

# 基于 GA-BP 神经网络的金精矿品位的预测

刘青, 袁玮, 王宝, 彭良振

(北京科技大学 钢铁冶金新技术国家重点实验室, 北京 100083)

**摘 要:** 在对金矿生产过程进行大量实际调研工作的基础上, 分别采用 BP 神经网络和遗传算法优化 BP 神经网络的方法, 建立了金精矿品位的预测模型, 以现场采集的 978 组数据作为样本, 运用噪声平滑技术进行数据预处理, 筛选了 770 组数据, 运用其中的 650 组数据建模, 并运用其余的 120 组数据对模型进行了验证. 通过对两个模型的预测误差分析, 得出用遗传算法优化的 BP 神经网络(GA-BP)预测精度更高, 当预测相对误差在  $\pm 2\%$  范围内时, 模型的预测精度达到 97.5%.

**关 键 词:** 金矿; 精矿品位; BP 神经网络; 遗传算法; 预测模型

中图分类号: TF 831

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2015)02-0237-04

## Concentrate Grade Prediction of Gold Ore Based on GA-BP Neural Network

LIU Qing, YUAN Wei, WANG Bao, PENG Liang-zhen

(State Key Laboratory of Advanced Metallurgy, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China. Corresponding author: LIU Qing, Professor, E-mail: qliu@ustb.edu.cn)

**Abstract:** Two prediction models for concentrate grade of gold mine were established respectively by using BP neural network and GA-BP neural network method on the basis of investigation in actual production. 978 groups of data were gathered from actual production, from which the 770 groups was selected for establishing the models, among which 120 groups was used for verification. By analyzing the predictive errors of two models, it is approved that the prediction model based on GA-BP neural network can provide better accuracy: when the relative prediction errors are within  $\pm 2\%$ , the prediction accuracy reaches 97.5%.

**Key words:** gold mine; concentrate grade; BP neural network; genetic algorithm; prediction model

如何高效利用低品位金矿石资源是维持黄金行业可持续发展不可忽视的问题. 我国金矿石品位较低, 主要采用浮选工艺实现矿物的分选. 目前, 金矿厂精矿品位的测量主要是通过实验室化验获得, 化验周期较长, 使金矿厂难以及时把握浮选工艺水平. 基于上述考虑, 本文拟建立金矿浮选过程精矿品位的预测模型, 为金矿厂浮选生产过程提供一定的参考. 浮选过程是一个复杂的物理过程, 精矿品位易受浮选过程给矿量、给矿品位、入选浓度、入选细度、pH 值以及浮选药剂加入量的影响, 具有很强的非线性和不确定性, 难以用准确的数学公式表达. 基于这一特点, 运用数学方法

建立精矿品位预测模型的想法逐渐受到选矿研究者的重视<sup>[1-5]</sup>, 在这些方法中应用最广的就是人工神经网络的方法, 它可以任意逼近一个高度非线性函数<sup>[6]</sup>, 广泛应用于生产指标预测领域; 但这种方法收敛速度较慢、易陷于局部极小值. 遗传算法是一种以自然选择和遗传理论为基础, 结合生物进化过程中适者生存原则与群体内部染色体的随机信息交换机制, 对全局进行搜索的计算方法, 这种方法能加快收敛速度、避免陷入局部极小值, 更好地寻求全局最优解<sup>[7]</sup>. 本文基于这两种方法的机理, 把二者结合起来, 构造一种基于遗传算法优化的 BP 神经网络预测模型, 对金矿浮选

过程中精矿品位进行预测,以期提高预测精度.

# 1 基于 BP 神经网络的精矿品位预测模型

## 1.1 模型建立

根据 Kolmogorov 理论<sup>[6]</sup>,三层 BP 神经网络可实现任意函数在任意精度上的非线性映射,本文尝试用三层结构的 BP 神经网络来构建预测模型,把影响精矿品位的工艺参数作为 BP 神经网络的输入变量,见表 1;把精矿品位设为输出变量.

表 1 BP 神经网络的输入变量  
Table 1 Input variables of BP neural network

变 量	符号	变 量	符号
给矿量/t	$X_1$	黑药/( $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$ )	$X_7$
给矿品位/%	$X_2$	碳酸钠/( $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$ )	$X_8$
入选浓度%	$X_3$	硫酸铜/( $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$ )	$X_9$
入选细度/%	$X_4$	硅酸钠/( $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$ )	$X_{10}$
pH 值	$X_5$	硝酸铅/( $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$ )	$X_{11}$
黄药/( $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$ )	$X_6$		

隐含层神经元的个数对神经网络的收敛速度和预测精度有重要影响,根据相关经验公式<sup>[6]</sup>,求得隐含层神经元数在 5 ~ 15 之间. 在该范围内取不同的隐含层节点数进行网络训练学习,在训练过程中当隐含层节点数为 10 时,模型的精度最高. 隐含层节点激活函数选择 S 型函数,隐含层初始权值取( -1,1)之间的随机值.

作者以采自甘肃早子沟金矿的 978 组数据作为样本,运用噪声平滑技术进行数据预处理,其原理<sup>[8-9]</sup>是:从实际观测数据中尽可能排除噪声成分而让真实信号保留下来,即利用信号与噪声在数值上随自变量参数改变的频率不同,消减或滤除频率较高的噪声,从而保留频率较低的信号. 最终,本文筛选了 770 组数据,其中 650 组数据用来建立模型,其余 120 组数据用来验证模型. 在进行神经网络训练之前要进行数据样本归一化处理,把数据转换成(0,1)之间的值;归一化的方法有多种形式,本文采用 Matlab 函数库中 premnmx 函数进行归一化. 经过反复地计算比较,当 BP 神经网络设置参数为表 2 所示时 BP 神经网络预测精度更好.

## 1.2 模型验证

本文采用 120 组数据验证精矿品位预测模型的准确性. 图 1 是精矿品位实际值和预测值之间的比较;图 2 反映了精矿品位预测误差的分布,文

中所指的误差为相对误差,其计算公式见式(1).

表 2 BP 神经网络的基本参数表  
Table 2 Fundamental parameters of BP neural network

参数名	值	参数名	值
输入层节点	11	输出层节点	1
隐含层节点	10	最大训练步数	4000
学习速率	0.001	动量因子	0.9
训练函数	trainlm	隐含层数	1
性能目标值	0.001		

$$E_r = \frac{Y - Y'}{Y'} \times 100\% .$$

(1)

式中: $E_r$  为相对误差,% ; $Y$  为精矿品位预测值,  $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$  ; $Y'$  为精矿品位实际值,  $\text{g}\cdot\text{t}^{-1}$  . 从图 1 可以看出,精矿品位的预测值和实际值之间差异性较明显. 由图 2 可得出:当预测相对误差在  $\pm 5\%$  时,模型的命中率是 96.0% ;当预测相对误差在  $\pm 3\%$  时,模型的命中率是 86.7% ;当预测相对误差在  $\pm 2\%$  时,模型的命中率只有 60.0% .

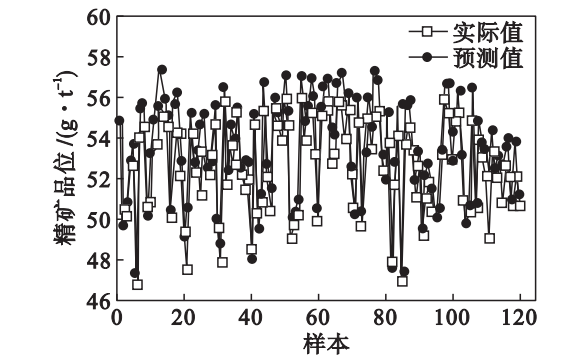


图 1 精矿品位实际值和预测值的比较  
Fig. 1 Comparison of concentrate grade between predicted values and actual values

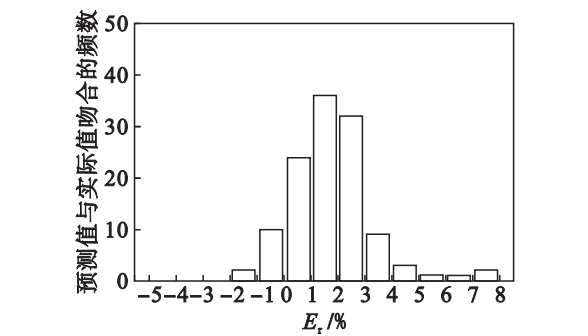


图 2 精矿品位预测相对误差分布  
Fig. 2 Predictive errors distribution of concentrate grade

通过上述的分析和比较,不难得出,运用传统的 BP 神经网络方法来预测精矿品位存在明显的

误差,下文采用遗传算法来优化 BP 神经网络模型以建立精度更高的精矿品位预测模型.

## 2 基于 GA - BP 神经网络的金精矿品位预测模型

### 2.1 模型建立

遗传算法优化神经网络通常采用下述 3 种方式:优化神经网络权值、优化神经网络结构和优化神经网络学习规则.权重的取值是神经网络的关键环节,故本文采用遗传算法优化神经网络权值,来改善神经网络性能.利用 650 组数据作为 GA - BP 神经网络预测模型的训练样本集,其训练过程如下<sup>[7]</sup>:

1) 对权值编码,权值的个体基因位数 $P_g = N \times M + M \times M + M \times K + K$ , $N$  为输入层神经元个数, $M$  为隐含层神经元个数, $K$  为输出层神经元个数.代入 $N = 11, M = 10, K = 1$ ,得到 $P_g = 131$ ,其中 110 个为输入神经元和隐含层神经元之间的权值,10 个为隐层神经元和输出神经元之间的权值,10 个为隐层神经元的阈值,1 个为输出神经元的阈值.

2) 种群 $P$ 进行初始化;交叉规模、交叉概率 $P_c$ 、突发概率 $P_m$ 、神经网络权值 $W_{ij}$ 和 $W_{jh}$ 初始化;初始种群取 20.

3) 计算考察每个个体的被选中的概率 $P_i$ ,并将其排序,计算公式见式(2)~(4).

$$P_i = f_i / \sum_{i=1}^N f_i, \tag{2}$$

$$f_i = 1/E_i, \tag{3}$$

$$E_i = \sum_{i=1}^O (Y_i - \bar{Y}_i)^2. \tag{4}$$

式中: $f_i$  为个体 $i$ 的适应度; $Y_i$  为实际输出值; $\bar{Y}_i$  为期望输出值; $N$  为初始种群数; $O$  为样本数.

4) 交叉概率 $P_c$ 对个体 $G_i$ 和 $G_{i+1}$ 进行交叉操作,产生新个体 $G'_i$ 和 $G'_{i+1}$ ,没有进行交叉操作的个体直接进行复制.

5) 用变异概率 $P_m$ 突变产生 $G_j$ 的新个体 $G'_j$ .

6) 新个体插入到种群 $P$ 中,并计算新个体的评价函数.

7) 以遗传算法得出的初始值作为初始权值,用 BP 神经网络对网络进行训练,若网络输出达到预定值,则输出最优解,结束运算;否则,将继续进行遗传操作.

本文运用 Matlab 建立 GA - BP 神经网络的预测模型,遗传算法的参数设置见表 3.

表 3 遗传算法的参数和方法  
Table 3 Fundamental parameters and operations of genetic algorithm

参数名	值	操作项	操作方法
初始种群数	20	编码方式	实数编码
遗传代数	10	选择操作	适应度比例法
交叉概率	0.42	交叉操作	算数交叉法
变异概率	0.20	变异操作	非一致变异法

### 2.2 模型验证

通过运用 120 组检验样本来考察 GA - BP 神经网络预测模型的精度.图 3 为 GA - BP 神经网络预测模型精矿品位预测值和实际值的比较.从图 3 中可以看出,精矿品位预测值和实际值偏差较小.图 4 为 GA - BP 神经网络模型精矿品位预测相对误差的分布,由图 4 可知,当相对误差在 $\pm 3\%$ 范围内时,模型命中率达到 100%;当相对误差在 $\pm 2\%$ 时,模型命中率为 97.5%.

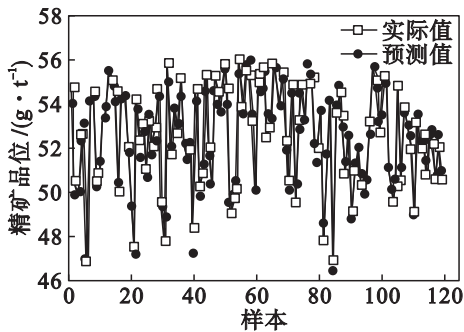


图 3 精矿品位预测值和实际值的比较  
Fig. 3 Comparison of concentrate grade between predicted values and actual values

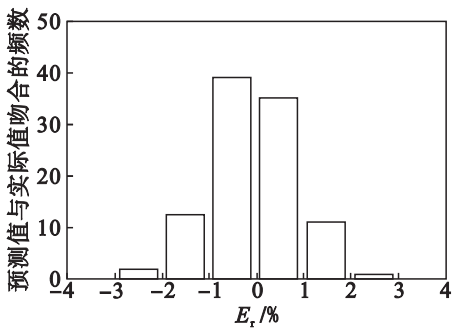


图 4 精矿品位预测相对误差值分布  
Fig. 4 Predictive errors distribution of concentrate grade

## 3 两个预测模型的比较

当精矿品位的预测相对误差在 $\pm 2\%$ 时,GA - BP 神经网络的预测命中率为 97.5%,明显好于 BP 神经网络模型的命中率 60.0%.由此可知,运用遗传算法优化后的 BP 神经网络预测精

度较高,本文建立的 GA – BP 神经网络模型能更好地表征精矿品位的特征.

4 结 论

1) BP 神经网络的预测精度不够理想,当预测相对误差在  $\pm 5\%$  ,  $\pm 3\%$  和  $2\%$  时,模型的命中率分别是 96.0% ,86.7% 和 60.0% .

2) 对于 GA – BP 神经网络预测模型,当预测相对误差在  $\pm 3\%$  和  $\pm 2\%$  时,模型的命中率分别是 100% 和 97.5% ,其预测精度明显好于 BP 神经网络.

参考文献:

[ 1 ] Mohanty S. Artificial neural network based system identification and model predictive control of a flotation column[ J ]. *Process Control*,2009,19(6) :991 – 999.

[ 2 ] Cilek E C. Application of neural networks to predict locked cycle flotation test results[ J ]. *Minerals Engineering*,2002,15(12) :1095 – 1104.

[ 3 ] 李海波,柴天佑,岳恒. 浮选工艺指标 KPCA – ELM 软测量模型及应用[ J ]. *化工学报*,2012,63(9) :2392 – 2898.

( Li Hai-bo, Chai Tian-you, Yue Heng. Soft sensor of technical indices based on KPCA-ELM and application for flotation process[ J ]. *CIESC Journal*,2012,63(9) :2392 –

2898. )

[ 4 ] Gouws F S,Aldrich C. Rule-based characterization of industrial flotation processes with inductive techniques and genetic algorithms[ J ]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*,1996,35(11) :4119 – 4127.

[ 5 ] 任传成,杨建国. 浮选过程精矿品位软测量技术的研究进展[ J ]. *矿山机械*,2003,41(8) :8 – 12.

( Ren Chuan-cheng,Yang Jian-guo. Research progress in soft sensing technology for estimation of concentrate grade in process of flotation [ J ]. *Mining & Processing Equipment*,2003,41(8) :8 – 12. )

[ 6 ] 施彦,韩力群,廉小亲. 神经网络设计方法与实例分析[ M ]. 北京:北京邮电大学出版社,2009.

( Shi Yan,Han Li-qun,Lian Xiao-qin. Analysis and design method of neural network[ M ]. Beijing:Beijing University of Posts and Telecommunications Press,2009. )

[ 7 ] Wang Z,Chang J,Ju Q P,et al. Prediction model of end-point manganese content for BOF steelmaking process[ J ]. *ISIJ International*,2012,52(9) :1585 – 1590.

[ 8 ] Warren L J. Determination of the contributions of true flotation and entrainment in batch flotation tests [ J ]. *International Journal of Mineral Processing*,1985,14(1) :33 – 44.

[ 9 ] Sifakis E G,Prentza A,Koutsouris D,et al. Evaluating the effect of various background correction methods regarding noise reduction, in two-channel microarray data [ J ]. *Computers in Biology and Medicine*,2012,42(1) :19 – 29.

(上接第 236 页)

( Li Bao-kuan,He Ji-cheng,Jia Guang-lin,et al. Simulation on the flow field of molten steel in thin slab continuous casting mold with electromagnetic braking [ J ]. *Acta Metallurgica Sinica*,1997,33(11) :1207 – 1214. )

[ 4 ] Wang Y F, Zhang L F. Fluid flow-related transport phenomena in steel slab continuous casting strands under electromagnetic brake [ J ]. *Metallurgical and Materials Transactions: B*,2011,42(6) :1319 – 1351.

[ 5 ] Ha M Y,Lee H G,Seong S H. Numerical simulation of three-dimensional flow, heat transfer, and solidification of steel in continuous casting mold with electromagnetic brake [ J ]. *Journal of Materials Processing Technology*,2003,133(3) :322 – 339.

[ 6 ] Yu H Q,Zhu M Y. Numerical simulation of the effects of electromagnetic brake and argon gas injection on the three-dimensional multiphase flow and heat transfer in slab continuous casting mold [ J ]. *ISIJ International*,2008,48(5) :584 – 591.

[ 7 ] Harada H,Toh T,Ishii T,et al. Effect of magnetic field conditions on the electromagnetic braking efficiency[ J ]. *ISIJ International*,2001,41(10) :1236 – 1244.

[ 8 ] Tian X Y,Zou F,Li B W,et al. Numerical analysis of

coupled fluid flow, heat transfer and macroscopic solidification in the thin slab funnel shape mold with a new type EMBR [ J ]. *Metallurgical and Materials Transactions: B*,2010,41(1) :112 – 120.

[ 9 ] Timmel K,Eckert S,Gerbeth G. Experimental investigation of the flow in a continuous-casting mold under the influence of a transverse, direct current magnetic field [ J ]. *Metallurgical and Materials Transactions: B*,2011,42(1) :68 – 80.

[ 10 ] Zhang L S,Zhang X F,Wang B,et al. Numerical analysis of the influences of operational parameters on braking effect of EMBR in CSP funnel type mold [ J ]. *Metallurgical and Materials Transactions: B*,2014,45(1) :295 – 306.

[ 11 ] 张瑞忠,路占宝,刘俊山. 邯钢薄板坯连铸机电磁制动的应用效果[ J ]. *钢铁研究学报*,2005,17( B8 ) :144 – 146.

( Zhang Rui-zhong,Lu Zhan-bao,Liu Jun-shan. Application of electromagnetic brake on Handan thin slab caster [ J ]. *Journal of Iron and Steel Research*,2005,17( B8 ) :144 – 146. )

[ 12 ] Tian X Y,Li B W,He J C. Electromagnetic brake effects on the funnel shape mold of a thin slab caster based on a new type magnet [ J ]. *Metallurgical and Materials Transactions: B*,2009,40(4) :596 – 604.