

# 全尾砂絮凝沉降参数预测模型研究

张钦礼, 刘 奇, 赵建文

(中南大学 资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘 要:** 为了得到最佳的絮凝沉降参数, 运用 BP 神经网络和遗传学算法建立了全尾砂絮凝沉降参数预测模型. 以絮凝剂单耗和尾砂浓度作为输入因子, 以沉降速度作为输出因子, 通过正交试验, 确定网络学习、训练样本, 建立神经网络预测模型, 采用遗传算法对全尾砂沉降参数预测模型进行全局寻优, 得到最佳絮凝沉降参数. 将预测模型运用到和睦山铁矿, 在絮凝剂单耗 12 g/t, 尾砂浓度 17% 条件下, 沉降速度达到 1.31 m/h, 满足生产需要, 比原生产所需絮凝剂单耗减少 20%. 应用结果表明, 该预测模型有较高的实用性, 为沉降参数优选提供了一种崭新的思路.

**关键词:** BP 神经网络; 遗传算法; 全尾砂; 絮凝沉降; 沉降速度

中图分类号: TD 853 文献标志码: A 文章编号: 1005 - 3026(2016)06 - 0875 - 05

## Study on the Parameters Prediction Model of Flocculating Sedimentation of Crude Tailings

ZHANG Qin-li, LIU Qi, ZHAO Jian-wen

(School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Corresponding author: LIU Qi, E-mail: 345926583@qq.com)

**Abstract:** In order to get the optimum parameters of flocculating sedimentation, back propagation neural network and genetic algorithm were applied to establish the flocculation sedimentation parameters prediction model of the crude tailings. The flocculating agent and tailings concentration consumption were used as the input data and the sedimentation speed was confirmed to be the output data. The learning and training samples were received by the orthogonal experiments to build neural network prediction model. Then, the optimum parameters of flocculating sedimentation were received after using genetic algorithm finding optimal in parameters prediction model of the crude tailings. The selected parameters prediction model was used in Hemushan iron mine. The results showed that the flocculating agent consumption is 12 g/t and tailings concentration is 17%, the sedimentation speed is 1.31 m/h, these parameters meet the production requirements. The flocculating agent consumption required is 20% less than the original production when using these flocculating sedimentation parameters. The application of the model indicates that it provides a new method to optimize the flocculating sedimentation parameters with a good effect.

**Key words:** back propagation neural network; genetic algorithm; crude tailings; flocculating sedimentation; sedimentation velocity

在实际生产中, 实现全尾砂快速浓缩主要是通过添加絮凝剂来实现<sup>[1]</sup>. 由于全尾砂性质有差别, 经常需要做很多试验才能确定絮凝沉降参数, 仅通过有限实验数据选取的絮凝沉降参数, 并不一定是最佳参数, 也不能系统地指导生产. 为此,

一些学者研究使用数学统计方法对试验数据进行回归分析<sup>[2]</sup>. 当前经常选用正交试验设计来安排试验, 使用试验数据来建立指标与因素间的回归分析方程, 之后再采取某种普通的寻优方法找出最优的指标和配比方案<sup>[3]</sup>. 邓红卫通过正交试验

和数值模拟方法来研究影响采场稳定性的因素,张纯采用正交试验法研究 Al、Sb 和 Au 元素对合成碳材料电化学性能的影响,但在试验过程中发现影响沉降速度的因素众多,且各因素间会相互影响,这使得试验因素与试验结果间存在较大的离散性,采用回归分析法进行统计和分析所得到的结果,其可靠度不会太高,由这些数据所创建的数学模型相对来说比较粗糙,很难描述出目标优化指标和各因素水平间的线性或非线性关系,误差比较大<sup>[4]</sup>。

神经网络按照输入值和输出值来创建模型,它通过调整神经网络内部的权值来拟合输入值和输出值之间的关系,能够反映出非常复杂的线性和非线性关系,所以在各个领域运用非常广泛<sup>[5-6]</sup>。遗传算法是基于遗传机理的随机优化算法,在复杂函数中进行全局寻优时有其独特的优势<sup>[7]</sup>。本次研究在综合考虑输入、输出因子的基础上,利用神经网络与遗传学算法,建立全尾砂絮凝沉降参数预测模型,以指导实际生产,优选最佳絮凝沉降参数。

## 1 全尾砂絮凝沉降参数预测模型

### 1.1 输入、输出因子简化

影响全尾砂沉降效果的因素很多,主要有全尾砂粒级组成、化学成分,全尾砂浆体浓度,絮凝剂种类、用量等,其中絮凝剂用量和全尾砂浆体浓度对沉降效果影响最大。在一定范围内,絮凝剂单耗与尾砂的沉降速成正比。加大絮凝剂用量一方面会增加充填作业成本,另一方面会增加溢流水中絮凝剂的含量,从而加大废水处理难度。减少絮凝剂用量则会相应地减缓沉降速度、加大溢流水含固量、增加废水处理成本,且沉降速度如果太慢将无法满满足立式砂仓连续动态放砂的要求,进而导致充填过程不连续。尾砂中固体含量的多少,会影响尾砂的沉降速度和最终的底流浓度,因此,如果尾砂浓度越低其沉降速度就越快,但相应的底流浓度就会变得越低,底流浓度越低,井下充填体的强度就越低<sup>[8-9]</sup>。因此,可以将尾砂浓度  $H_x$  和絮凝剂单耗  $w$  作为模型的输入因子。

絮凝沉降的目的在于使低浓度的全尾砂浆能快速进行浓缩脱水,形成高浓度的全尾砂浆,从而实现高浓度充填的目的。因此本次研究将沉降速度  $v$  作为模型的输出因子,并将其作为评价絮凝沉降效果的主要评价指标。

### 1.2 学习、训练样本确定

经过以上分析,简化了全尾砂絮凝沉降参数预测模型的输入和输出因子,与此同时,可以根据矿山的实际情况,为输入因子选择几个合理的水平,并建立正交试验表,合理安排正交试验,并最终获得絮凝沉降参数预测模型的学习、训练样本。

### 1.3 遗传算法极值寻优

运用遗传算法寻找最优值的过程是先使用 BP 神经网络建立数学模型,并将神经网络预测出的结果作为遗传算法的个体适应度值,最后通过一系列操作寻找出目标函数的最优值和此时相对应的输入值<sup>[10]</sup>。

1) 适应度函数。首先利用输入数据训练神经网络,其次由神经网络预测出系统输出值,最后由神经网络的预测输出值和实际输出值计算出个体适应度值  $E$ ,计算公式如下:

$$E = \alpha \left( \sum_{i=1}^n \text{abs}(c_i - d_i) \right). \quad (1)$$

式中:  $n$  是神经网络输出节点的个数;  $\alpha$  是计算系数;  $c_i$  和  $d_i$  分别是神经网络第  $i$  个节点实际应该输出的值和预测输出的值。

2) 选择操作。有很多方法可以实现遗传算法选择操作,轮盘赌法和锦标赛法是其中最常用的方法,本文采用轮盘赌法,轮盘赌法是基于适应度比例而进行选择操作的,其中每个个体  $i$  被选中的概率为  $P_i$ ,计算公式如下:

$$k_i = \alpha / S_i, \quad (2)$$

$$P_i = k_i / \sum_{j=1}^N k_j. \quad (3)$$

式中:  $S_i$  是个体适应度值;  $N$  是种群中个体的数目,其他参数同上。

3) 交叉操作。本文中每个个体都采用实数编码的方式进行交叉操作,染色体  $a_m$  与  $a_n$  在第  $t$  位上进行交叉操作的公式如下:

$$\begin{aligned} a_{mt} &= a_{nt}(1-b) + a_{mt}b, \\ a_{nt} &= a_{mt}(1-b) + a_{nt}b. \end{aligned} \quad (4)$$

式中  $b$  是区间  $[0, 1]$  的随机值。

4) 变异操作。最后对个体  $s$  的第  $t$  个基因  $a_{st}$  进行变异操作,变异操作的公式如下:

$$a_{st} = \begin{cases} a_{st} + (a_{st} - a_{\max}) * f(g) & r \leq 0.5 \\ a_{st} + (a_{\min} - a_{st}) * f(g) & r > 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $a_{\max}$  是基因  $a_{ij}$  的上限最大值;  $a_{\min}$  是基因  $a_{ij}$  的下限最小值;  $f(g) = r(1 - n/F_{\max})$ ;  $r$  是一个随机值;  $n$  是当前的迭代次数;  $F_{\max}$  是最大的进化次数;  $r$  是区间  $[0, 1]$  的随机值。

### 1.4 模型建立

本文的输入因子是尾砂浓度和絮凝剂用量,

输出因子是沉降速度,所设置神经网络模型的结构为2-6-1,其中有2个节点的输入层,6个节点的隐含层,1个节点的输出层,18个权值和7个阈值,遗传算法中个体编码的长度为25。

## 2 应用实例

以和睦山铁矿为例,创建全尾砂絮凝沉降预测模型,以求得最优沉降参数。针对和睦山铁矿全尾砂的性能,选取合理参数进行正交试验,根据絮凝剂单耗、尾砂浓度和沉降速度确定BP神经网络结构,而后将絮凝剂单耗和尾砂浓度作为输入因子,沉降速度作为输出因子训练神经网络,创建预测模型。通过全尾砂沉降参数预测模型来预测一定试验条件下的试验结果。然后把絮凝剂单耗和尾砂浓度作为遗传算法中的种群个体,将模型预测的沉降速度作为个体适应度值,通过遗传算法优选试验结果及其对应的试验条件。

### 2.1 全尾砂物理性质

所取和睦山铁矿全尾砂的主要物理力学性能见表1。从表1可以看出该矿山全尾砂的粒度较细,-65 μm范围内的细颗粒所占比例已超过80%,尾砂的粒度如果太细,在水中的沉降速度将会变得非常缓慢,光靠自然沉降远远不能满足快速沉砂的目的,必须添加絮凝剂来加快沉降速度。

表1 全尾砂物理力学性能

Table 1 Physical and mechanical properties of full tailings

密度 g/cm <sup>3</sup>	中值粒径 d <sub>50</sub> /mm	-65 μm 占比	不均匀 系数 C <sub>w</sub>	渗透系数 cm/s
2.79	0.035	80.3%	4.68	2.75 × 10 <sup>-3</sup>

### 2.2 正交试验

根据和睦山铁矿尾砂的物理力学性质,选择4组合理的絮凝剂单耗  $w$  和浆体浓度  $H_x$  进行正交试验,试验安排如表2所示。全尾砂絮凝沉降实验是在1L的量筒中进行的,全尾砂的沉降速度通过沉降高度和沉降时间来计算,沉降高度可以直接在量筒中读数,沉降时间通过秒表来测定,沉降试验的结果见表3。

表2 试验安排表

Table 2 Table of experimental arrangement

水平	因素	
	$w/(g \cdot t^{-1})$	$H_x/\%$
1	5	10
2	10	15
3	15	20
4	20	25

表3 沉降试验结果表

Table 3 Result of sedimentation experiment

试验顺序	$H_x/\%$	$w/(g \cdot t^{-1})$	$v/(m \cdot h^{-1})$
一	10	5	1.111
二	10	10	1.172
三	10	15	1.256
四	10	20	1.133
五	15	5	1.052
六	15	10	1.213
七	15	15	1.324
八	15	20	1.221
九	20	5	0.989
十	20	10	1.243
十一	20	15	1.356
十二	20	20	1.432
十三	25	5	0.889
十四	25	10	1.112
十五	25	15	1.332
十六	25	20	1.481

### 2.3 预测、优选

当全尾砂的沉降速度不小于放砂速度时,立式砂仓就能做到连续动态放砂,因此,尾砂的絮凝沉降速度  $v$  跟放砂能力  $Q$  应满足如下关系式:

$$v \geq 4Q/(\pi D^2). \quad (6)$$

式中  $D$  是立式砂仓的直径。

和睦山铁矿设计的充填能力为90 m<sup>3</sup>/h,每小时需要干砂65.5 m<sup>3</sup>,在直径为9 m的立式砂仓中,计算得出沉降速度  $v \geq 1.03$  m/h时,按以往的实际工程经验,取25%的富裕系数,设计砂沉降速度  $v$  为1.29 m/h。而目前和睦山铁矿采用的絮凝沉降参数参考类似矿山,并经过一定的室内试验研究,取絮凝剂单耗15 g/t,尾砂浓度15%,其沉降速度为1.32 m/h,该参数满足当前全尾砂沉降的要求。但考虑到实验数据有限,所选取的絮凝剂单耗并不一定是最佳选择。为此在实验数据的基础上,采用遗传算法寻优。选择的BP神经网络结构为2-6-1,并以表3提供的16组数据为训练样本,用MATLAB软件包编程计算,可以得出神经网络预测输出与期望输出对比的曲线图(图1)。

从图1可以看出神经网络预测输出与期望输出非常接近,这说明神经网络对试验数据有很好的拟合效果。BP神经网络训练结束后,应用遗传算法寻找最佳的沉降参数,遗传算法的迭代计算次数为30次,交叉和变异概率分别为0.3和0.1。遗传算法寻优过程中,个体适应度值的变化过程如图2所示,从图2可以看出,当计算过程到

第 7 步时, 适应度值就基本上不发生变化了, 这表明遗传算法用较少的步骤就能寻找到最优的权值, 使得神经网络在很短的时间就能够达到所需的目标值。

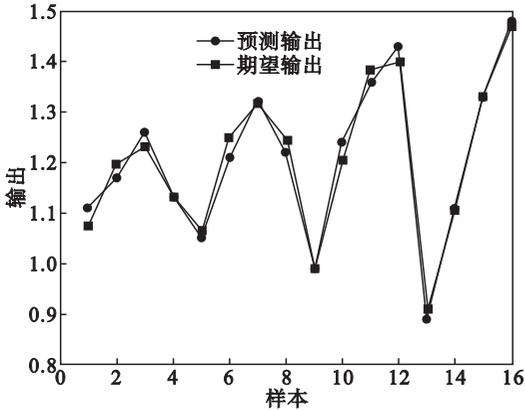


图 1 预测输出与期望输出对比图

Fig. 1 Comparison of the forecast outputs and expected outputs

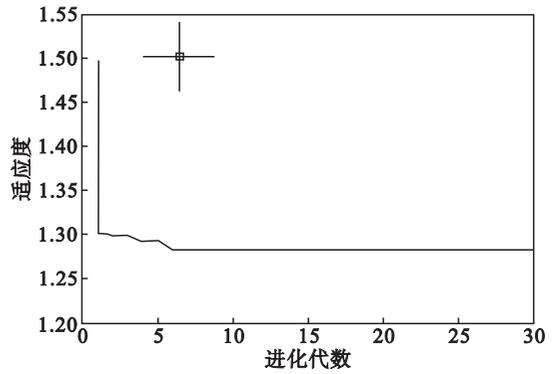


图 2 适应度变化曲线图

Fig. 2 Variation curve of the fitness

在满足沉降速度不小于 1.29 m/h 的前提下, 应用遗传算法搜索到的非劣解方案有 92 个, 结果见表 4。从表 4 可以看出, 在沉降速度不小于 1.29 m/h 的方案中, 絮凝剂单耗最少需要 12 g/t。当絮凝剂单耗为 12 g/t, 尾砂浓度为 17% 时, 预测

表 4 神经网络寻优得到的非劣解方案

Table 4 The non-inferior solution searched by neural network

$H_x/\%$	沉降速度 $v/(m \cdot h^{-1})$								
	$q = 12$	$q = 13$	$q = 14$	$q = 15$	$q = 16$	$q = 17$	$q = 18$	$q = 19$	$q = 20$
14	×	1.290	1.295	1.295	1.290	×	×	×	×
15	1.294	1.308	1.315	1.317	1.313	1.304	1.290	×	×
16	1.304	1.322	1.334	1.339	1.338	1.330	1.318	1.299	×
17	1.309	1.332	1.348	1.358	1.361	1.357	1.346	1.330	1.307
18	1.307	1.336	1.357	1.372	1.380	1.381	1.374	1.361	1.341
19	1.301	1.334	1.361	1.381	1.394	1.400	1.399	1.390	1.374
20	1.290	1.327	1.358	1.384	1.402	1.414	1.418	1.415	1.404
21	×	1.316	1.351	1.381	1.404	1.421	1.431	1.434	1.429
22	×	1.302	1.340	1.374	1.402	1.423	1.438	1.446	1.447
23	×	×	1.326	1.363	1.395	1.420	1.440	1.453	1.460
24	×	×	1.310	1.350	1.384	1.414	1.438	1.455	1.466
25	×	×	1.293	1.334	1.372	1.404	1.431	1.453	1.468

注:  $q$  为絮凝剂单耗 g/t; × 表示沉降速度小于 1.29 m/h。

沉降速度可达到 1.309 m/h, 相比于絮凝剂单耗为 12 g/t 的其他试验方案其沉降速度要快一些。以预测模型所得到的最佳沉降参数重新做絮凝沉降试验, 试验得到的沉降速度为 1.317 m/h, 与模型所预测的值基本相同。

预测优化结果表明:

a. 采用 BP 神经网络和遗传学算法寻找最优的絮凝沉降参数, 经过短短十几代进化就能完成优胜劣汰过程, 使得计算结果越来越趋近最优解, 采用沉降试验得到的数据作为适应度函数的初始值, 避免了传统数学模型带来的误差。

b. 所创建的预测模型有较强的实用性, 只要输入絮凝沉降参数就能预测出相应的沉降速度, 且通过预测模型所得到的沉降速度与沉降试验所得到的沉降速度大体上一致。

c. 由试验结果可以看出, 全尾砂沉降速度的快慢与絮凝剂用量多少和全尾砂浆体浓度高低不是简单的线性关系。当絮凝剂用量较少时, 浆体浓度越高, 尾砂沉降速度越慢, 而当絮凝剂用量较多时, 浆体浓度越高, 尾砂沉降速度则越快。单方面增加絮凝剂用量或者降低浆体浓度并不能起到加快沉降速度的目的, 因此, 寻找出最佳的絮凝剂用量和浆体浓度组合非常重要。

当絮凝剂单耗为 12 g/t, 全尾砂浓度为 17% 时, 和睦山铁矿尾砂沉降速度可达到 1.31 m/h, 此时的沉降速度可以满足生产需要, 且絮凝剂用量比原生产所需絮凝剂单耗减少 20%, 由此可以带来很可观的经济效益, 因此确定为和睦山铁矿最佳的絮凝沉降参数。同时通过和睦山铁矿的生产实践过程证明了该预测模型的实际价值, 在取

得较好絮凝沉降效果的同时,降低了全尾砂絮凝沉降成本。

### 3 结 论

1) 为了寻找出最优的絮凝沉降参数建立了BP神经网络与遗传学算法相结合的预测模型。为了提高预测模型的训练速度,减小模型的预测误差,对预测模型进行简化处理,将全尾砂浆体浓度和絮凝剂单耗作为的输入因子,将沉降速度作为预测模型的输出因子。

2) 通过室内试验可知,全尾砂沉降速度的快慢与絮凝剂用量多少和尾砂浓度高低不是简单的线性关系,单方面增加絮凝剂用量不一定能加大全尾砂沉降速度。在有限试验数据的基础上,建立了预测模型。根据实际生产要求,利用预测模型求解出最佳絮凝沉降参数。经试验证明,预测模型所得到的沉降速度与实际结果大体上一致。

3) 采用BP神经网络和遗传学算法所建立的预测模型对和睦山铁矿絮凝沉降参数进行优化处理,避免了絮凝沉降参数选择时的主观随意性,该方法比传统的数学方法更为科学合理。该预测模型为全尾砂絮凝沉降参数的优选提供了一种崭新的思路。

#### 参考文献:

- [ 1 ] Wang X M , Zhao B , Zhang Q L , et al. Cemented backfilling technology with unclassified tailings based on vertical sand silo [ J ]. *Journal of Central South University* 2008 , 15( 6 ) :

( 上接第 864 页 )

#### 参考文献:

- [ 1 ] Watling H R. The bioleaching of sulphide minerals with emphasis on copper sulphides—a review [ J ]. *Hydrometallurgy* 2006 , 84( 1/2 ) : 81 – 108.
- [ 2 ] Klauber C. A critical review of the surface chemistry of acidic ferric sulphate dissolution of chalcopyrite with regards to hindered dissolution [ J ]. *International Journal of Mineral Processing* 2008 , 86( 1/2/3/4 ) : 1 – 17.
- [ 3 ] Sasaki K , Nakamura Y , Hirajima T , et al. Raman characterization of secondary minerals formed during chalcopyrite leaching with *Acidithiobacillus ferrooxidans* [ J ]. *Hydrometallurgy* 2009 , 95( 1/2 ) : 153 – 158.
- [ 4 ] Debernardi G , Carlesi C. Chemical-electrochemical approaches to the study passivation of chalcopyrite [ J ]. *Mineral Processing & Extractive Metallurgy Review* 2012 , 34( 1 ) : 10 – 41.
- [ 5 ] Pistaccio L , Curutchet G , Donati E , et al. Analysis of molybdenite bioleaching by *Thiobacillus ferrooxidans* in the absence of iron ( II ) [ J ]. *Biotechnology Letters* , 1994 , 16

801 – 807.

- [ 2 ] Parvathi R , Malathi C , Akram M , et al. Intuitionistic fuzzy linear regression analysis [ J ]. *Fuzzy Optimization and Decision Making* 2013 , 12( 2 ) : 215 – 229.
- [ 3 ] He W , Li Y X , Luyt A S , et al. Manufacturing process of packaging products by orthogonal test [ J ]. *Applied Mechanics and Materials* 2014 , 469 : 305 – 308.
- [ 4 ] 龚殿尧 , 徐建忠 , 刘相华 , 等. 热带终轧温度计算的逐步回归分析模型 [ J ]. *东北大学学报( 自然科学版 )* , 2007 , 28( 4 ) : 522 – 524.  
( Gong Dian-yao , Xu Jian-zhong , Liu Xiang-hua , et al. Stepwise regression analysis model to calculate finishing temperature during hot strip rolling [ J ]. *Journal of Northeastern University ( Natural Science )* , 2007 , 28( 4 ) : 522 – 524. )
- [ 5 ] Chang W Y. Application of back propagation neural network for wind power generation forecasting [ J ]. *International Journal of Digital Content Technology and Its Applications* , 2013 , 7( 4 ) : 502 – 509.
- [ 6 ] 关永平 , 宋建 , 王述红 , 等. 基于 GA – BP 算法的隧道围岩力学参数反分析 [ J ]. *东北大学学报( 自然科学版 )* , 2012 , 33( 2 ) : 276 – 278.  
( Guan Yong-ping , Song Jian , Wang Shu-hong , et al. Back analysis of mechanical parameters of surrounding rocks based on GA-BP algorithm [ J ]. *Journal of Northeastern University ( Natural Science )* 2012 , 33( 2 ) : 276 – 278. )
- [ 7 ] Gao R Z , Zhang J J , Shang Y M , et al. An improved genetic algorithm based on fixed point algorithms [ J ]. *Journal of Computers* 2012 , 7( 5 ) : 1109 – 1115.
- [ 8 ] Yuan Y N , Chai L Y , Yang Z H. Application of polymeric aluminum salts in remediation of soil contaminated by Pb Cu and Zn [ J ]. *Journal of Central South University* , 2013 , 20( 6 ) : 1638 – 1640.
- [ 9 ] Hu H P , Zhang K Y , Zhang L J , et al. Thermal decomposition behaviour of polyacrylamidomethyltrimethyl ammonium chloride in red mud separation process [ J ]. *Journal of Central South University* 2008 , 15( 6 ) : 808 – 813.
- [ 10 ] 史峰 , 王小川. MATLAB 30 个神经网络案例分析. [ M ] 北京 : 北京航空航天大学出版社 , 2010.  
( Shi Feng , Wang Xiao-chuan. 30 neural networks case studies of MATLAB [ M ] . Beijing : Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press , 2010. )

( 2 ) : 189 – 194.

- [ 6 ] Liu W , Yang H Y , Song Y , et al. Catalytic effects of activated carbon and surfactants on bioleaching of cobalt ore [ J ]. *Hydrometallurgy* 2015 , 152( 1 ) : 69 – 75.
- [ 7 ] Peng A A , Liu H C , Nie Z Y , et al. Effect of surfactant Tween-80 on sulfur oxidation and expression of sulfur metabolism relevant genes of *Acidithiobacillus ferrooxidans* [ J ]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China* , 2012 , 22( 12 ) : 3147 – 3155.
- [ 8 ] 蒋金龙 , 杨勇 , 卜春文. 非离子表面活性剂对细菌浸矿能力的影响 [ J ]. *淮阴工学院学报* 2006 , 15( 1 ) : 47 – 49.  
( Jiang Jin-long , Yang Yong , Bu Chun-wen. The effects of non-ionic surfactants on bioleaching capacity of bacteria [ J ]. *Journal of Huaiyin Institute of Technology* 2006 , 15( 1 ) : 47 – 49. )
- [ 9 ] 王树栋 , 王一波. 蛋白质中硫与醚氧之间相互作用本质的量子化学研究 [ J ]. *贵州科学* 2011 , 29( 5 ) : 1 – 4.  
( Wang Shu-dong , Wang Yi-bo. Quantum chemistry study on the nature of the interaction between sulfur and ether oxygen in protein [ J ]. *Guizhou Science* 2011 , 29( 5 ) : 1 – 4. )
- [ 10 ] Lan Z Y , Hu Y H , Qin W Q. Effect of surfactant OPD on the bioleaching of marmatite [ J ]. *Minerals Engineering* 2009 , 22( 1 ) : 10 – 13.