

预测技术在矿物加工中的研究进展

侯凯,童雄,谢贤,王晓,邓政斌,吕昊子,韩彬

(省部共建复杂有色金属资源清洁利用国家重点实验室,昆明理工大学国土资源工程学院,
云南省金属矿尾矿资源二次利用工程研究中心,云南 昆明 650093)

摘要:对近年来国内选矿自动化领域的预测控制技术进行综述,讨论了其在浮选、物理分选、磨矿和浸出作业中的研究和应用现状,以期促进选矿优化和选矿自动化的进一步发展。

关键词:神经网络;预测模型;选矿自动化;浮选;浸出

doi:10.3969/j.issn.1000-6532.2015.01.002

中图分类号:TD989 文献标志码:A 文章编号:1000-6532(2015)01-0007-07

预测控制是20世纪80年代发展起来的一类新型的计算机控制算法,采用多步预测、滚动优化和反馈校正等控制策略,因而具有控制效果好、鲁棒性强、对模型精确性要求不高的优点,适用于控制不易建立精确数字模型且比较复杂的工业生产过程^[1]。最初,预测控制主要应用于化工、石油、电力等部门,随后,延伸到了其他工业行业。在矿物加工领域,数学建模、计算机技术、图像技术等先进技术的融入,使选矿这一古老的学科焕发出新的活力,并产生了一系列的分析、处理技术和模型,部分研究成果成功应用于选矿生产实践。预测控制在国外研究较早,我国近年来也开始了这一领域的研究。

1 预测技术在选矿应用的可行性和必要性

1.1 可行性

在选矿过程中,试验现象与产品质量之间存在着诸多联系。如:在浮选作业中,有经验的工人凭借观察浮选泡沫特征,就可大致判断出精矿品位,进而调节生产操作,以保证浮选过程在最优条件下进行。60年代以来,电子计算机给选矿、冶金行业带来了巨大的冲击^[2],大量与计算机相关的先进技术得到

了广泛的应用。与此同时,许多研究者逐渐认识到,选矿过程与化学反应过程存在着区别,这是因为选别物料的性质不均匀、不同的浮选设备、化学环境、操作条件等都会对选别作业产生影响,生产和试验中所观察到的现象实际是那些具有不同性质的矿粒的选别行为的综合结果。70年代以来,人们针对工业生产过程的复杂性,试图结合过程控制的特点寻求各种对模型要求低、控制品质好,便于在线实现的计算机控制模式与算法,预测控制在这种背景下应运而生,选矿作业的计算机实时预测也成为了可能。

1.2 必然性

选矿中的在线监测对选矿厂选矿指标有着很大的影响,通过对选矿作业各环节的实时监测,可以有效获得不同时段的选别指标,从而对指标分析后及时调整工艺参数,优化选别结果。对选矿作业而言,由于原矿性质、给矿及各段处理量波动以及各种内外因素的干扰,使得选矿作业具有不稳定性和复杂性,获取这些信息至关重要。选厂传统的在线监测主要有两种形式:工人经验判别和选厂分析化验机构间断采样化验。人工判别存在劳动强度大,精确度低,主观因素干扰较大等缺陷;离线分析结果滞后于生产过程3~4个小时,从而无法对生产进行实时

收稿日期:2014-05-21

基金项目:国家科技支撑计划项目(No. 2012BAB10B07);云南省校人才培养项目(KKSY201221138)

作者简介:侯凯(1990-),男,硕士研究生,主要从事矿产综合利用及尾矿资源开发。

通讯作者:谢贤(1981-),男,讲师,主要从事有色金属分选理论与工艺研究。

控制,而计算机的“智能化”可以很好地解决这一问题。随着社会发展与科技进步,选矿的精细化、自动化、无尾化分选将是未来发展的趋势,通过对选矿作业的预测控制,可以保证选别作业在最优条件下运行,实现精细化分选,提高资源利用率,减少劳动强度,是实现未来发展目标的重要手段。

2 国内研究进展

2.1 在浮选中的应用

在矿物加工行业中,浮选是最重要、应用最广泛的矿物分离富集工艺,也是矿物分离中最不稳定的工艺过程。浮选泡沫图像中包含有丰富的视觉信息,他们与操作变量和产品质量有着密不可分的关系^[3]。在浮选预测作业中,一般需用到数字图像采集和处理技术获得和分析泡沫的图像数据;数学建模的方法建立预测模型;对模型进行学习、训练等,以进行实际预测作业。其中,模型的建立对预测结果影响最大。目前的建模方法有两种^[4]:一种是在一定的假设条件下,基于浮选理论而建立起来的数学模型;另一种是在大量的试验基础上,用数理统计方法建立起来的经验模型。

2.1.1 浮选结果的预测

研究发现,浮选泡沫的变化能及时反映过程控制量以及矿石性质的变化,因此可以把浮选泡沫的变化作为浮选作业最快捷的指标。影响精矿品位的泡沫特征有:泡沫的承载率^[5]、尺寸^[6]、颜色^[7]、稳定度、速度^[8]、纹理^[9]等。通过对这些特征参数的研究和分析,可获得它们与浮选指标的联系,进而预测浮选精矿产品的各项指标。

北京矿冶研究总院^[10]研制了 BFIPS-I 型浮选泡沫图像处理系统。该系统硬件平台主要由相机子系统、照明子系统、机械架构子系统、图像处理工作站等组成;软件平台主要基于微软 VS2005.NET 平台开发,由图像获取、图像特征参数提取、品位预测等模块组成。核心技术主要包括基于规则的区域生长图像分割方法、基于属性匹配的浮选视频测速方法、改进型 BP 神经网络数学模型等技术。根据建立的数学模型预测出铜品位与真实品位(取样化验得到)的比较,两者平均相对误差小于 10%,可以很好地预测和反映品位的变化趋势。该系统已在江西德兴铜矿大山选矿厂成功进行工业试验,并在 KYF-

200m³浮选机作业流程上得到应用。

王雅琳等^[11]提出了一种基于 PCA 和改进的 BP 神经网络的精矿品位在线预测方法。应用数字图像处理技术获得实时的泡沫图像特征,通过分析确定各个特征与精矿品位之间的关系,再利用 PCA 分析法提取主成分,解决了多特征之间的相关性问题,且减低了神经网络的输入维数,最后采用改进的 BP 神经网络训练算法,以离线化验得到的精矿品位值为训练目标,建立起精矿品位的预测模型。仿真实验表明,PCA-改进 BP 神经网络具有较好的预测精度和泛化能力,可有效对精矿品位进行在线预测。

纯机理模型所得到的预测值不仅不能反映实际输出的趋势,而且与实际值的误差越来越大,这是由于机理模型是在分批浮选的基础上采集到的数据所建立的模型,与实际现场过程的数据总是存在一定差距,且实际工业中的噪声信号是在试验、建模时不能预料到的。郝振等^[12]以矿物浮选过程作为研究对象,以矿浆动力学模型作为建模主体,在动力学模型的基础上采用灰色理论 GM(1,1)建立一个残差补偿模型。利用前时刻实际回收率与预测回收率之间的偏差预估后时刻的偏差,将此偏差与动力学模型预测的回收率输出并联求和,对根据动力学原理建立的机理模型进行偏差补偿,得到一个集成模型。集成模型弥补了噪声信号所带来的干扰,对回收率的预测与实际的变化趋势基本一致,其相对误差由机理模型的 11.02%,减小到 4.82%,可为生产过程提供有利的参考。

在矿物浮选过程中回收率的在线检测方面,有研究人员^[13]提出了一种回收率预测方法。采用最小二乘支持向量机构造预测模型,以图像特征作为模型输入,通过交叉验证实现模型参数优化。为提取泡沫特征,通过计算图像相对红色分量提取颜色特征,结合聚类与分水岭方法分割泡沫图像并提取尺寸特征,利用像素分析方法提取承载量特征,采用图像对的相关性分析方法。由于 LS-SVM 模型的解不具稀疏性,导致工业应用受限,有学者^[14-15]对 LS-SVM 模型进行了改进,提出一种基于改进加权的 LS-SVM 浮选回收率软测量模型。在对浮选泡沫图像特征选取和挖掘后,采用模糊 C-均值聚类方法进行特征数据处理,处理后的图像特征值作为模型输入,最后采用遗传算法进行模型参数优化。测试结

果表明,采用改进后的算法建立的预测模型可以克服标准 LS-SVM 算法和参数优化的一些不足,得到更好的预测效果,为浮选过程的操作优化及浮选作业稳定运行提供了有力保障。

RBF 神经网络的产生具有很强的生物学背景。孙传尧^[16]以西林铅锌矿工业浮选铅粗选为例,以原矿处理量、矿浆浓度、pH 值、给矿铅锌品位、硫酸锌、混合药(丁胺黑药:苯胺黑药:黄药=1:1:1.25)和松醇油的用量为神经网络的输入,以作业回收率和铅粗精矿铅锌品位为网络的输出,建立神经网络模型,并在此基础上开发了西林铅锌矿浮选过程技术指标智能预测系统。通过两个月的工业试验表明,该预测系统运行稳定,预测精度较高。

何桂春等^[17]根据采集的浮选泡沫图像,将其按照浮选时间分为4类,即初期、中前期、中后期、后期,然后对泡沫图像进行了预处理,接着采用数字图像分析技术分析了泡沫图像及其灰度直方图,提取了浮选泡沫图像灰度直方图的统计纹理特征参数,最后以提取的泡沫图像灰度直方图统计纹理特征作为 RBF 神经网络的输入,建立了预测黄铜矿浮选指标的神经网络模型。仿真实验证明,所建立的模型有较高的精度,为下一段开发奠定了基础。

2.1.2 浮选条件的预测

2.1.2.1 pH 值预测

在浮选过程中,矿浆的 pH 值直接影响矿粒表面的亲水性、电性、浮选药剂解离为有效离子的程度及矿物的可浮性,是影响浮选效果的重要因素。目前多数选厂使用 pH 值测定仪测定矿浆的 pH 值。该仪器不能监测到矿浆 pH 值的细微变化,易受到外部干扰的影响,更存在着交叉污染、测量滞后、不连续性问题,导致测量结果不准确而影响的药剂调整。而现有的 pH 值在线分析仪,易受腐蚀,且易被矿浆堵塞,测量结果也不准确,不适合现场生产使用^[18]。与此同时,pH 值的控制是一个复杂的非线性问题,特别是对于弱酸弱碱的控制,由于浮选工艺流程长且浮选药剂与矿浆作用反应时间长,因此,实际矿浆 pH 值控制还存在着延时性。另外,pH 值还受到新加入矿浆中的水和其他过程的回水等因素影响,因此,实时监测与调整矿浆 pH 值对选矿作业有着重要的影响。

唐朝晖^[19]等基于浮选泡沫表面视觉信息提出

了一种新的矿浆 pH 值控制方法,采用基于泡沫视觉信息的自适应遗传混合神经网络 AG-HNN 控制方法建立了矿浆 pH 值预测模型,同时采用自适应遗传 PID(AG-PID)控制方法建立了矿浆 pH 值控制模型,基于预测和控制模型对浮选药剂用量进行调整,解决了浮选矿浆 pH 值波动的问题。该模型具有预测准确性和鲁棒性的特点,降低了操作工人的劳动强度的同时,为浮选过程药剂的自动添加奠定了基础。

2.1.2.2 浮选柱气含率预测

在浮选柱中,由于气体是物质载体,气含率的大小影响着浮选设备的分选效率,因而是主要考察因素。由于 BP 神经网络具有极强的非线性逼近能力,且有容错性、自组织、自适应和自学习的特点,适合处理气含率的预测模拟。因此,廖寅飞等^[20]采用 BP 神经网络对中国矿业大学自主研发的旋流-静态微泡浮选柱的气含率进行了预测研究。首先研究并确定了循环压力、进气量和起泡剂浓度3个主控因素来作为模型的基本特征量;随后将这3个影响因素作为模型的输入因子,气含率为输出因子,建立了含7个隐含层节点个数的3层 BP 神经网络模型;接着,建立了32个学习样本,并归一化处理,通过学习训练,经39次迭代,最小均方误差小于0.0001,模型预测结果与实测值基本吻合,相对误差小于5%,达到了较高的预测精度。

2.1.2.3 浮选液位预测

浮选机液位稳定是提高浮选品质的重要因素之一。王云峰^[21]在综合实时实验数据和浮选机液位控制研究的基础上提出了一种基于 BP 神经网络的浮选机液位稳定及液泡厚度的预测模型。预测模型的输入量为搅拌槽输出的矿浆流量,扫选输入流量,精选尾矿流量,输出量为下一步的液泡厚度,网络隐含层单元个数与中心向量采用正交最小二乘法 OLS,采用4层 BP 神经网络与模糊理论相结合技术后,能够有效抑制各槽液位扰动,并根据各段浮选作业的具体要求实时调整各浮选槽液位。同时在此基础上在通过 Matlab 软件来分析液泡厚度情况,并给出了预测及预警信息。仿真结果符合预期的效果,对预防液位变化过大和保证液位稳定具有较大的参考价值 and 现实意义。相应的矿浆液面自动控制系统工作可靠,控制器控制功能强,配置灵活,调节性能

良好,在技术上实现了优化浮选产品粒级组成,减少了浮选尾矿污染,使整个浮选回路和过程得到了优化,精矿品位和回收率均得到了提高。

2.1.2.4 浮选药剂用量预测

浮选的药剂制度主要是通过实验室进行单因素试验,再进行正交试验来确定药剂用量和配比,并在生产实践中加以调整。通过运用浮选数学模型来确定药剂用量,可以减少试验工作量和生产的盲目性。印度矿业学院建立起了煤分批浮选的数学模型,杨毛生^[22]等在分析研究我国煤泥浮选状况的基础上,对印度预测煤泥浮选药剂用量的数学模型进行了校正,建立起了符合我国煤泥浮选实际情况的数学模型。通过分步释放试验确定出浮选精煤的产率和灰分,后将该模型计算出的浮选药剂用量与实际试验进行对比,结果仅相差 0.06% 和 0.05%,表明试验药剂用量与该模型预测结果具有良好的一致性。

2.2 在重磁分选中的应用

赤铁矿竖炉焙烧过程的质量指标磁选管回收率表征了焙烧矿的含铁品位高低,这一关键工艺指标的控制效果对选矿厂的经济效益有着重要影响。但由于竖炉焙烧的输入输出过程存在着强非线性、大滞后性、强耦合性、工况变化频繁等特性,使得磁选管回收率难以实现实时测量。严爱军等^[23]提出了由优化设定模型、指标预报模型、回路智能控制组成的磁选管回收率智能优化控制系统,解决了竖炉焙烧过程中关键工艺指标的优化控制问题,基于 RBF 神经网络的指标预报模型解决了磁选管回收率的实时测量;回路智能控制实现了各变量的稳定跟踪控制,具有一定的鲁棒性。将优化设定、参量预报与回路控制技术相结合,提出一种磁选管回收率的智能优化控制方法。基于案例推理的优化设定模型根据工况的变化和磁选管回收率的实时预报值给出基础控制回路的设定值,并通过先进的控制方法实现回路的稳定控制。该方法应用于竖炉焙烧过程的生产实际,使磁选管回收率的实际值保持在其目标值范围内,取得显著应用成效。

跳汰机是选煤的主要设备,实践表明,跳汰过程分选效率的高低很大程度上取决于整个跳汰周期内床层的松散度及其变化特点。钱立全等^[24]提出了一种新的松散度表达形式,并在此基础上设计了床层松散度灰色预测 GM(1,1) 模型的控制器及神经

网络控制系统,仿真结果表明该系统能实现对床层松散度的有效控制。此外,床层厚度的预测控制也可替代传统的 PID 控制模式而获得理想的预测效果^[25]。

2.3 在磨矿作业中的应用

磨机磨矿回路具有多变量强耦合、大延迟和非线性等特性,生产工况变化性大。常规采用多回路 PID 解耦控制,使回路之间的相互耦合作用减到最小,但这种控制不能及时且精确的控制磨矿过程,而模型预测控制可有效解决多变量系统之间的耦合作用。预测函数控制是在模型预测控制原理的基础上提出的,并且将控制规律进行了结构化设计,使控制器在线计算量小,参数调整简单。跟踪快速,具有很强的抗扰动性和鲁棒性。秦旭日等^[26]以实验型球磨机磨矿回路为研究对象,分别设计多回路 PID 解耦控制和预测函数控制,并对两种控制的仿真效果进行对比。仿真结果表明,预测控制策略具有较好的跟踪性能、抗干扰能力,可以达到较为理想的控制效果。李娟娟等^[27]通过灰色关联度方法对球磨机的磨矿过程能耗进行分析,确定磨矿浓度为主要影响因素,然后提出了基于 BP 神经网络的磨矿浓度预测的测量方法,实现了球磨机磨矿浓度的在线检测。

在磨矿过程中,给矿料的流量直接影响着磨机产物质量,有效控制矿料流量,提高生产效率的同时保证磨矿细度,对磨矿以及后续作业有着很大的影响。T-S 模型的主要思想是把输入空间分成若干个模糊子空间,在每个模糊子空间里建立关于输入-输出的简单线性关系模型,是一种非线性模型,易于表达复杂系统的动态特征。侯恩广等^[28]选择基于 T-S 模糊模型作为磨机给料机的预测控制系统,通过对棒磨机优化决策,推导出最优矿料给定值,采用调速叶轮给料机以变频器调速方式来控制给料流量。在运送皮带上采用核子秤测量矿料实际流量。通过该系统,能灵敏有效调节给矿量,实现给料机的自动控制。

磨矿生产中,泵池回路控制是一个复杂的慢时变动态过程控制,具有很强的非线性、强耦合、大滞后、强干扰等特性,而传统的 PID 控制算法很难达到理想的控制效果和较高的自动投运率。为此,针对泵池控制回路的特点,张海峰等^[29]提出基于模型性

能指标和加权系数的广义预测控制算法,建立了泵池控制模型,并于 2010 年将该模型应用于金川选矿厂磨矿生产的泵池回路控制,实际工业应用表明,该控制具有较强的适应性和较高的控制精度。

马天雨^[30]在深入分析铝土矿连续磨矿过程工艺的基础上,建立了基于分批磨矿试验数据和粒级质量平衡的球磨机出口矿浆粒度分布预测模型和分级机浓度预测模型,以过程工况和控制变量待设定值作为已知变量,以对应操作变量作为输出变量,训练 LS-SVM 预测模型以实现上述目标,该作业为实

现磨矿过程经济优化奠定了基础。

2.4 在浸出作业中的应用

采(选)厂浸出指标(浸出率、浸出金属浓度等)决定了其生产能力的大小,它是生产部门安排生产计划、搞好矿山综合平衡、加强生产技术管理、避免资源浪费的重要依据,也是科研部门做好设备选型和设计的重要依据。浸出指标的准确预测,可以掌握浸出变化规律,对生产、设计和研究有着重要的指导意义。目前对浸出指标预测的研究见表 1^[31-42]:

表 1 预测技术在浸出作业中的研究及应用进展

Table1 Research and application progress of forecasting techniques in leaching operation

被浸矿物	预测对象	影响因子/数据获得	建模理论及算法	优势
铀	浸出液铀质量浓度	流速、浸出剂浓度、矿石品位、耗酸矿物	灰色系统理论中 GM(1, 1) 模型	有助于均衡浸出,提高资源回收率,稳定矿床开采成本,并设计出 SPUC 预测系统
铀	浸出速率	前期浸出速率	灰色系统理论 等维灰数递补 GM(1,1) 模型	依次递补可以提高预测精度
铜、铀	溶浸浸出率	现有浸出率	Origin 自带模型	模型拟合建立和预测计算可由 Origin 和 Excel 自动进行,简单快捷,计算精确,可操作性强
金	浸出率	氰离子浓度、溶解氧浓度、矿浆浓度、pH 值、矿浆温度	基于多单元均值轨迹的浸出率实时预测模型	与传统 PLS 方法相比,精度更高,并增强了模型的解释和泛化能力
原生铜	浸出率	现有浸出率	灰色系统理论中 GM(1, 1) 模型	
铀	浸出液含铀浓度	矿山已有浸出液铀浓度	基于改进型遗传算法的浸出液铀浓度神经网络预测模型	所含的混沌特性能够恰当的描述广义能量系统的变化过程。精度较高,收敛速度快
硫	煤炭微生物脱硫效果	实验室微生物浸出脱硫试验数据	GM(1,1) 灰色预测模型	灰色模型 GM(1,1) 适合于煤炭生物浸出脱硫效果的长期预测
钴	浸出率及利润	多因素	基于 SVM 的浸出率动态混合预测模型	预测精度高,在线优化算法自适应性强、运算量小、精度高
钴	浸出率	-	BHM 和 SBHM 的混合预测模型	适合于浸出过程这种间歇性、分批次的生产特点
锌	pH	-	预测函数控制(PFC)算法	先预测后控制的思路明显优于先输出反馈再控制的 PID 系统

3 结 论

自动控制的灵感可以说是来源于工人的经验,如何将劳动人民的辛劳和智慧转化为科技力量,将经验化的财富转化为科学化、自动化、格式化的技术,学者和研究人员为此做出了不懈的努力。研究

预测模型的目的,是要建立能直接用于过程控制的数学模型。这类模型必须将浮选指标与操作变量和部分干扰变量联系起来,以便于进行过程预测,所以要求模型满足一定的预测精度,以此作为优化控制的基础。目前,预测界的研究工作主要集中于两个方面:(1)不断应用新理论探索新的预测方法;(2)

利用计算机和人工智能等技术与预测技术相结合,研究与开发智能预测支持系统。

近年来有研究采用智能控制策略或复合控制策略,即将各种控制策略如专家系统、模糊逻辑控制、神经网络控制、自适应模糊控制、模糊预测控制等等相互渗透的方法,以实现在选别过程中,根据实际情况调整生产参数使生产过程保持在最佳状态。预测模型在选矿作业中的开发与应用,可指导实际生产和试验工作,避免或减少前期的工作量,提高工作效率,实现选矿生产过程的最佳化,对生产、设计和研究有着重要的指导意义。

参考文献:

- [1] 王春静. 预测控制及其在硫磺焙烧过程中的应用[D]. 山东:山东大学,2004.
- [2] 袁红霞. 铜矿峪铜矿浮选流程仿真与优化[D]. 长沙:中南大学,2011.
- [3] D. W. Moolman, C. Aldrich, G. P. J. Schmitz. The interrelationship between surface froth characteristics and industrial flotation performance [J]. Minerals Engineering, 1996, 9 (8): 837-854.
- [4] 刘颖, 丁予展, 张鉴. 基于人工神经网络的浮选精矿品位预测模型[J]. 矿业研究与开发, 1998(1): 21-24.
- [5] E. Ventura-Medina, N. Barbican, J. J. Cilliers. Solids loading and grade on mineral froth bubble lamellae[J]. International Journal of Mineral Processing, 2004, 74(1): 189-200.
- [6] YANG Chunhua, XU Can-hui, MU Xue-min, et al. Bubble size estimation using interfacial morphological information for mineral flotation process monitoring [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2009(3): 694-699.
- [7] YANG Chun-hua, XU Can-hui, MU Xue-min, et al. Froth color and size measurement method for flotation based on computer vision [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2009(3): 694-699.
- [8] 唐朝晖, 刘金平. 基于数字图像处理的浮选泡沫速度特征提取及分析[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2009, 40 (6): 1616-1622.
- [9] 唐朝晖, 孙园园, 桂卫华. 基于小波变换的浮选泡沫图像纹理特征提取[C]. 长沙: 2010. 383-388.
- [10] 梁栋华, 于飞, 赵建军, 等. BFIPS-I 型浮选泡沫图像处理系统的应用与研究[J]. 有色金属: 选矿部分, 2011(1): 43-45.
- [11] 王雅琳, 刘文军, 阳春华, 等. 基于 PCA 和改进 BP 神经网络的浮选精矿品位在线预测[C]. 北京: Proceedings of the 29th Chinese Control Conference, 2010. 2347-2353.
- [12] 郝振, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于灰色补偿的浮选过程回收率预测模型[J]. 控制工程, 2009, 16(1): 66-69.
- [13] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 基于泡沫特征与 LS-SVM 的浮选回收率预测[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(6): 1295-1300.
- [14] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 基于图像特征提取的浮选关键参数智能预测算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(9): 1300-1305.
- [15] 刘潭. 基于改进 LS-SVM 的浮选回收率预测研究[D]. 辽宁: 辽宁科技大学, 2010.
- [16] 孙传尧, 周俊武, 王福利. 基于 RBF 网络的浮选过程技术指标智能预测系统的研究[J]. 矿冶, 2002, 11(4): 24-27.
- [17] 何桂春, 黄开启. 浮选指标与浮选泡沫数字图像关系研究[J]. 金属矿山, 2008(8): 96-101.
- [18] 唐朝晖, 杜金芳, 陈青. 一种基于混合神经网络的浮选 pH 值预测模型[J]. 控制工程, 2012, 19(3): 416-419.
- [19] 唐朝晖, 刘金平, 陈青, 等. 基于预测模型的浮选过程 pH 值控制[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(7): 885-890.
- [20] 廖寅飞, 刘炯天, 王永田, 等. 基于 BP 神经网络的旋流-静态微泡浮选柱气含率预测[J]. 中国矿业大学学报, 2011, 40(2): 443-447.
- [21] 王云峰. 浮选机液位在线检测分析与神经网络预测研究[J]. 电子设计工程, 2012, 20(2): 171-173.
- [22] 杨毛生, 张秀梅, 石常省. 煤泥浮选药剂用量预测模型的研究[J]. 煤炭科学技术, 2010, 38(12): 126-128.
- [23] 严爱军, 柴天佑, 王普. 基于参量预报的磁选管回收率智能优化控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(5): 908-912.
- [24] 钱立全, 杜长龙. 跳汰床层松散度的灰色预测及神经网络控制方法[J]. 矿业工程, 2004, 2(5): 30-34.
- [25] 杨大海, 鲁杰, 刘旌. 跳汰机床层状态有源检测灰色预测自动控制系统[J]. 选煤技术, 1998(2): 18-19.
- [26] 秦旭日, 金晓明. 预测函数控制在球磨机磨矿回路中的应用[J]. 科技通报, 2009, 25(3): 337-343, 348.
- [27] 李娟娟, 于淳, 郭纲, 等. 基于 BP 神经网络的球磨机磨矿浓度的预测分析[J]. 节能, 2010(8): 20-22.
- [28] 侯恩广, 成巍, 李建新. 基于 T-S 模糊模型的给料机预测控制[J]. 冶金自动化, 2008(s1): 198-201.
- [29] 张海峰, 汪文洲, 陈琴, 等. 广义预测控制在泵池回路中的应用[J]. 冶金自动化, 2012, 36(1): 25-30, 52.
- [30] 马天雨. 铝土矿连续磨矿过程建模与优化控制研究[D]. 长沙: 中南大学, 2012.
- [31] 易卫平, 周泉, 余芸珍, 等. 地浸采铀浸出液铀质量浓度

- 预测研究[J]. 铀矿冶, 2005, 24(3): 135-139.
- [32] 刘金枝. 堆浸浸出过程数值模拟分析及灰色预测研究[D]. 长沙: 中南大学, 2007.
- [33] 谭臻, 李广悦. 堆浸浸出速率的灰色预测[J]. 矿冶, 2003, 12(4): 4-6.
- [34] 熊有为, 王洪江, 胡凯建. 基于 Origin 的溶浸浸出率预测模型研究[J]. 黄金, 2011, 32(9): 25-27.
- [35] 刘炎, 常玉清, 王福利, 等. 基于多单元均值轨迹的氰化浸出过程浸出率预测[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10): 2220-2226.
- [36] 胡广浩, 毛志忠, 杨菲. 基于选择性集成算法的浸出率混合预测模型[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(5): 1049-1053.
- [37] 易卫平, 周泉, 余芸珍. 浸出液铀浓度预测系统 SPUC 的研制[J]. 南华大学学报: 自然科学版, 2004, 18(4): 105-108.
- [38] 张东晨, 张明旭, 陈清如. 煤炭微生物浸出脱硫效果的灰色预测[J]. 中国矿业大学学报, 2007, 36(6): 764-767.
- [39] 雷林, 雷泽勇. 酸法地浸浸出液铀浓度神经网络预测模型的研究[J]. 矿冶工程, 2007, 27(4): 17-20.
- [40] 李广悦, 谭臻, 王小波, 等. 原地爆破浸出速率的灰色预测[J]. 矿冶工程, 2004, 24(1): 19-25.
- [41] 江怀春, 吴爱祥, 王贻明, 等. 原生矿柱浸中铜的浸出率灰色预测[J]. 矿业快报, 2007(1): 13-15.
- [42] 何献忠. 湿法炼锌过程中 pH 值的预测控制[J]. 电气自动化, 2009, 31(1): 23-24.

Research and Application Progress of Predictive Technique in Leaching Operation

Hou Kai, Tong Xiong, Xie Xian, Wang Xiao, Deng Zhengbin, Lv Haozi, Han Bin

(State Key Laboratory of Complex Nonferrous Metal Resources Clean Utilization;

Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology;

Yunnan Province Engineering Research Center for Reutilization of Metal Tailings Resources, Kunming, Yunnan, China)

Abstract: The predictive control technology of automation field was reviewed in this paper. The present study and application situation was summarized, which includes predictive control in flotation, physical separation, grinding and leaching area. The aim is to promote beneficiation optimizing and automation in mineral processing.

Keywords: Neural network; Prediction model; Automation of mineral processing; Flotation; Leaching



(上接6页)

Present Situation and Prospect of Bauxite Desiliconization Technology

Ma Zhimin, Chen Xinghua, Wang Yucai, Wang Jian

(Pingdingshan Huaxing Flotation Engineering Technology Service Co., Ltd., Pingdingshan, Henan, China)

Abstract: With the fast increase of bauxite resources consumption and the lack of high quality bauxite resources in China, the development and utilization of low-quality bauxite is the focus in the future. Therefore, researches on desiliconization process which has characteristics of high efficiency, environment protection and low-power consumption are the key goals in this field. The methods of desilicification for bauxite involving biological process, chemical and physical process and others were reviewed systematically in this paper. Different effects of desiliconization processes of bauxite in recent years were also discussed, and several promising processes were emphasized.

Keywords: Bauxite; Mineral processing; Desiliconization; Research status