

文章编号: 1000-5862(2017)03-0314-05

基于遗传算法优化 BP 神经网络的稀土萃取过程建模

徐芳萍¹, 王喜燕², 杨 辉^{1*}, 何丽娟¹

(1. 华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西省先进控制与优化重点实验室, 江西 南昌 330013;

2. 郑州铁路职业技术学院, 河南 郑州 450052)

摘要: 针对稀土萃取分离过程工艺复杂/难以对其建立精确的过程控制模型, 提出了稀土萃取过程遗传算法优化 BP 神经网络建模方法. 根据现场工艺参数, 确定稀土萃取过程级数和各进料设定流量; 运用串级萃取理论对稀土萃取过程产生各级组分含量数据分析; 应用 Matlab7.10 数学软件进行分析计算, 为确保 2 端出口产品最终达到所需纯度对过程进行研究分析, 并以 CePr/Nd 萃取过程为例进行建模研究, 对实际生产过程工艺操作控制具有一定的借鉴意义.

关键词: 遗传算法; CePr/Nd 萃取分离; BP 神经网络

中图分类号: TP 273 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2017.03.19

0 引言

稀土萃取分离生产过程复杂、反应时间长^[1-2], 完全依靠生产现场的实验研究势必会耗费大量的时间. 随着科技水平的提高, 计算机软件逐步运用到各行各业, 在稀土萃取分离的研究过程中, 运用 Matlab7.10 软件对整个过程进行研究分析, 可节省人力、物力和能源^[3].

对稀土萃取过程的建模进行研究的取得了较大成效, 但也存在不足. 文献[4]提出了串级萃取平衡计算模型, 该模型仅反映萃取平衡下各级组分含量, 难以反映萃取过程的动态变化特性; 文献[5]提出了稀土萃取过程双线性动态模型, 该模型的预测精度在一定范围内较高, 但当稀土萃取工艺过程变化较大时, 则该模型的预测误差较大, 不能满足控制要求; 文献[6]基于分段集结建模的思想提出稀土萃取过程多模型建模方法, 但模型计算量较大. 文献[7]在流体动力学研究基础上建立了稀土萃取分离动态数学模型并建立模拟仿真系统, 但由于其不确定因素较多, 计算较为复杂, 不适合作为控制模型使用. 此外, 文献[8-9]分别运用 ANFIS 和多模型等建模方法对萃取过程建模, 达到较好效果.

神经网络经过一段时间的发展与研究, 取得了

较大进展, 并成为一种具有独特风格的信息处理方法, 广泛应用于科学研究当中, 文献[10-11]采用遗传优化算法结合神经网络在数据预测及拟合上有较好的应用效果. 文献[12-13]运用遗传 BP 算法对模型进行预测补偿, 大大提高输出精度.

本文以串级萃取理论为基础, 应用神经网络技术, 提出一种遗传算法(GA)优化 BP 神经网络建模方法, 运用该方法对 CePr/Nd 萃取过程组分含量控制过程进行建模, 实现稀土萃取过程进行有效分析.

1 稀土萃取过程简介

由于稀土元素间的性质相近, 要完成元素间的分离若只采用单级萃取一般达不到分离要求. 稀土工业生产中普遍采用多级萃取器组成的串级萃取来完成稀土的分离, 使被萃物质与水相、有机相多次接触达到良好分离的效果. 稀土串级萃取分离生产过程一般包含 n 级萃取、 m 级洗涤, 如图 1 所示.

萃取剂以流量 V_s 从萃取段第 1 级注入萃取槽; 含有易萃组分 A 和难萃组分 B 的料液以流量 V_f 从第 n 级萃取槽加入; 洗涤液以流量 V_w 从最后一级(第 $m+n$ 级)加入. 在萃取段主要把料液中大部分易溶于有机相的组分 A 和少量 B 萃入有机相得到负载有机相; 在洗涤段可把负载有机相中少量的难萃

收稿日期: 2016-11-09

基金项目: 国家“973”(2014CB360502)计划, 江西省教育厅项目(GJJ160524)和华东交通大学校立科研基金(14DQ03)资助项目.

通信作者: 杨 辉(1965-)男, 江西高安人, 教授, 博士, 主要从事复杂工业工程建模与优化控制的研究. E-mail: yhshuo@263.net

组分B洗回水相,如此便可对易萃组分A和难萃组分B进行有效分离.经过萃取段与洗涤段多级的交换与纯化,最终可在萃取段第1级得到纯度为 Y_B 的含难萃组分B的水相出口产品以及在洗涤段第 $m+n$ 级得到纯度为 Y_A 的含易萃组分A的有机相出口产品.其中, Y_{AK} 、 Y_{BK} 分别代表洗涤段的控制监测点有机相中A的组分含量和萃取段的控制监测点水相中B的组分含量^[14].

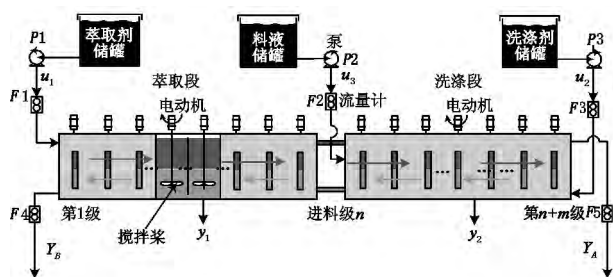


图1 稀土萃取生产过程图

2 萃取过程建模

2.1 GA 优化 BP 神经网络描述

与人脑或生物神经网络一样,具有学习外界并进行基本特性的抽象和建模,形成一定的自我学习能力,最终形成可以适应环境的一种类似生物交互方式,即神经网络技术.目前,该技术也已逐步发展成为智能科学计算的重要组成部分.在实际生产过程中,运用神经网络技术,可解决一些较为复杂的问题,为实现生产过程自动控制提供了有效的方法.

2.1.1 BP 神经网络 BP神经网络的拓扑结构如图2所示.一般常用的神经网络结构包括输入层、隐含层和输出层共3层.该网络的信号从输入层引进,再经过隐含层各层进行处理,一直到输出层,都是前向传递的过程.在整个网络传递过程当中,每一层的神经元状态只由上一层神经元状态对其产生影响.

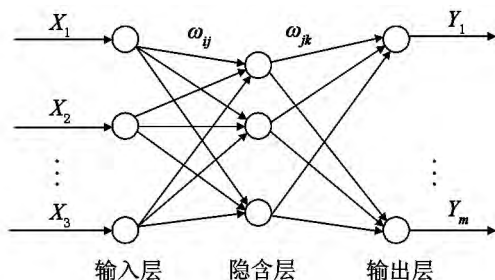


图2 神经网络拓扑结构图

BP神经网络在实际运用过程中,首先要对整个网络进行训练,主要包括以下步骤:

(i) 对网络进行初始化.根据所需设计系统的输

入和输出,确定网络所包含的输入层节点数 n 、隐含节点数 l 、输出节点数 m ;以及神经元激励函数、各连接层之间的权值、阈值和给定学习速率等.

(ii) 计算隐含层的输出.可由输入变量、连接权值 ω_{ij} 和阈值 a 计算得出

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij}x_i - a_j\right),$$

其中 l 为隐含层节点数 f 为隐含层激励函数 $j=1, 2, \dots, l$,可由下式得出

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}).$$

(iii) 计算输出层的输出. BP神经网络预测输出 O 可再根据上述的隐含层输出 H 、连接权值 ω_{il} 和阈值 b 计算得出

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k \quad k = 1, 2, \dots, m.$$

(iv) 计算误差.网络的预测误差 e 可通过上述的网络预测输出 O 和期望输出 Y 计算得出.

$$e_k = Y_k - O_k \quad k = 1, 2, \dots, m.$$

(v) 更新权值.根据预测误差 e 不断对网络连接权值 ω_{ij} 、 ω_{jk} 进行更新,其表达式为

$$\begin{aligned} \omega_{ij} &= \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, \\ i &= 1, 2, \dots, l, \quad k = 1, 2, \dots, m; \\ \omega_{jk} &= \omega_{jk} + \eta H_j e_k, \\ j &= 1, 2, \dots, l, \quad k = 1, 2, \dots, m; \end{aligned}$$

其中 η 为学习速率.

(vi) 更新阈值.通过上述网络预测误差 e 可对网络节点的阈值 a 和 b 进行更新

$$\begin{aligned} a_j &= a_j + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, \\ j &= 1, 2, \dots, l, \\ b_k &= b_k + e_k \quad k = 1, 2, \dots, m. \end{aligned}$$

(vii) 判断算法迭代是否结束,如果没结束,返回至(ii).

通过上述几个步骤,结合神经网络工具箱,对神经网络控制参数进行调节,不断进行训练,使网络对稀土萃取过程产生联想记忆和预测能力,可得到合适的稀土萃取过程模型.

2.1.2 GA 优化 BP 神经网络 运用遗传算法对BP神经网络进行优化,主要是通过遗传算法对BP神经网络的初始权值和阈值进行优化,从而使预测输出结果更好,其优化过程主要包含以下几个要素:

(i) 对种群进行初始化.通过编码确定种群,对种群进行初始化,使个体包含神经网络的权值和阈值.已知网络结构,即可获得一个结构、权值、阈值确定的神经网络.

(ii) 适应度函数的确定. 个体适应度 F ,用来判断群体中每个个体的优劣,是网路系统的预测输出和期望输出之间误差的绝对值,其计算公式为

$$F = k \left(\sum_{i=1}^n \text{abs}(y_i - o_i) \right),$$

其中 y_i 、 o_i 分别表示网络第 i 个节点的期望输出和预测输出 k 为系数.

(iii) 选择操作. 选择算子操作有多种,最常用的是轮盘赌法.该方法是在适应度比例的选择策略基础上,对每个基因个体 i 选择,选择概率 p_i 可表示为

$$f_i = k/F_i,$$

$$p_i = f_i / \sum_{j=1}^N f_j,$$

其中 f_i 为适应度值的倒数 N 为种群的规模.

(iv) 交叉操作. 上述个体采用的是实数编码,所以交叉操作也采用实数交叉法. 则第 k 个基因 a_k 和第 l 个基因 a_l 在 j 位的交叉操作方法分别有如下表示:

$$a_{kj} = a_{kj}(1 - b) + a_{lj}b,$$

$$a_{lj} = a_{lj}(1 - b) + a_{kj}b.$$

(v) 变异操作. 比如第 i 个个体的第 j 个基因 a_{ij} 变异,其变异操作可表示为

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\min})f(g), & r > 0.5, \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij})f(g), & r \leq 0.5, \end{cases}$$

其中 a_{\max} 是 a_{ij} 的上限; a_{\min} 是 a_{ij} 的下限; $f(g) = r_2(1 - g/G_{\max})^2$ r_2 是当前迭代次数, G_{\max} 是进化次数上限; r 是随机数,范围在 $[0, 1]$ 间^[15-19].

算法流程图如图 3 所示. 将经过预处理的数据通过神经网络训练初步找到适应度值,再通过遗传算法的几个要素进行处理得到合适的适应度值,重新获取最优的权值阈值,通过计算误差不断更新权值阈值,直到满足要求.

2.2 稀土组分含量建模

以某公司 CePr/Nd 萃取分离过程为实验验证对象. 其中 料液成分及主要工艺参数如表 1 所示.

表 1 CePr/Nd 萃取分离过程工艺参数

料液组成	$f_A = 0.371$ $f_B = 0.184$, $f_C = 0.445$
分离指标	$P_{BC1} = 0.99$ $\bar{P}_{A_{n+m}} = 0.999$
分离系数	$\beta_{AB} = 1.50$ $\beta_{BC} = 2.03$
出口分数	$f'_A = 0.3715$ $f'_B = 0.6285$
萃取量、洗涤量	$\bar{S} = 2.038$ $W = 2.667$
级数	$n = 26$ $m = 36$

BP 神经网络训练函数具体参数设置为: 训练次数为 100; 训练目标设为 0.000 03; 学习速率为 0.1.

遗传算法优化的参数设定为: 种群规模为 20, 进化代数 100, 交叉概率为 0.6, 变异概率为 0.001.

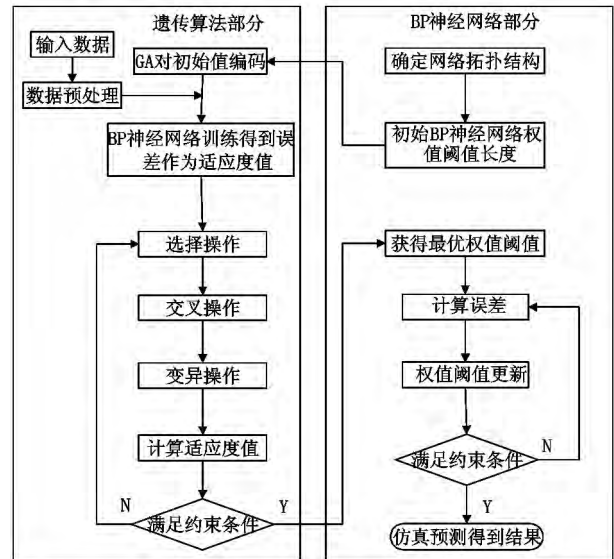


图 3 GA 优化 BP 神经网络流程图

3 仿真结果

以 CePr/Nd 萃取生产过程为例,分别采用 BP 神经网络和 GA 优化 BP 神经网络对稀土萃取过程进行建模分析. 为验证建立的稀土萃取过程模型系统的正确性,将所得数据随机打乱,选择其中一些数据样本建模,再利用剩下的数据来验证上述模型.

运用 GA 优化 BP 神经网络对网络初始阈值进行优化,运行过程中,比较 BP 神经网络和 GA 优化 BP 神经网络的均方误差与响应曲线. 如图 4 和图 5 所示,可以看出,GA 优化 BP 神经网络迭代次数少,运行速度较快,与 BP 神经网络结构选择相比,可实现结构和权值、阈值的优化.

运用遗传算法对 BP 神经网络内部参数进行优化,充分应用神经网络广泛的非线性映射能力,提高学习过程中的泛化和逼近能力,可使神经网络预测输出得到改善,从而使得模型精度进一步提高,其最优初始权值和阈值如表 2 所示.

图 6 和图 7 描述了分别描述了 BP 神经网络的稀土萃取过程 CePr 和 Nd 元素的建模跟踪曲线. 图 8 和图 9 分别是 BP 神经网络和遗传算法优化 BP 神经网络建模的 2 组分含量误差曲线,从图 6 ~ 图 9 可以看出,运用 GA 优化 BP 神经网络结构初始权值、阈值,使得各模型能具有较高精度的预测监测级组分含量值,预测输出与实际输出之间的误差都在 2% 之内,满足要求. 预测结果明显优于前者.

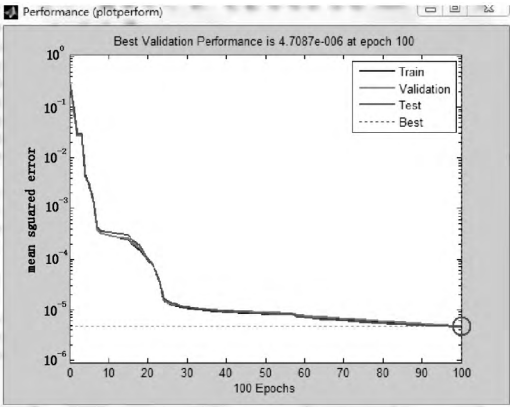


图 4 BP 神经网络误差平方和曲线

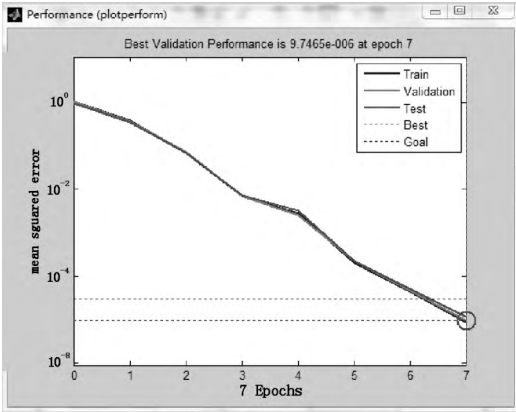


图 5 GA 优化 BP 神经网络误差平方和曲线

表 2 最优初始权值阈值

输入层 隐含层 间权值	0.320 5	0.085 7	0.050 1	1.465 5	-0.186 7	0.049 1	-0.533 8	0.316 1
	0.320 5	-0.499 7	0.050 1	1.465 5	-0.772 1	0.049 1	0.051 6	0.316 1
	-0.050 8	-0.278 9	0.183 3	-0.191 5	0.050 6	0.400 5	0.038 9	2.092 5
	-0.328 0	0.180 9	0.153 4	0.797 0	0.220 4	-0.497 1	0.516 0	0.654 6
隐含层 节点阈值	0.705 0	0.080 7	0.034 6	0.653 1	0.710 2	0.043 7	0.838 3	0.950 5
隐含层 输出层 间权值	-0.944 2	-0.236 8	2.063 4	-0.015 2	-0.316 9	1.218 5	0.709 1	0.032 7
输出层 节点阈值	-0.056 4	0.067 7	2.561 6	0.007 2	0.055 1	-1.114 2	0.177 4	-0.023 5
输出层 节点阈值	-0.171 7	-0.070 5						

4 结束语

本文针对稀土萃取分离过程难以建立合适的数学模型,提出了一种稀土萃取分离过程建模方法.分别利用 BP 神经网络和遗传算法优化 BP 神经网络技术训练得到描述稀土对萃取过程模型.最后基于 CePr/Nd 分离的动态数据在 Matlab 平台上进行仿真分析,该仿真结果表明所提出的模型满足稀土萃取过程分析,可使两端产品的纯度达到出口要求,对实际生产起到一定的借鉴意义.同时运用先进控制方法对稀土萃取过程进行控制,是本研究的下一个目标.

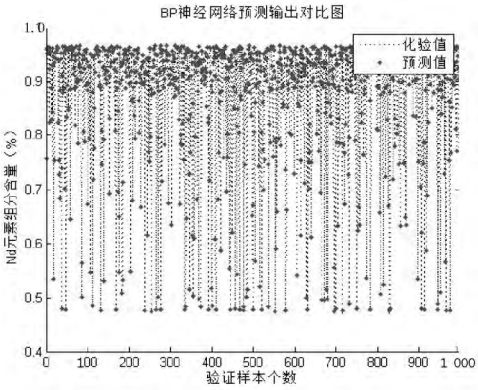


图 7 Nd 元素组分含量模型跟踪曲线

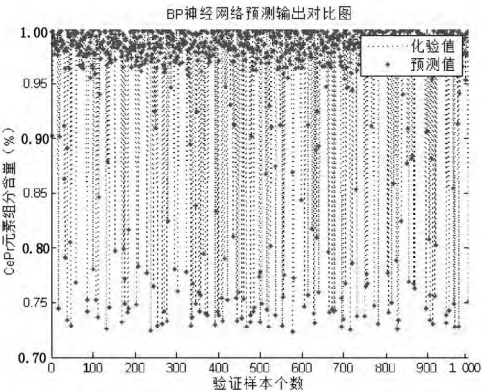


图 6 CePr 元素组分含量模型跟踪曲线

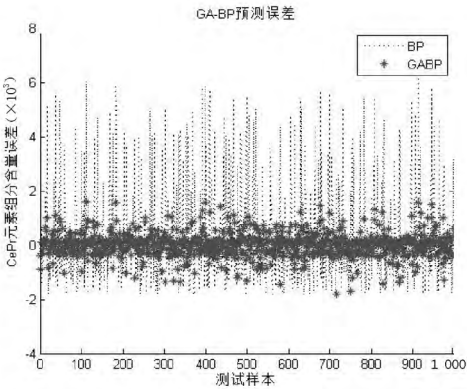


图 8 CePr 元素组分含量误差曲线

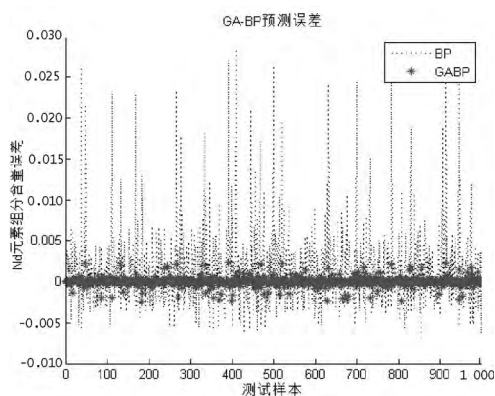


图9 Nd元素组分含量误差曲线

5 参考文献

- [1] Yang Hui, Tan Minghao, Chai Tianyou. Neural networks based component content soft-sensor in countercurrent rare-earth extraction [J]. Journal of Rare Earth 2003, 21 (6): 691-696.
- [2] Yang Hui, Chai Tianyou. Component content soft-sensor based on neural networks in rare-earth countercurrent extraction process [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32 (4): 489-495.
- [3] 柴天佑, 杨辉. 稀土萃取分离过程自动控制研究现状及发展趋势 [J]. 中国稀土学报, 2004, 22(4): 427-433.
- [4] 徐光宪. 稀土 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2012.
- [5] 贾文君, 柴天佑. 稀土串级萃取分离过程的双线性模型及其参数辨识 [J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 717-723.
- [6] 贾文君, 柴天佑. 稀土串级萃取分离过程组分含量的多模型软测量 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 569-573.
- [7] 贾文君, 柴天佑. 稀土萃取过程建模与智能优化控制方法的研究 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24: 304-307.
- [8] 杨辉, 朱凡, 陆荣秀, 等. 基于 ANFIS 模型的 Pr/Nd 萃取过程预测控制 [J]. 化工学报, 2016, 67(3): 982-990.
- [9] 杨辉, 何丽娟, 张志勇. Multiple-model predictive control for component content of CePr/Nd countercurrent extraction process [J]. Information Sciences, 2016, 360: 244-255.
- [10] 李松, 刘力军, 解永乐. 遗传优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测 [J]. 控制与决策, 2011, 26(10): 1581-1581.
- [11] 马廉洁, 巩亚东, 于爱兵, 等. 基于 BP 和 GA 的微晶玻璃点磨削表面硬度数值拟合 [J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2016, 37(2): 213-217.
- [12] 彭基伟, 吕文华, 行鸿彦, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的温度传感器的温度补偿 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 153-159.
- [13] 邓召学, 郑玲, 郭敏敏, 等. 基于遗传 BP 神经网络的磁流变悬置模型辨识 [J]. 电子科技大学学报, 2014, 43(6): 955-960.
- [14] 贾文君, 柴天佑. 稀土串级萃取分离过程组分含量的多模型软测量 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 569-573.
- [15] 史忠植. 神经网络 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2009: 1-6.
- [16] 傅荟璇, 赵红. Matlab 神经网络应用设计 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2010: 153-163.
- [17] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. Matlab 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013: 20-30.
- [18] 田海, 郭智恒, 李兰云. 稀土萃取分离过程软测量方法的研究 [J]. 中国稀土学报, 2015(2): 201-205.
- [19] 杨辉, 徐芳萍, 陆荣秀, 等. 稀土萃取过程组分含量分布控制方法 [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2015(1): 192-198.

The Modeling of the Rare-Earth Extractive and Separate Process Based on Genetic Algorithm and BP Neural Network

XU Fangping¹, WANG Xiyan², YANG Hui^{1*}, HE Lijuan¹

(1. College of Electrical and Electronic, East China Jiaotong University, Key Laboratory of Advanced Control & Optimization of Jiangxi Province, Nanchang Jiangxi 330013, China;

2. Zhengzhou Railway Vocational & Technical College, Zhengzhou Henan 450052, China)

Abstract: To solve the difficulty of rare earth separation and establishing precise process control model of the rare earth extraction process, the genetic algorithm-BP neural network modeling method of the rare earth extraction process is proposed. Based on the process parameters of the site, the stages and the flow-rate of each feed of the rare earth extraction process are determined. According to the countercurrent extraction theory, the component content data at all levels of rare earth extraction process is analyzed. Through the analysis and calculation by using Matlab7.10, the extraction process is studied to ensure that both end of export products eventually can reach the required purity. For the example of the modeling studies on the CePr/Nd extraction process, it shows the certain reference significance to process operation control in the actual production process.

Key words: genetic algorithm; the extractive and separate of CePr/Nd; BP neural network

(责任编辑: 冉小晓)