各数据表之间通过关键字段建立关联关系，实现从基因特征到工艺方案的映射检索。数据字典对各字段进行标准化定义，确保数据录入的规范性和一致性。数据库ER表结构如图6所示。

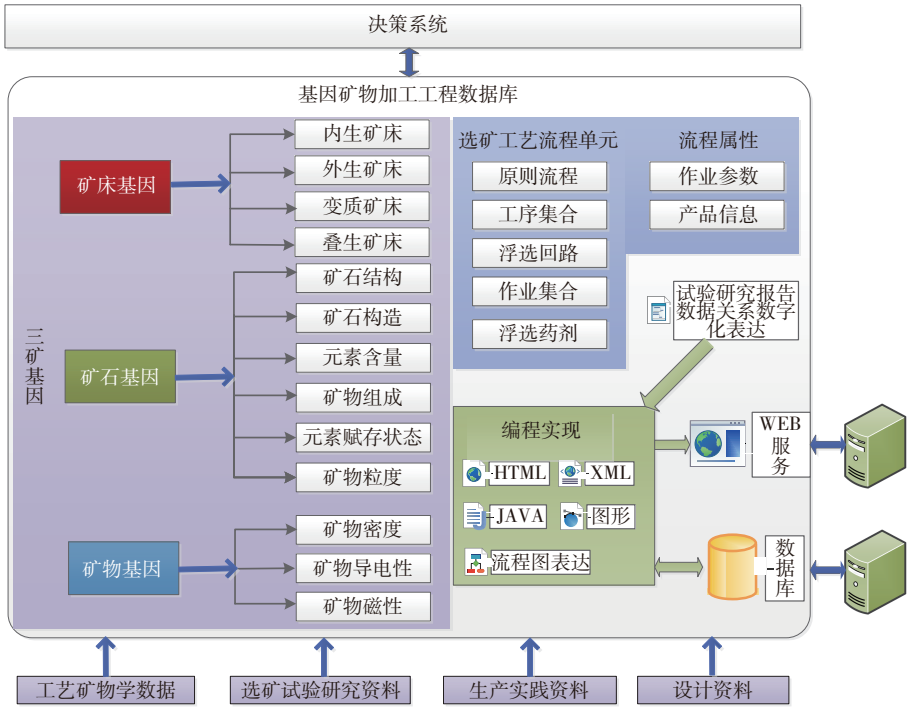


图5 数据库总体架构

Fig. 5 Overall architecture of the database

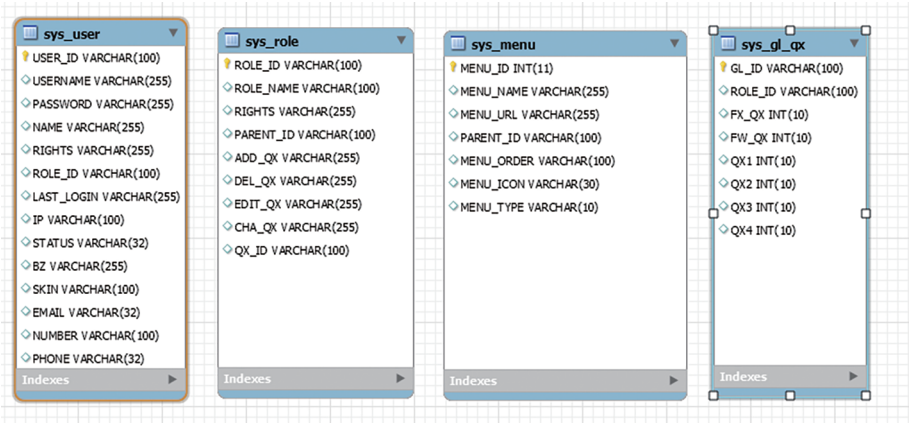


图6 数据库系统管理表结构ER总图

Fig. 6 General diagram of database system management table structure ER

4.2　数据检索与相似度匹配

基于关键基因信息的流程结构检索是数据库的核心功能之一。通过建立流程结构和三矿基因的相似度检索算法模型，实现快速智能的大数据检索功能。相似度计算综合考虑矿床类型、矿物组合、嵌布特征等多维度基因参数的匹配程度，返回最相似的历史案例及其对应的工艺流程方案。

相似度检索算法采用加权多属性匹配策略，不同基因参数根据其对工艺流程的影响程度赋予不同权重。检索结果按相似度排序输出，为智能决策提供候选案例集。算法具体推理逻辑、多模型融合推演方式将在智能决策系统章节详细说明。随着数据库样本量积累，检索精度和召回率持续提升。

4.3　数据仓库与数据挖掘

在数据库基础上进一步建设了数据仓库，围绕基因数据库和基础数据库开展数据组织、逻辑建模、主题设计和数据汇总加工。数据仓库面向分析应用，支持多维度在线分析处理和数据挖掘，为基因与工艺关系的深度挖掘提供数据平台。

数据挖掘技术用于从海量历史数据中发现隐含的规律和知识，包括基因参数与选矿指标的关联规则挖掘、工艺流程聚类分析、关键影响因子识别等。挖掘结果持续补充到知识库中，提升智能决策系统的知识储备。

5　选矿工艺流程智能决策系统开发

选矿工艺流程智能决策系统是基因矿物加工工程的核心技术模块，采用“专家系统＋案例推理＋机器学习”多算法融合的技术路线开发完成。系统构建了覆盖铜硫矿、铁矿、锂铍稀有多金属矿等矿种的知识库、案例库和模型库，形成了矿床成因匹配、矿石结构关联、矿物组合分选等6大类专家推理规则，实现机理驱动的流程决策；案例库基于历史选矿数据建立基因特征与工艺方案的映射关系，开发相似度检索与案例适配算法，支持相似矿石的工艺方案快速推荐；机器学习层训练了XGBoost等预测模型，实现磨矿细度、选别次数、药剂用量、回收率等关键参数的定量预测。系统功能涵盖原则流程决策、磨矿制度决策、药剂制度决策、选别次数决策和技术指标预测五大核心模块，配套开发B/S架构的原型软件，集成选矿工艺流程图自动生成技术，实现从基因数据输入到工艺流程方案输出的完整决策闭环。经北衙、城门山两座矿山现场验证，该系统工艺流程推荐准确度达到85%以上，能够为新建选矿厂设计和老厂技术改造提供高效可靠的初步方案，显著缩短选矿工艺研发周期。其中“三矿基因”分层理论为孙传尧院士原创核心框架；矿物自动检测、数据库匹配算法、多模型融合推理为本团队后续拓展研发技术；XGBoost机器学习、B/S网页架构属于通用信息化工具。

5.1　智能决策总体架构

基因矿物加工工程智能决策系统采用多算法融合的技术架构，集成专家系统、案例推理和机器学习三种决策方法，形成优势互补的决策体系。系统整体由数据库、案例库、知识库、模型库和推理引擎五部分组成，实现从基因数据输入到工艺流程输出的完整决策闭环。专家系统基于矿物加工领域专家知识和经验规则进行推理，适用于机理明确、规则清晰的决策问题；案例推理通过检索相似历史案例提供决策参考，适用于数据积累丰富的场景；机器学习方法从数据中自动学习复杂非线性关系，适用于多因素耦合的复杂决策问题。三者融合使用能够兼顾可解释性和预测精度。智能决策的总体架构如图7所示。

5.2　知识库与专家系统

基因矿物加工决策知识库系统整理矿物加工领域的专家知识，形成结构化的规则体系。规则涵盖矿床成因与工艺类型匹配、矿石结构与磨矿制度关联、矿物组合与分选方法对应、脉石类型与药剂制度选择等多个方面。针对铜硫矿体系，建立了共伴生矿物、矿石构造等与选矿工艺流程匹配的6大类专家规则，形成可量化的知识推理体系。专家系统采用产生式规则表示知识，通过正向推理或反向推理得出决策结论。规则库支持扩展更新，随着研究深入持续补充新的规则和知识。专家推理结果具有良好的可解释性，能够给出决策依据和推理路径。

5.3　案例推理系统

案例推理系统基于历史选矿案例进行决策，核心是案例表示、案例检索、案例重用和案例修正四个环节。案例库中的每个案例包含三矿基因描述特征和对应的工艺结果特征两部分信息，目前已建立包括8类基因描述特征与7类工艺结果特征的案例库。案例检索依托前文数据库配套的加权相似度算法，计算新案例与库中案例的相似度，返回最相似的若干个历史案例及其工艺方案。案例重用根据检索结果的工艺方案进行适配调整，案例修正结合专家知识和机理模型对推荐方案进行优化。新的成功案例持续加入案例库，实现系统的自学习和能力提升。

5.4　机器学习决策模型

针对基因特性与工艺参数间潜在的复杂非线性

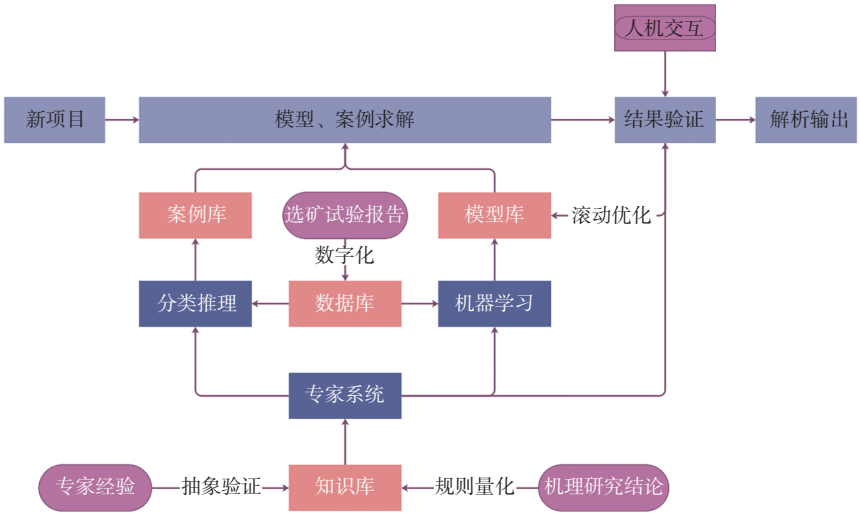


图 7　智能决策系统总体架构

Fig. 7　Overall architecture of intelligent decision-making system

关系，开发了基于XGBoost等机器学习算法的决策模型。机器学习模型从大量历史数据中自动学习基因参数与选矿工艺指标间的映射关系，能够捕捉多因素交互效应，提高预测精度。模型采用分段建模策略，分别对磨矿细度、选别次数、药剂用量、回收率等不同工艺参数建立预测模型。模型训练使用数据库中的历史选矿数据，通过交叉验证优化超参数。随着数据样本的增加，模型的泛化能力和预测准确度持续改善。

5.5　决策功能模块

智能决策系统实现了选矿工艺流程多个关键环节的智能决策，包括原则流程决策、磨矿制度决策、选别次数决策、药剂制度决策和浮选回收率预测等功能模块。原则流程决策根据矿石基因特征推荐合适的选矿工艺路线，如优先浮选、混合浮选、分步浮选等；磨矿制度决策推荐磨矿细度和磨矿段数；选别次数决策确定粗选、扫选、精选的作业段数；药剂制度决策推荐主要药剂种类和用量范围；回收率预测给出预期的分选技术指标。各模块协同工作，输出完整的工艺流程方案。

5.6　系统软件实现

智能决策原型系统采用B/S架构开发，包含前端Web界面和后端数据与决策模型两大部分。前端实现数据录入、参数配置、决策触发、结果展示和流程图可视化等功能；后端集成数据库访问、案例检索、规则推理、机器学习模型调用和流程图自动生成等核心功能。系统开发了选矿工艺流程图自动生成技术，根据决策结果自动绘制工艺流程图，包括作业单元、物流走向、药剂添加点等要素。决策结果解析模块对推荐方案进行文字说明，给出决策依据和注意事项。系统整体实现了从选矿基因数据采集到选矿流程图自动生成的完整闭环，如图8所示。

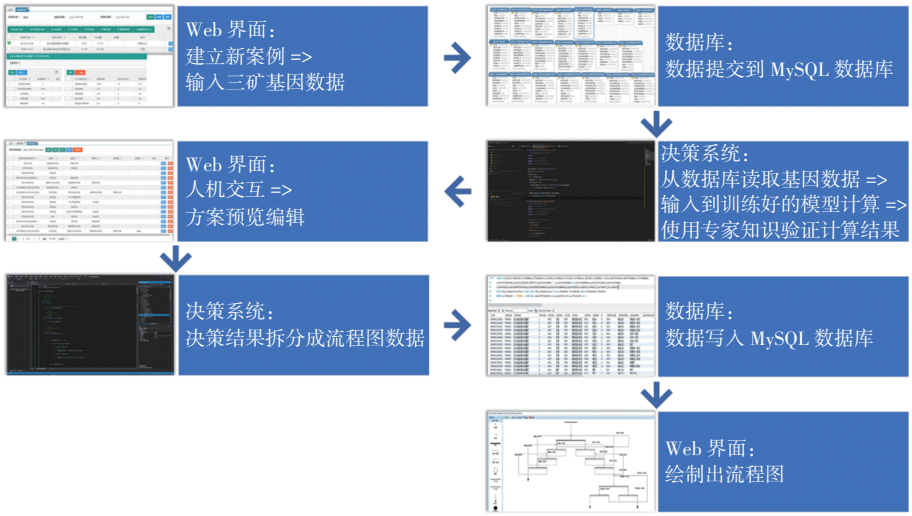


图 8　决策系统功能界面

Fig. 8　Function interface of decision system

6　基因矿物加工工程应用案例

依托前文构建的理论体系、基因检测方法、数据库与智能决策系统，团队选取城门山铜矿、北衙金矿、某花岗伟晶岩型锂矿开展工程示范应用，验证基因矿物加工工程技术路线的可行性。通过矿石基因检测、数据库相似案例检索、智能系统初步推荐、少量选矿验证试验、工艺流程优化的完整流程，快速得到适配矿石特性的选矿方案，大幅缩减试验工作量。

6.1　城门山铜矿应用案例

城门山铜矿属于矽卡岩-火山岩复合型铜矿，矿石矿物组成复杂，铜矿物主要为黄铜矿，伴生黄铁矿、方铅矿、闪锌矿等硫化矿物，脉石矿物包含透辉石、石榴子石、蛇纹石、绿泥石等易泥化矽卡岩矿物。首先开展城门山铜矿矿床、矿石、矿物三级基因检测，录入矿石构造、嵌布粒度、元素赋存、单矿物物性等全部基因参数；将完整基因参数导入智能决策系统，经数据库相似度匹配、专家规则推理、机器学习模型预测，系统初步推荐“铜硫混合浮选—铜硫分离”为原则工艺流程，给出磨矿细度、浮选药剂制度的参考区间。仅开展少量验证试验对方案进行微调，最终确定工艺流程，试验得到铜精矿铜品位22.36%、铜回收率90.41%的技术指标。与传统全流程试验模式对比，试验工作量减少60%以上，验证了基因矿物加工工程在矽卡岩-火山岩复合型铜矿工艺流程快速开发中的应用潜力。

6.2　北衙金矿应用案例

北衙金矿属于斑岩-矽卡岩型金铜多金属矿床，矿石氧化程度不均，包含原生硫化矿、混合矿、氧化矿三类矿石，金主要以微细粒形式赋存于黄铁矿、黄铜矿之中。首先完成三矿基因测试，重点统计矿石氧化率、金矿物嵌布粒度、黏土矿物含量等关键基因参数；将基因数据输入智能决策系统，系统根据矿床成因、矿物组合特征，区分原生矿与氧化矿，分别推荐对应分选工艺：原生硫化矿采用铜金混合浮选，氧化矿采用浮选—氰化浸出联合工艺。开展有限验证试验对推荐参数进行校核优化，获得良好分选指标，缩短整体研发周期，为北衙矿区不同类型矿石的分批次分选提供工艺参考。

6.3　花岗伟晶岩型锂矿应用案例

选取国内某花岗伟晶岩型锂铍矿开展示范研究，主要有价矿物为锂辉石、绿柱石，脉石矿物为石英、长石、白云母。开展三矿基因检测，获取矿床成因、矿石结构、锂辉石嵌布粒度、矿物可浮性等基因参数，录入基因数据库；智能决策系统通过相似伟晶岩锂矿案例检索，推荐“脱泥—锂辉石浮选”的主体工艺流程，并给出磨矿细度、浮选pH、捕收剂与抑制剂参考用量。通过少量验证试验微调药剂制度，获得锂精矿Li_2O品位6.12%、锂回收率83.74%的试验指标。该案例证明基因矿物加工工程对于伟晶岩型稀有金属矿产的工艺快速开发同样具备良好适用性。

6.4　应用小结

三个示范矿种的应用结果表明：在获取完整“矿床-矿石-矿物”三级基因参数的前提下，依托基因数据库与智能决策系统，可以快速给出候选工艺流程，仅补充少量验证试验即可完成工艺方案确定，显著降低选矿试验工作量、缩短研发周期。现阶段该技术尚处于示范推广阶段，对于成分极度复杂、多元素微细粒共生的难处理矿石，工艺推荐准确度仍存在提升空间。

7　现存问题与展望

基因矿物加工工程经过十余年的系统研究，已经建立了“矿床-矿石-矿物”三级基因理论框架，开发了基因参数测试、数据库、智能决策等成套技术，并在铜矿、铁矿、锂铍稀有多金属矿中完成示范应用，初步验证了该技术体系的科学性与工程可行性。作为面向矿物加工领域的新型数字化研发范式，基因矿物加工工程目前仍处于发展完善阶段，在基因表征、样本数据库、智能模型、工程落地等方面还存在诸多不足。

7.1　当前存在的主要问题

1）基因参数表征体系仍有待完善。现阶段重点针对矿物密度、磁性、可浮性等静态物性开展表征，对于磨矿过程、浮选过程中的动态基因、矿物表面原位演变、矿泥行为、药剂吸附特性等动态基因参数的定量表征手段不足，动态分选行为难以实现精准量化。

2）数据库样本分布不均衡。现有样本集中于铜硫矿、花岗伟晶岩型锂矿等相对典型矿种；对于沉积型锰矿、铝土矿、离子吸附型稀土矿、深海多金属结核等其他战略性矿产资源，工艺矿物学样本数量偏少，数据积累不足，制约模型泛化能力。同时部分历史文献数据存在检测标准不统一、参数缺失等问题，标准化清洗工作量大。

3）智能决策模型机理融合深度不足。现有模型以统计关联、案例匹配为主，浮选界面反应、颗粒解离动力学、矿浆流体等微观机理与机器学习模型耦合程度较低，纯数据驱动模型外推预测时容易出现偏差，

极端复杂矿石条件下工艺推荐精度有待进一步提高。

4)工程化配套软件与现场系统尚未普及。当前智能决策系统以科研原型软件为主,面向矿山企业生产运维的商用化版本尚未开发;缺少与选矿仿真软件、在线矿物分析仪、工厂DCS生产系统的数据对接接口,从实验室方案到工业现场生产优化的链路尚未完全打通。

7.2 未来发展展望

1)拓展动态基因检测与表征技术。将静态矿物物性基因延伸至碎磨—分选全流程动态基因,开发矿物表面性质原位检测、矿泥行为定量表征、药剂吸附过程动态测试技术,构建“静态+动态”一体化的完整矿物加工基因指标体系。

2)扩充多矿种标准化基因数据库。持续采集铝土矿、稀土矿、锰矿、镍钴矿、钒钛矿等关键金属矿产的工艺矿物学与选矿试验数据,统一数据采集标准,完善数据清洗与质量评价机制,构建全国战略性矿产资源基因大数据平台。

3)发展机理-数据融合的新一代智能决策模型。将矿物解离动力学、浮选界面作用机理等物理化学约束嵌入机器学习模型,构建机理驱动型选矿智能算法,提升微细粒、氧化型等复杂难选矿石条件下工艺流程与指标的预测精度。

4)推进技术成果产业化落地。完善智能决策软件功能,开发矿山端轻量化应用模块,打通“基因检测-智能推荐-仿真校核-工业调试-生产反馈”闭环,逐步将基因矿物加工工程应用于新建矿山前期工艺开发、老选厂提质增效、固废资源综合利用等工程场景,为我国战略性矿产高效开发利用提供数字化新路径。

参考文献

[1] 孙传尧,周俊武,贾木欣,等. 基因矿物加工工程研究[J]. 有色金属(选矿部分),2018(1):1-7.
Sun Chuanyao,Zhou Junwu,Jia Muxin,et al. Research on genetic mineral processing engineering[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section),2018(1):1-7.

[2] 肖仪武. 钒钛磁铁矿矿石基因特性及其对选铁的影响[J]. 矿产综合利用,2021(5):198-201.
Xiao Yiwu. Ore genetic characteristics of vanadium-titanium magnetite and its influence for mineral processing[J]. Multipurpose Utilization of Mineral Resources,2021(5):198-201.

[3] 赵明,康东艳,王臻,等. 含锂矿物电子探针原位微区分析[J]. 矿冶,2024,33(增刊1):488-494.
Zhao Ming, Kang Dongyan, Wang Zhen, et al. In-situ micro-area analysis of lithium-bearing minerals by electron probe[J]. Mining and Metallurgy,2024,33(S1):488-494.

[4] 温利刚,贾木欣,赵建军,等. 工艺矿物学参数自动分析系统在铜矿浮选尾矿银赋存特征研究中的应用[J]. 岩矿测试,2024,43(3):417-431.
Wen Ligang, Jia Muxin, Zhao Jianjun, et al. Application of automatic analysis system for process mineralogical parameters in the study of silver occurrence characteristics in copper ore flotation tailing[J]. Rock and Mineral Analysis,2024,43(3):417-431.

[5] 宋振国,贾木欣,罗溪梅. 矿床成因对硫化铜矿选矿工艺流程的影响[J]. 有色金属(选矿部分),2019(5):38-44.
Song Zhenguo, Jia Muxin, Luo Ximei. Influence of deposit genesis on beneficiation flowsheet of copper sulfide ore[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section),2019(5):38-44.

[6] 陈康康,宋振国,冯艳,等. 磨矿过程对硫化铜镍矿石浮选的影响[J]. 有色金属(选矿部分),2024(2):56-61.
Chen Kangkang, Song Zhenguo, Feng Yan, et al. Effect of grinding process on flotation of copper-nickel sulfide ore[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section),2024(2):56-61.

[7] 宋振国,罗溪梅. 浅议铜硫矿选矿工艺流程制定中的矿物组成因素[J]. 中国矿业,2019,28(增刊2):360-363.
Song Zhenguo, Luo Ximei. Brief discussion on mineral composition factors in formulating beneficiation flowsheet of copper-sulfur ore[J]. China Mining Magazine,2019,28(S2):360-363.

[8] 叶小璐,肖仪武,郜伟,等. 硫化铜矿中有害元素的赋存特征对铜回收的影响[J]. 矿冶,2021,30(6):127-133.
Ye Xiaolu, Xiao Yiwu, Gao Wei, et al. Influence of occurrence characteristics of harmful elements in copper sulfide ore on copper recovery[J]. Mining and Metallurgy,2021,30(6):127-133.

[9] 叶岳华,吴熙群,李成必,等. 滑石对铜硫矿选矿的影响与典型选矿工艺研究[J]. 有色金属工程,2022,12(1):71-75.
Ye Yuehua, Wu Xiqun, Li Chengbi, et al. Effect of talc on copper-sulfur ore dressing and typical beneficiation process[J]. Nonferrous Metals Engineering,2022,12(1):71-75.

[10] 肖仪武,王臻,冯凯,等. 锂矿石基因特性及其对选矿的影响[J]. 有色金属(选矿部分),2024(4):23-32.
Xiao Yiwu, Wang Zhen, Feng Kai, et al. Genetic characteristics of lithium ore and its influence on mineral processing[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section),2024(4):23-32.

[11] 方明山，肖仪武，李磊. 基于矿石基因的铜选矿回收率预测方法探讨[J]. 有色金属工程，2021，11(10)：100-107.
Fang Mingshan，Xiao Yiwu，Li Lei. Discussion on prediction method of copper beneficiation recovery based on ore gene[J]. Nonferrous Metals Engineering，2021，11(10)：100-107.
[12] 宋晓梅，周俊武，余刚，等. 选矿工艺指标动态表达设计与实现[J]. 有色金属(选矿部分)，2019(6)：73-78.
Song Xiaomei，Zhou Junwu，Yu Gang，et al. Design and Implementation of Dynamic Expression for Mineral Processing Technical Indicators[J]. Nonferrous Metals (Mineral Processing Section)，2019(6)：73-78.

（本文编辑　刘水红）

【缅怀寄语】

孙传尧院士毕生深耕矿物加工领域，从新疆可可托海的艰苦岁月到北京矿冶研究总院的科研攻关，始终怀着“点石成金”的科研执着，推动我国选矿事业向着世界前沿不断迈进。他开创性提出“基因选矿”“和谐选矿”“智能选矿”“绿色选矿”等系列学术思想，为矿物加工学科发展开辟了全新研究范式。其中，“基因矿物加工工程”理念具有里程碑意义：他倡导从矿床成因、矿石性质、矿物物性等“基因”层面揭示矿物分选的内在本质，推动现代信息技术与传统选矿技术深度融合，为破解传统选矿研发模式周期长、效率偏低、经验难以传承等瓶颈指明了新的发展方向。

作为跟随先生一路走来的学生，我有幸参与了“基因矿物加工工程”从思想萌芽到理论体系逐步构建的研究历程。孙院士带领团队在会议室研讨思辨的场景依旧历历在目，正是在一次次思想交流与集体研讨之中，基因矿物加工工程才从最初的理论构想不断完善、走向成熟。撰写本文，不只是对已有研究成果的系统梳理，更承载着一份沉甸甸的责任。先生留下的大量思考与前沿构想，仍有待后来研究者进一步挖掘、完善与验证。我希望借助这篇综述，向学界完整展现基因矿物加工工程的研究全貌，为先生毕生的学术探索留存一份可供传承的学术注脚。

斯人已逝，精神长存。孙传尧院士严谨治学的风骨、勇于开拓的胆识、淡泊名利的崇高品格，将持续激励广大矿冶科研工作者砥砺前行。谨以此文缅怀孙传尧院士，期盼基因矿物加工工程的学术薪火代代相传，为推动我国矿冶科技跻身世界一流水平接续奋斗！

——宋振国