

# 基于粒子群算法的低碳铬铁磷含量预测研究

邱 东,刘明硕,郭红涛

(长春工业大学 电气与电子工程学院,吉林 长春 130012)

**摘 要:**低碳铬铁合金冶炼是一种高耦合多相位的物理化学过程,磷是其工艺过程中影响铬铁合金产品质量的主要杂质之一。为实现降低磷含量并提高铬铁合金的产品质量,以神经网络预测理论为指导,以 RBF 人工神经网络作为 AOD 炉冶炼过程预测和系统辨识的途径,基于某铁合金公司的生产样本数据,建立了磷含量的神经网络在线预测平台,将其预测的输出值与实际样本值之间的灰色关联度作为研究的目标函数,并利用改进的粒子群算法(PSO)解决了一般 RBF 神经网络出现局部最优的问题,使得磷含量预测误差明显减少,实现了对磷含量的优化控制。研究表明,所建立改进的 PSO 优化预测控制模型精度提高到 95.4%,分散度在 $\pm 0.003\%$ 之内,为改进冶炼工艺、提高铬铁合金产品质量提供了重要的预测手段。

**关键词:**粒子群算法;RBF 神经网络;AOD 炉;预测控制

中图分类号:TF533.2

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)06-0142-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.06.029

## Investigation on Prediction of Phosphorus Content of Low Carbon Ferrochrome with Particle Swarm Optimization

QIU Dong, LIU Ming-shuo, GUO Hong-tao

(School of Electrical and Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

**Abstract:** Low carbon ferrochrome smelting is a physical and chemical processing with extreme coupling and multiphase. The discretion of the phosphorus' impurity content is an important factor which affects the quality of ferrochrome products. In order to reduce the content of phosphorus and raise the quality of ferrochrome, based on the production sampling data from a ferroalloy company, an online prediction platform of neural network of phosphorus content is set up with the neural network prediction theory as the guidance and RBF neural network as the approach of AOD furnace prediction and system identification. The gray correlation between predicted output and actual sampling is selected as the objective function. At the same time, the modified Particle Swarm Optimization (PSO) has been used to solve an local optimization problem of the general neural network, apparent reduction of predictive error of phosphorus content and implementation of its optimized control. The simulation results show that the optimization control model is 95.4% within the dispersion of  $\pm 0.003\%$ , which has realized effectively phosphorus content optimal control, which can provide an important theoretical support for improving the quality of low carbon ferrochromium.

**Key words:** PSO; RBF neural networks; AOD furnace; predictive control

## 0 引 言

AOD 炉冶炼过程复杂难控,涉及多种反应界面。在实际生产中,低碳铬铁的冶炼受测试手段及生产条件的限制,很难去建立控制过程精确的模型。随着检测和控制技术的发展,AOD 炉控制模型得到不断改善,但限于冶炼过程中存在很多无法明确表达的过程参量,使得模型难以实现。伴随神经网络理论应用的

逐渐成熟,将其理论结合预测控制算法引入到静态控制中<sup>[1]</sup>。由于 AOD 炉的在线预测多止步于辨识预测,且未能实现进一步的优化,因此利用静态模型结合神经网络预测模型的控制方式进行深入研究。重点以预测控制理论为依据,建立基于神经网络预测模型并加以优化控制,从而提高铬铁合金磷含量的在线预测控制精度<sup>[2]</sup>。

收稿日期:2016-07-06

修回日期:2016-10-19

网络出版时间:2017-04-28

基金项目:吉林省科技发展计划项目(20120420)

作者简介:邱 东(1969-),男,博士,教授,硕士研究生导师,研究方向为智能测试与优化;刘明硕(1987-),男,硕士研究生,研究方向为智能测试与优化。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170428.1703.054.html>

基于神经网络预测控制是以 RBF 网络为被控系统的辨识预测模型,同时采用粒子群优化算法对其控制输入进行优化,提高优化精度<sup>[1]</sup>。该研究依据某铁合金公司的实际工艺技术和生产数据,构建 RBF 网络作为预测控制器中的系统辨识模型,采用粒子群优化算法作为预测控制器的优化算法,并把网络的磷含量输出值和实际值的灰色关联度作为适应度函数。预测方法的研究考虑了样本输出值的整体性,有效避免局部最优,从而实现了 AOD 炉磷含量的预测控制<sup>[3]</sup>。

## 1 神经网络预测控制系统结构

神经网络预测控制是基于神经网络预测模型的控制,满足符合 AOD 炉冶炼控制系统期望的稳定性<sup>[4]</sup>。控制分为两阶段:首先进行系统辨识,建立磷含量在线预测过程的神经网络辨识预测模型;其次实现优化控制,对最优系统性能的控制输入进行寻优选择<sup>[5]</sup>。

图 1 中,  $y_r$  为系统期望值;  $y_p(k)$  为系统在最优控制下的实际输出;  $y_m(k)$  为神经网络辨识预测模型在可能的控制信号  $u'(k)$  下的实时响应。

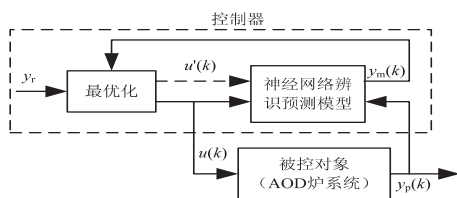


图 1 神经网络预测控制框图

## 2 基于 PSO 的 RBF 神经网络辨识预测模型

RBF 神经网络属于前向神经网络类型,已被证明是通用函数逼近器。其网络结构简单、训练简洁且学习收敛速度快,能对任何非线性函数进行局部逼近,因此广泛用于复杂系统建模。研究应用 PSO 优化神经网络,以改善径向基神经网络的局部最优,建立了如图 1 所示的神经网络预测模型<sup>[6]</sup>。

### 2.1 RBF 神经网络模型

由输入层、隐含层和输出层构成的一般径向基神经网络结构如图 2 所示。输入层作用仅仅是传输信号;第二层为隐含层,其对激活函数的参数进行调整,采用非线性优化策略;第三层为输出层,采用线性优化策略,因此学习速度快。

径向基神经网络中常用的函数取高斯基函数,因此径向基神经网络的激活函数为:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2}\right), j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中,  $h_j$  为第  $j$  个隐层节点的输出;  $X$  为一个  $n$  维的输入向量;  $C_j$  为中心向量;  $b_j$  为基宽参数;  $n$  为径向基神经网络节点数。

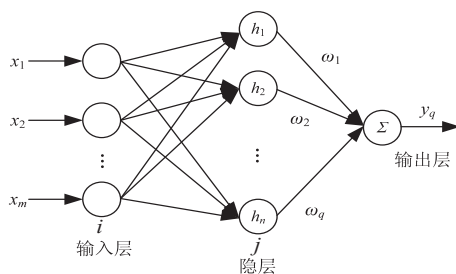


图 2 RBF 神经网络结构图

式(1)中,隐层节点的输出非负且不超过 1,且输入样本的高斯函数的中心距离越小,输出越大。如图 2 所示,可得到网络的输出为:

$$y_j = WH = \sum_{j=1}^n \omega_j h_j \quad (2)$$

其中,  $W$  为隐含层到输出层的连接权值。

以某铁合金公司实际生产数据为测试样本,利用五数总括法除去不合理数据。根据 AOD 炉的实际冶炼工艺,采用多维互信息理论确定冶炼中磷含量单输出辨识模型的输入因子为铁水磷含量(%)、铁水碳含量(%)、铁水硅含量(%)、石灰石加入量(Kg)、供氧时间(min)、铁水温度(℃)等。

### 2.2 改进的 PSO 算法

PSO 算法是模拟鸟群飞行觅食行为的研究,具有简单易实现、收敛速度快、能够记忆个体最优和全局最优信息等特点,广泛应用于工业过程控制优化中,并取得了理想的效果<sup>[7]</sup>。但基本粒子群算法也存在一些不足,如局部搜索能力较差、搜索精度不高、容易陷入局部最优解等,因此引入压缩因子及遗传算法中的变异思想进行改进<sup>[8]</sup>。引入压缩因子后可以平衡粒子群的全局搜索能力和局部开发能力,遗传算法的引入易找到全局最优<sup>[9]</sup>。重新定义后的粒子状态更新公式为:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^k) \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, i = 1, 2, \dots, M, d = 1, 2, \dots, D \quad (4)$$

$$w = w_{\max} - k \times \frac{w_{\max} - w_{\min}}{\text{iter}_{\max}} \quad (5)$$

$$v_{id}^{k+1} = \varphi [wv_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^k)]$$

$$\varphi = \frac{2}{|2 - C - \sqrt{C^2 - 4C}|}, C = c_1 + c_2 > 4 \quad (6)$$

其中,  $v_{id}^k$  为粒子速度;  $x_{id}^k$  为粒子位置;  $p_{id}$  为粒子  $i$  个体极值  $p_{\text{best}}$  的第  $d$  维分量;  $p_{gd}$  为  $g_{\text{best}}$  的第  $d$  维分量;  $c_1, c_2$  为加速因子;  $r_1, r_2$  为  $[0, 1]$  间均匀分布的随机数;  $w$  为惯性权重;  $k$  为当前迭代次数;  $\text{iter}_{\max}$  为最大迭代次数;  $\varphi$  为压缩因子。

### 2.3 改进的 PSO-RBF 网络混合优化策略

#### 2.3.1 改进 PSO 的粒子维数

构建改进 PSO 粒子的维度搜索空间和需要优化

的神经网络预测模型之间的映射。若网络结构为  $m - n - q$ , 则粒子的维数为:  $m \times n + n \times q + n + q$ 。

2.3.2 适应度函数

将每次测试时产生的结果与真值之间的灰色关联度作为目标函数,即灰色关联度越大,越是接近。在磷含量的过程控制中,若其中两个因素的变化趋于一致,则二者关联程度较高<sup>[10]</sup>。以灰色关联度函数作为改进粒子群优化算法的适应度函数:

$$\rho_{0j}(k) = \frac{A_1 + 0.5A_2}{|y_0(k) - y_j(k)| + 0.5A_2} \tag{7}$$

$$A_1 = \min_j \min_k |y_0(k) - y_j(k)|$$

$$A_2 = \max_j \max_k |y_0(k) - y_j(k)|$$

$$\text{fitness} = 1 / \sum_{i=1}^k r(f_{0i}, f_i) \tag{8}$$

$$r(Y_0, Y_j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \rho_{0j}(k) \tag{9}$$

其中,  $Y_0 = \{y_0(k) | k = 1, 2, \cdots, n\}$ ;  $Y_j = \{y_j(k) | k = 1, 2, \cdots, n, j = 1, 2, \cdots, m\}$ ;  $f_i$  和  $f_{0i}$  分别为第  $i$  组测试输出值和对应的实际值。

2.3.3 PSO 优化 RBF 网络算法

PSO 优化 RBF 网络算法<sup>[11-13]</sup>流程图如图 3 所示。

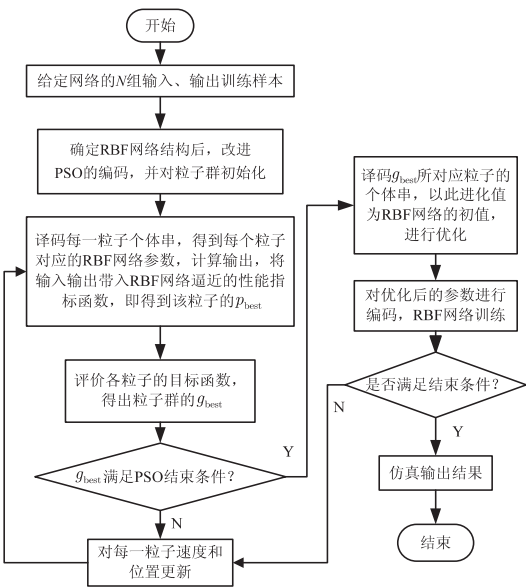


图 3 PSO 优化 RBF 网络算法流程图

3 仿 真

3.1 神经网络预测模型的确定

依据 AOD 冶炼低碳铬铁合金生产工艺和现场数据,建立 RBF 神经网络预测模型。输入层选择 6 个节点,分别对应影响冶炼低碳铬铁中磷含量的控制变量;输出层节点为磷含量。隐含层神经元数量是从 0 个神经元开始训练,通过检查输出误差使网络自动增加神经元。每次循环使用,将网络产生的最大误差所对应

的输入向量作为权值向量,产生一个新的隐含层神经元,然后检查新网络的误差,重复此过程直到达到误差要求或最大隐含层神经元为止<sup>[14]</sup>。

3.2 参数设置

RBF 神经网络隐含层激发函数选为高斯函数,网络参数采用以下方法:

$$c_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in \theta_j} x \tag{10}$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{2N_j} \sum_{x \in \theta_j} (x - c_j)^T (x - c_j) \tag{11}$$

其中,  $\theta_j$  为第  $j$  组全部样本;  $x$  为输入;  $c_j$  为高斯函数的中心;  $\sigma_j$  为高斯函数的方差;  $N_j$  为  $j$  组样本数。

此外,将需要优化的参数初值整合到一个向量中,作为改进 PSO 要求的寻优位置向量,并采用浮点编码。改进 PSO 的实现,其设置为初始权重  $w_{\max} = 0.9$ , 最终权重  $w_{\min} = 0.4$ ,  $c_1 = 2.8$ ,  $c_2 = 1.3$ 。粒子群规模一般取 20~40 即可取得好的结果。

3.3 仿真比较分析

根据 AOD 冶炼低碳铬铁合金的实际生产数据,筛选掉异常数据,然后在测试数据中随机选取 80 炉数据用于所构建的 RBF 网络学习。其中以 60 炉适于建模的实际生产数据进行网络训练,余下 20 炉用作测试,见表 1。运用 Matlab 软件编程,进行仿真。

表 1 测试样本

炉号	铁水 碳含 量/%	铁水 硅含 量/%	铁水 磷含 量/%	铁水 温度 /℃	石灰 加入 量/kg	供氧 时间 /min
1	7.821 0	0.290 2	0.026 3	1 716.7	309.597 5	133.704 3
2	6.966 7	0.251 2	0.024 5	1 789.5	275.650 3	132.246 7
3	7.616 8	0.495 7	0.025 4	1 742.9	206.901 4	117.567 3
4	6.933 8	1.092 1	0.026 8	1 750.4	333.012 5	128.486 7
5	7.410 2	0.368 7	0.026 5	1 786.8	88.519 8	126.846 6
6	6.891 0	1.021 1	0.025 2	1 747.9	379.867 5	147.540 0
7	7.508 8	0.354 6	0.027 4	1 746.8	382.365 2	122.984 6
8	7.978 9	1.425 1	0.026 6	1 747.1	370.420 6	124.276 7
9	7.045 2	0.781 3	0.025 8	1 742.3	264.675 8	120.218 6
10	6.954 5	1.542 1	0.027 8	1 795.5	147.201 6	124.679 4
11	7.865 7	0.254 0	0.027 0	1 698.9	356.973 2	128.610 1
12	7.989 0	0.512 1	0.026 0	1 710.8	234.554 1	115.0780
13	7.231 2	1.102 1	0.029 4	1 786.4	182.505 7	128.096 6
14	8.142 3	0.302 2	0.028 6	1 743.7	146.492 5	124.589 9
15	7.901 3	1.541 5	0.027 1	1 794.5	263.012 4	126.931 4
16	7.105 5	1.086 1	0.027 8	1 777.0	76.797 1	133.271 6
17	7.322 1	0.680 4	0.027 3	1 771.2	256.754 4	110.050 6
18	7.867 6	0.781 1	0.024 7	1 736.4	298.159 6	120.514 1
19	7.904 1	1.486 5	0.024 3	1 714.8	387.290 1	133.160 4
20	7.486 6	0.697 5	0.024 6	1 714.3	315.176 4	114.525 9

将优化后的模型与普通 RBF 神经网络预测模型的相对误差进行比较,以验证提出方法的有效性,比较结果如图 4 所示。由此,随着迭代次数增加,采用改进 PSO-RBF 神经网络预测值的相对误差比 RBF 网络预

测值的相对误差小,其学习效果更好,同时说明了其优化后的有效性。

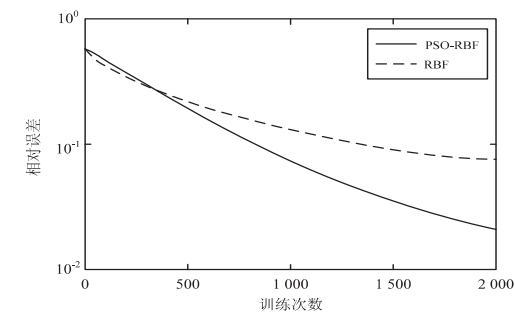


图4 不同算法下相对误差与训练次数关系

在仿真中使用 RBF 算法训练 50 次时,隐层神经元个数增加到最大。为此提出的改进 PSO 算法可以达到更优的辨识精度,且减少了陷入局部最优的几率。此外改进 PSO-RBF 网络预测充分利用了样本的多样性,达到了较好的预测效果。采用改进 PSO-RBF 网络预测控制和 RBF 神经网络预测控制进行 Matlab 仿真,其预测结果如图 5、6 和表 2 所示。可知,磷含量预测控制误差设定为 $\pm 0.001\%$ ,其控制效果提升 5.7%,误差设定在 $\pm 0.003\%$ 内时的控制效果提升 9.7%。

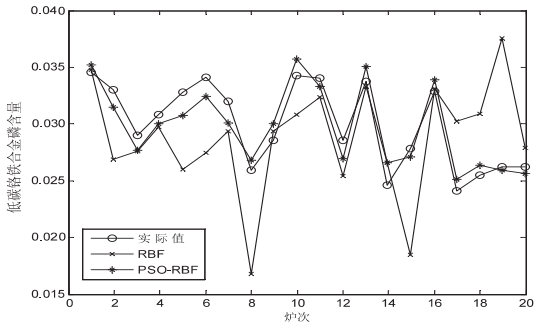


图5 RBF 网络预测与改进 PSO-RBF 网络预测结果对比

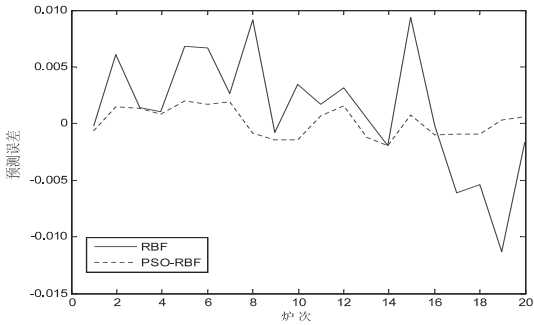


图6 RBF 网络预测与改进 PSO-RBF 网络预测误差对比

表2 RBF神经网络预测控制  
优化前后的预测精度 %

模型类型	磷含量预测	
	误差 $\pm 0.001\%$	误差 $\pm 0.003\%$
优化前	40.4	85.7
优化后	46.1	95.4

4 结束语

为提高低碳铬铁合金的产品质量和生产效率,构建了基于改进 PSO-RBF 混合优化的预测模型,以提高 AOD 冶炼低碳铬铁磷含量的在线预测精度,并同时减少测温取样的倒炉次数。

仿真结果表明,磷含量预测精度提高到 95.4%,分散度控制在 $\pm 0.003\%$ 之内,提出算法具有较好的预测精度和较高的研究价值。

参考文献:

[1] 许刚,雷洪波,李惊鸿,等.转炉炼钢终点控制技术[J].炼钢,2011,27(1):66-70.

[2] Lytvynuk Y, Schenk J, Hiebler M, et al. Thermodynamic and kinetic model of the converter steelmaking process. part 2: the model validation [J]. Steel Research International, 2014, 85 (4):544-563.

[3] 张刚林,甘敏,董学平,等.全局优化 RBF 网络的一种新算法[J].控制工程,2012,19(3):459-461.

[4] 乔俊飞,韩红桂. RBF 神经网络的结构动态优化设计[J].自动化学报,2010,36(6):865-872.

[5] Xi Y G, Li D W, Lin S. Model predictive control-status and challenges[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39 (3):222-236.

[6] Dalamagkidis K, Valavanis K P, Piegl L A. Nonlinear model predictive control with neural network optimization for autonomous autorotation of small unmanned helicopters [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19 (4):818-831.

[7] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. Information Processing Letters, 2003, 85 (6):317-325.

[8] 徐小平,钱富才,刘丁,等.基于 PSO 算法的系统辨识方法[J].系统仿真学报,2008,20(13):3525-3528.

[9] 高海兵,周驰,高亮.广义粒子群优化模型[J].计算机学报,2005,28(12):1980-1987.

[10] 徐兰,方志耕,刘思峰.基于粒子群 BP 神经网络的质量预测模型[J].工业工程,2012,15(4):17-20.

[11] 穆朝絮,张瑞民,孙长银.基于粒子群优化的非线性系统最小二乘支持向量机预测控制方法[J].控制理论与应用,2010,27(2):164-168.

[12] 李秀英,韩志刚.一种基于粒子群优化的非线性系统辨识方法[J].控制与决策,2011,26(11):1627-1631.

[13] 胡桂武.基于广义遗传粒子群优化算法的供应链优化求解[J].计算机应用,2008,28(11):2840-2843.

[14] 邱东,戴文娟.基于 RBF 神经网络的转炉冶炼中低碳铬铁冶炼终点磷含量预报模型研究[J].计算机测量与控制,2014,22(9):3020-3023.