

基于预测模型的浮选过程pH值控制

唐朝晖¹, 刘金平¹, 陈青^{1,2†}, 桂卫华¹, 杜金芳¹

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412008)

摘要: 矿浆pH值是泡沫浮选过程中的一个非常重要的被控量。目前, 多数选厂的矿浆pH值控制基本是依靠现场工人定期对矿浆样本进行pH值测量, 凭主观经验对pH调整剂进行调整。由于操作工人的主观性和随意性的影响以及矿浆样本pH值测量与药剂调整间存在的较长的时间滞后, 矿浆pH值波动频繁, 很难使矿物浮选保持在一个稳定最优生产状态下运行。为了使矿浆pH值保持在一个期望的生产状态, 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, 分别采用基于泡沫视觉信息的自适应遗传混合神经网络AG-HNN和自适应遗传PID (AG-PID)控制方法建立了矿浆pH值预测模型和pH值控制模型, 基于所建立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值波动问题。工业浮选现场的实验结果表明该方法可以使矿浆pH值保持在一个期望的范围内, 有效提高浮选性能。

关键词: pH控制; 浮选过程; 预测模型

中图分类号: TP273 文献标识码: A

pH control in flotation process based on prediction model

TANG Zhao-hui¹, LIU Jin-ping¹, CHEN Qing^{1,2†}, GUI Wei-hua¹, DU Jin-fang¹

(1. School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

2. School of Computer and Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

Abstract: The pulp pH value is an important controlled variable for process operation in mineral flotation process, which is controlled through regularly adjusting reagent dosage by experienced workers according to the pH measurement results of the current pulp samples. However, due to the influence of the subjectivity and casualness of workers and the long time-lag between the pH measurement of the pulp sample and the reagent adjustment, the pH value of the pulp fluctuates frequently, causing unstable and undesirable production states for mineral flotation. A novel pH control method is proposed to maintain the pulp pH value at an expected production state based on the froth visual information. Firstly, a pH prediction model and a pH control model are built by froth visual information based on the adaptive genetic hybrid neural network (AG-HNN) and adaptive genetic PID (AG-PID) control method, respectively; and then the dosage is adjusted according to the pH value prediction model and the pH control model. Several industrial-scale experiments demonstrate that this method can maintain the pH value of the pulp in an expected range and consequently improve the flotation performance effectively.

Key words: pH control; flotation process; prediction model

1 引言(Introduction)

泡沫浮选是根据矿物材料表面的物理属性来有效分离亲水性颗粒与疏水性颗粒的方法, 是应用最为广泛的选矿方法。泡沫浮选过程包含极其复杂的物理化学变化, 通常由多个子过程组成, 比如粗选、扫选和精选等等, 每个子过程又可能包含几十个浮选槽。在过去的20年里, 许多研究者对浮选过程的自动控制产生了越来越大的兴趣, 但是由于浮选过程很复杂, 其受到太多因素影响以及它本身固有的复杂性, 导致在浮选过程中对浮选过程进行自动控制仍然是一个很大的挑战。浮选过程中涉及非常复杂的物理化学反应,

这些反应需要在特定的矿浆pH值条件下才能最优地发挥浮选性能。因此, 无论是哪一种给矿, 在浮选过程中都有一个合适的pH值范围。浮选只有在矿浆pH值合适时才能够运行在最优状态, 获得最大的矿物回收率。

矿浆酸碱度(pH值)从根本上来说是由矿浆中化学物质的中和反应引起的, 中和反应是典型的复杂过程之一。目前, 还没有一个精确的数学模型可以用来描述该反应过程。因此, 矿浆pH值的控制被认为是选矿过程中最难的控制问题之一。在泡沫浮选现场, 它是由经验丰富的操作工人定期地根据矿浆样本的pH值测量结果对药剂用量进行调整来控制的。然而, 由于

操作工人的主观因素和操作滞后性(主要是反应时间,从药剂添加到矿浆pH值稳定所需要的时间)的影响,结果,浮选性能远远不能令人满意,而最终造成药剂的浪费和矿物资源的低回收。

2 问题的描述(Description of the problem)

在泡沫浮选过程中,药剂的添加是由当前的pH值(人工测量得到的样本矿浆的pH值)决定的。该方法不能监测到矿浆pH值的细微变化,这可能导致不合适的药剂调整。此外,人工检测容易受到外部干扰的影响。更糟糕的是,交叉污染问题的存在可能导致不准确的测量结果。因此,通过使用pH值测定仪进行人工检测得到的pH值难以可靠、连续、稳定地用于浮选工艺过

程的控制。现有的pH在线分析仪,易受腐蚀,且易被矿浆堵塞,不适合现场生产使用,所以通过开发一种非接触的矿物浮选pH值预测模型来对矿浆pH值进行有效的控制是一种很有效的方法。

众所周知,泡沫图像中包含了浮选过程中的很多关键信息。矿浆pH值与泡沫的表面视觉信息密切相关。因此,本文提出了一种基于泡沫图像信息的pH预测和控制模型。基于泡沫表面视觉信息与矿浆pH值的关系,本文分别建立了矿浆pH值预测模型和矿浆pH值控制模型,以实现矿浆pH值的自动控制,解决因人工调整造成矿浆pH值极度不稳定问题。总的预测和控制模型的方块图如图1所示。

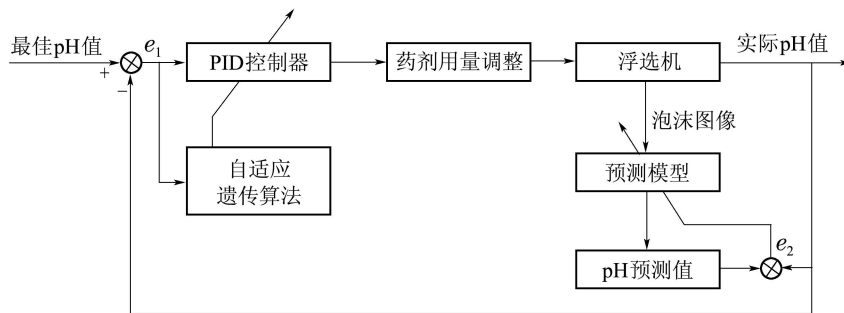


图1 预测和控制模型的方块图

Fig. 1 Diagram of the prediction and control model

3 系统建模(System modeling)

3.1 预测模型(Model about prediction)

非线性预测模型有两种类型。第一种是机理模型。该模型是通过深入理解操作条件采用数学推导方法来建模。另一种是实验模型。该方法是通过输入和输出数据进行概括和总结来建模。中和反应不仅是一个非线性过程,它还受到化学结构,温度和反应地点的影响。实际上,矿浆pH值中和反应是多变量的复杂反应过程。因此,本文中采用了实验模型。

鉴于浮选泡沫图像表面包含大量与生产指标密切相关的视觉信息,国内外学者对此进行了大量研究^[1-3]。基于数字图像处理的工业过程视觉监控具有检测速度快、不干扰浮选生产的优点,将机器视觉引入到浮选过程监控中为该类问题的解决提供了新的思路。目前,浮选过程视觉监控受到广大科研工作者和选厂技术人员的重视,并取得了较好的应用效果^[4-6]。

1) 图像特征提取。通过在工业浮选现场搭建泡沫图像采集平台实时采集泡沫图像,泡沫图像经过一些必要的平滑和增强等图像预处理,得到能够反映浮选工况的待处理图像。采用文献[7]中描述的方法提取了泡沫颜色(R, G, B, H, 灰度及相对红色分

量)、大小、承载量和稳定性特征。采用文献[8]的方法提取了泡沫的速度特征。采用灰度共生矩阵法(gray level co-occurrence matrix, GLCM)^[9]提取了能量、熵和惯性矩这3个纹理特征。

2) 主元分析。如果直接将本文所提取的大量泡沫特征全部用来训练神经网络,则必然会出现计算过程复杂,训练时间长等问题。因为每个特征与矿浆pH值之间都存在一定的相关性,它们分别不同程度地反映了矿浆pH值的某些信息。特征之间是具有相关性的,并且一些特征之间的相关系数接近于1,也就是说这些特征量具有非常明显的线性相关性,因此它们可以用一个特征来表示。在实际应用中,为了去掉所提取的泡沫特征的线性相关性获得两两互不相关的特征量,需要先对这些特征向量进行去相关处理。由于主元分析(principal component analysis, PCA)一方面可以去除特征之间的线性相关性,降低特征的维数,另一方面还可提供特征间的相关性以及各个特征对pH值所做出的贡献度,从而使计算复杂度得到有效降低。因此,本文采用主元分析法来对特征向量进行降维处理。

3) 混合神经网络。反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN),即误差反向传播算法,不需要建立数学模型就能学习和存储很多输

入输出映射关系. 理论上, 一个3层神经网络可以实现任意非线性映射, 但存在收敛速度慢, 易陷入局部最小等问题.

径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)是一种前馈反向神经网络, 结构简单, 训练速度快, 被广泛应用于函数逼近和模式分类, 但它也存在网络结构和参数不确定等问题.

BP神经网络具有优良的性能, 它不仅能够准确地对学习样本进行建模, 而且还可以实现准确的仿真. 然而, BP神经网络结构复杂, 训练速度慢, 而且当样本输入向量变化较快时, BP神经网络不能够及时跟踪这种快速的变化. 也就是说, BP神经网络不能够适应快速的样本变化. 而RBF神经网络能够及时跟踪这种快速的变化, 且其在迅速逼近函数曲线方面具有非常好的性能. 因此, 本文综合考虑这两种神经网络的优点, 提出了混合神经网络(hybrid neural network, HNN)模型. 该模型的输出值表示为

$$f(x)_{HNN} = \rho f(x)_{BP} + (1 - \rho) f(x)_{RBF}, \quad (1)$$

其中: $\rho (\rho \in [0, 1])$ 为混合系数, $f(x)_{BP}$ 为仅用BP神经网络训练得到的预测值, $f(x)_{RBF}$ 为仅用RBF神经网络训练得到的预测值, $f(x)_{HNN}$ 为混合神经网络模型的输出值.

4) 自适应遗传算法. 对于主元分析来说, 主元个数的选取非常重要, 主元数太少则不足以反映原来的特征信息, 主元数太多则不能起到降维的作用. BP神经网络和RBF神经网络都会影响矿浆pH的预测值. 混合系数在很大程度上决定了pH值的预测精度. 主元个数和混合系数都是不确定的参数.

通过遗传算法进行优化计算可以获得最优的主元个数和混合神经网络的网络系数, 进而获得最优模型输出. 遗传算法具有非常强的全局搜索能力. 但是, 遗传算法也有一些缺点, 例如其收敛速度慢且存在早熟现象. 对于传统的遗传算法, 无论个体适应度值是高还是低, 这些个体都具有相同的交叉和变异概率. 事实上, 对于具有高适应度值的个体, 其交叉和变异概率应该减小以便保持优良的基因. 但是对于适应度值低的个体, 其交叉和变异概率应该增加. 此外, 个体的适应度值越高, 其交叉和变异概率应该越低. 因此, 交叉概率和变异概率可以按如下所述的表达式来定义:

$$p_c(k+1) = p_c(k) - \eta_1 \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min} + \varepsilon}, \quad (2)$$

$$p_m(k+1) = p_m(k) - \eta_2 \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min} + \varepsilon}, \quad (3)$$

其中: $p_c(k+1)$ 为第 $(k+1)$ 次的交叉概率, $p_c(k)$ 为

第 k 次的交叉概率, η_1 为一常数, ε 为一极小数, 避免分母为零的情况, p_m 同理.

因此, 在搜索最优化参数的过程中, 自适应遗传算法可以自适应地改变交叉和变异概率以便保持个体的多样性以及个体适应环境的能力. 自适应遗传算法(adaptive genetic algorithm, AGA)可以自动地搜索空间并且积累与搜索空间相关的知识, 进而通过控制搜索过程获得全局最优解.

5) 预测算法的步骤:

Step 1 编码, 产生初始种群及对相关参数赋初值.

Step 2 使用主元分析对所提取的泡沫图像特征进行降维.

Step 3 分别使用上面提到的BP神经网络和RBF神经网络对训练样本进行训练, 然后使用式(1)计算出混合神经网络测试集样本的预测值.

Step 4 计算群体中每个个体的适应度值并对其进行标定.

Step 5 求出群体中适应度值最大的个体及其适应度值, 若满足结束条件, 则结束, 否则使用自适应遗传算法计算个体的交叉和变异概率, 并且根据个体的相似性, 产生下一代群体, 返回第2步.

Step 6 解码得到各个需要优化的参数的值, 结束程序.

3.2 控制模型(Model about Controlling)

1) PID控制器. pH的控制是一个复杂的非线性问题, 特别是对于弱酸和弱碱的pH控制. 在矿物浮选过程中, 因浮选工艺流程长且浮选药剂与矿浆作用需要相应的反应时间, 因此, 实际的矿浆pH值控制是存在时延的. 除了受到所添加的各种药剂的影响外, pH值还受到新加入矿浆中的水和其他子过程的回水等因素的影响. 考虑到上述原因, 应该在浮选槽中设计一个自动控制系统来进行浮选药剂的添加. 自动控制系统的设计关键是采用一种恰当的控制方法. PID控制方法已经被广泛应用了50年左右^[10-11]. 该方法可以很好地解决复杂工业过程的控制问题. 基于PID控制方法的计算机控制是一种采样控制, 根据采样误差可以获得控制量. 考虑到采样的特点, 必须选择数字PID控制算法. 考虑到增量式PID算法的诸多优点及其良好的控制效果, 本文采用了增量式PID控制算法来进行矿浆pH值控制. 该算法的计算公式如下:

$$\Delta u(k) = K_p \cdot [e(k) - e(k-1)] + K_i \cdot e(k) + K_d \cdot [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)], \quad (4)$$

其中: K_p 是比例系数, K_i 是积分时间常数, K_d 是微分时间常数, $\Delta u(k)$ 是第 k 个控制量与第 $k-1$ 个控制量之间的增量, $e(k)$ 是第 k 次的采样误差。

2) PID参数的优化. 传统的PID算法是采用实验的方法或者试凑的方法来确定参数. 该方法由于其精度低而不能满足工业生产的要求. 目前, 有许多参数优化方法, 例如间接搜索法, 梯度方法和爬山法。

单纯形法和专家方法在工程领域中很受欢迎. 单纯形法在很大程度上依赖于初始值的选择并且该方法容易陷入局部最小. 专家方法需要大量经验知识并且知识库的建立是一项很大的工程. 具有全局搜索能力的模拟退火和遗传算法可以解决这个问题. 本文采用遗传算法通过训练和学习来寻找最优控制规律. 同时, 使用自适应的方法来优化操作算子。

基于自适应遗传算法的PID参数优化的基本流程如下所述:

Step 1 使用药剂的份量值和pH值建立该系统的数学模型。

Step 2 编码, 产生初始种群及对P, I和D参数赋初值。

Step 3 计算群体中每个个体的适应度值。

Step 4 求出群体中适应度值最大的个体及其适应度值, 若满足结束条件, 则结束, 否则使用自适应遗传算法(AGA)计算个体的交叉和变异概率, 并且根据个体的相似性, 产生下一代群体, 返回第3步。

Step 5 解码得到最优的P, I和D参数的值, 结束程序。

4 模型仿真及工业应用(Model simulation and Industrial applications)

4.1 模型仿真(Model simulation)

在某浮选厂进行了矿浆pH值控制实验. 首先, 采集了大量工业运行数据, 根据第3节中提到的方法计算得到了泡沫特征. 与泡沫特征相对应的pH值数据在工业现场由pH值测定仪获得. 药剂用量通过流量和时间来计算得到, 并且药剂的添加量通过阀门的开度来进行调整. 采集了一个时间段 T 为50天的1200条生产数据来进行矿浆pH值建模. 剔除不完全样本和异常样本后, 最后还保留了1056条样本数据。

为评价预测算法的性能, 分别使用最大相对误差(E_{\max})、平均相对误差(E_{ave})以及相关系数对模型的预测准确性和跟踪变化趋势的能力进行分析, 如下所示:

$$E_{\max} = \max \left| \frac{a_i - p_i}{a_i} \right|, \quad (5)$$

$$E_{\text{ave}} = \text{mean} \left| \frac{a_i - p_i}{a_i} \right|, \quad (6)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})(p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2 \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2}}, \quad (7)$$

其中: a_i 是实际数据向量的第 i 个值, \bar{a} 是所有实际数据向量的平均值, p_i 是预测数据向量的第 i 个值, \bar{p} 是所有预测数据向量的平均值. 为评价控制模型的性能, 使用平均偏离度(D_{ave})来表示在合适范围内对实际pH值的控制程度, 如下所述:

$$D_{\text{ave}} = \text{mean} \left| \frac{p_c - p_a}{p_c} \right|, \quad (8)$$

其中: p_c 是设定的最优pH值, p_a 是实际的pH值。

4.2 模型的工业应用效果及分析(Effect and analysis of industrial applications of the model)

为了建立预测模型, 随机选取其中的120个样本作为神经网络的测试集, 其余样本则作为训练集. 对于控制模型, 则随机选取其中的150个样本作为测试集, 其余样本作为训练集. 仿真结果见图2-3。

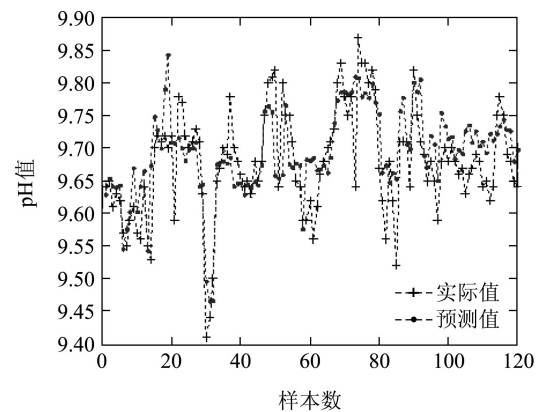


图2 预测模型的仿真结果

Fig. 2 Simulation result of the predictive model

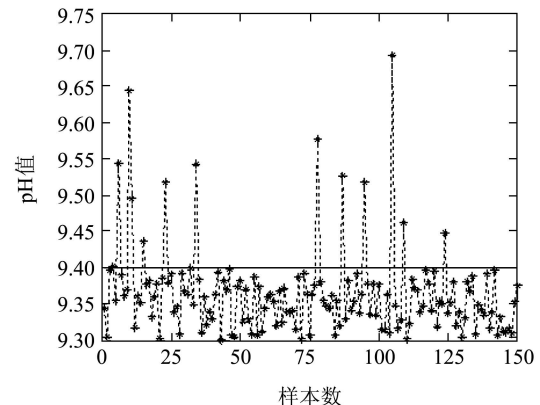


图3 控制模型的仿真结果

Fig. 3 Simulation result of the control model

首先, 通过预测和控制模型得到了最优的主元个数、混合神经网络的混合系数以及PID控制器的PID参数的值. 然后将预测结果应用于工业现场. pH的工业现场预测值和其实际值的对比结果如图4所示.

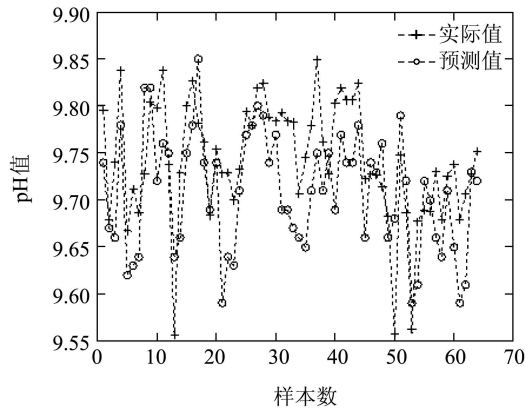


图4 预测模型的工业应用结果

Fig. 4 Industrial application result of the predictive model

在图4中, pH预测值的最大相对误差为1.421%, 平均相对误差为0.19301%, 且相关系数是0.63638. 根据浮选现场实际生产需要, 基于PID算法的药剂添加控制系统中设定的最优pH值为9.4. 为了保证控制系统的稳定性、可靠性和实时性, 该分布式控制系统不具有强大的数据计算功能. 因此, 通过在主机上使用自适应遗传算法(AGA)来优化PID参数, 然后基于OPC通信实现分布式控制系统与主机之间的互相连接. 其控制结果如图5所示. 图5中, 实际矿浆pH值与设定值的平均偏离度为0.66%.

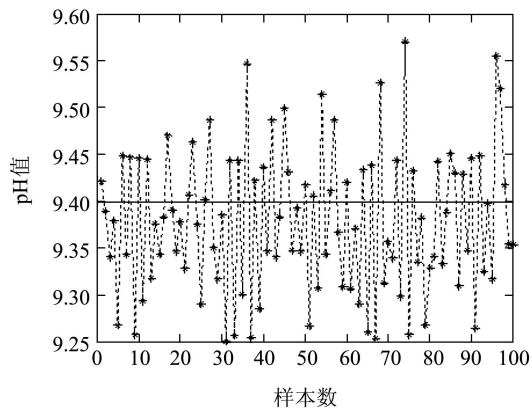


图5 控制模型的工业应用结果

Fig. 5 Industrial application result of the control model

最后, 利用pH的预测值取代实际的pH值来建立基于新的预测模型的控制模型. 这个新模型的参数跟预测和控制模型的参数是相同的. 工业现场的实验结果如图6所示.

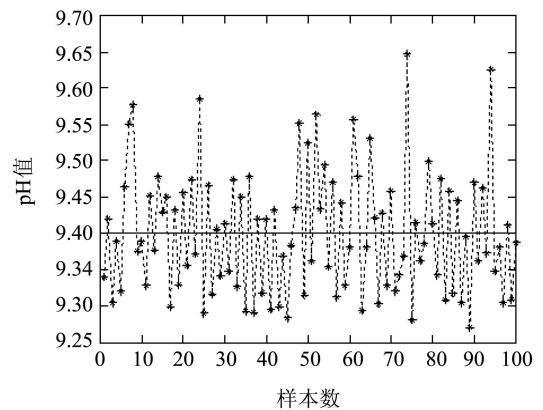


图6 本文提出的新控制模型的工业应用结果

Fig. 6 Industrial application result of the new proposed control model

图7代表的是操作工人根据pH值的测量结果对浮选现场进行控制时所得到的pH值测量结果.

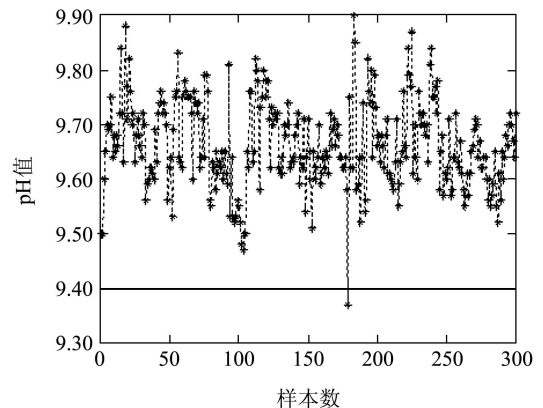


图7 现场操作工人控制下得到的结果

Fig. 7 The results from the field operation workers

从图7中可以看出浮选过程很难在理想的矿浆pH值状态下运行, 而图6中表明大约有一半的pH值都被控制在了一个合适的范围内, 平均偏离度值为0.86%, 采用本文所提出的方法进行矿浆pH值控制, 有效地稳定了矿浆pH值, 取得令人满意的控制效果

5 结论(Conclusions)

本文提出了一种基于泡沫图像信息的浮选过程pH值控制方法. 工业现场的实验结果表明所构造的pH值控制模型具有预测准确和鲁棒性强的特点. 该模型在很大程度上降低了操作工人的劳动强度, 为浮选过程药剂的自动添加奠定了基础. 同时, 该方法还为复杂工业过程的模型建立及过程控制提供了一种新的解决方案.

参考文献(References):

[1] HOLTHAM P N, NGUYEN K K. On-line analysis of froth surface in coal and mineral flotation using JKFrthCam [J]. *Mineral Processing*,

- 2002, 64(2/3): 163 – 180.
- [2] LIU J J, MACGREGO J F, DUCHESNE C. Flotation froth monitoring using multiresolutional multivariate image analysis [J]. *Minerals Engineering*, 2005, 18(1): 65 – 76.
- [3] 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, 386(8): 96 – 101.
(HE Guichun, HUANG Kaiqi. Study of relation between flotation indexes and froth digital images [J]. *Metal Mine*, 2008, 386(8): 96 – 101.)
- [4] LIU J J, MACGREGO J F. Froth based modeling and control of flotation process [J]. *Minerals Engineering*, 2008, 21(9): 642 – 651.
- [5] BARTOLACCI G, PELLETIER P, TESSIER J, et al. Application of numerical image analysis to process diagnosis and physical parameter measurement in mineral processes, Part I: Flotation control based on froth textural characteristics [J]. *Mineral Engineering*, 2006, 19(6/8): 734 – 747.
- [6] NUNEZ F, CIPRIANO A. Visual information model based predictor for froth speed control in flotation process [J]. *Minerals Engineering*, 2009, 22(4): 366 – 371.
- [7] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 一种基于图像特征提取的浮选回收率预测算法 [J]. 高技术通讯, 2009, 19(9): 957 – 963.
(ZHOU Kaijun, YANG Chunhua, MOU Xuemin, et al. A flotation recovery prediction algorithm based on image feature extraction [J]. *Chinese High Technology Letters*, 2009, 19(9): 957 – 963.)
- [8] 唐朝晖, 刘金平, 桂卫华, 等. 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.
(TANG Zhaohui, LIU Jinping, GUI Weihua, et al. Froth bubbles speed characteristic extracting and analysis based on digital image processing [J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2009, 40(6): 1616 – 1622.)
- [9] TESSIER J, DUCHESNE C, GAUTHIER C. Estimation of alumina content of anode cover materials using multivariate image analysis techniques [J]. *Chemical Engineering Science*, 2008, 63(5): 1370 – 1380.
- [10] WANG F, KO C. Robust PID control of a PEMFC system [C] // *2010 IEEE International Conference on Control Applications Part of 2010 IEEE Multi-conference on Systems and Control*. Yokohama, Japan: IEEE, 2010: 8 – 10.
- [11] MA G, WANG D, WANG H. Switched PID control of motor-load system [C] // *Proceedings of the 27th Chinese Control Conference*. Kunming, Yunnan, China: IEEE, 2008: 16 – 18

作者简介:

唐朝晖 (1965–), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事工业过程视觉监控、过程故障诊断方面的研究, E-mail: zhtang@mail.csu.edu.cn;

刘金平 (1983–), 男, 博士研究生, 目前研究方向为计算机视觉与模式识别在工业过程监控中的应用, E-mail: lj202518@163.com;

陈青 (1967–), 女, 博士研究生, 主要从事计算机信息技术、智能自动化信息检测与处理等领域的研究与开发工作, E-mail: 664724777@qq.com;

桂卫华 (1950–), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的建模、故障诊断与优化控制等方面研究, E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn;

杜金芳 (1984–), 女, 硕士, 目前从事复杂系统过程建模方面的研究, E-mail: zhtangcq@hotmail.com.