

基于 RBF 神经网络的转炉冶炼中低碳铬铁终点磷含量预报模型的研究

邱东,戴文娟

(长春工业大学 电气与电子工程学院, 长春 130012)

摘要:中低碳铬铁冶炼工艺复杂,杂质磷含量的高低是影响铬铁产品质量的重要因素;通过研究转炉冶炼中低碳铬铁水脱磷预处理的反应特性及热力学条件,分析了影响中低碳铬铁合金终点磷含量的重要因素;基于中钢吉铁辽阳公司转炉冶炼中低碳铬铁的生产工艺及样本数据,建立了基于 RBF 人工神经网络的转炉冶炼中低碳铬铁终点磷含量预报模型,实现了对冶炼过程终点中低碳铬铁磷含量的在线预报与分析;仿真结果表明,该模型预报精度在 $\pm 0.003\%$ 范围内命中率达到 85.7%,为改进冶炼工艺、提高产品质量提供了重要的理论依据。

关键词:RBF 神经网络;转炉;终点磷含量

Research on Prediction Model of End—point Phosphorus Converter for Content Smelting Medium—Low Carbon Ferrochrome Based on RBF Neural Network

Qiu Dong, Dai Wenjuan

(Schol of Elecerical and Electronic Engineering, Changchun Unversity of Technology, Changdun 130012, China)

Abstract: Medium—Low Carbon ferrochrome smelting is a complex process. The discretion of the impurity content of phosphorus is an important factor affecting the quality of Ferrochrome products. The important influence factors of converter smelting ferrochrome end—point phosphorus content was concluded based on analyzing response characteristics of hot metal dephosphorization pretreatment and thermodynamic condition, the control variables of the end phosphorus content was fixed; According to Sinosteel Jilin Ferroalloys co., Ltd converter smelting medium and low carbon ferrochrome technology and production data, a prediction model for converter smelting ferrochrome end—point phosphorus content has been established based on RBF artificial neural network in accordance with the ferrochrome smelting process for on-line prediction of end phosphorus content. Results show that the hit rate of the prediction model is 85.7% with the error $\pm 0.003\%$, provides important theoretical basis for the improvement of smelting process and product quality.

Keywords: RBF neural network; converter; end—point phosphorus content

0 前言

铬铁合金按含碳量不同分为高碳、中碳、中低碳、微碳等 4 个等级,可以作为炼钢的添加剂用于生产多种高强度、抗腐蚀、耐磨、耐高温、耐氧化的特种钢,如不锈钢、耐酸钢等。磷是铬铁合金中有害杂质之一,如果铬铁合金含磷过量可能会导致所炼钢种的冷脆性,增加钢对脆性断裂的倾向及提高了冷脆温度,并显著降低钢材的冲击韧性。钢中最大允许的磷含量是 $0.02\% \sim 0.05\%$,而对某些优质钢种要求磷控制在 $0.008\% \sim 0.015\%$ 范围内^[1]。

我国钢铁冶炼历史悠久,广大学者对冶炼终点碳含量和温度的预测与控制进行了大量研究,而且技术相对成熟,但是在冶炼铬铁合金方面研究相对较少,尤其是终点磷、硫等微量元素的含量预报。因此,建立一个铬铁合金冶炼过程终点磷含量的预报模型十分必要,在冶炼过程中根据预测值动态添加脱磷剂将终点磷含量控制在最低限度内有助于提高转炉的生产效

率,同时降低生产成本,节约能耗。本文根据中钢集团吉林铁合金股份有限公司辽阳公司转炉冶炼中低碳铬铁的工艺技术和生产数据建立了一个基于 RBF 神经网络的终点磷含量预报模型,取得了较高的命中率。

1 铬铁合金冶炼工艺

目前,我国铬铁合金冶炼方法主要有电硅热法、吹氧法、热兑法 3 种。

1) 电硅热法:中低碳铬铁冶炼主要在矿热炉中进行,使用电极。原料有铬矿、硅铬合金和石灰,硅铬合金作还原剂。

2) 吹氧法:设备使用转炉,按吹氧方式分为:顶吹、侧吹、底吹、顶底复吹。原料主要有高碳铬铁、铬矿、石灰和硅铬合金。转炉是一种顶底复吹方法,顶吹氧气,底吹氮气。工艺路线为:电炉熔融高碳铬铁水,倒包入转炉,顶枪吹入氧气快速脱碳,加入白灰作为造渣剂,可以保铬,加入铬铁矿防止铬挥发,可以提高铬铁中的铬含量,碳含量脱到 1% 以下时,采用主枪供氧,并用顶枪配合间歇吹炼。吹炼过程中,根据经验取样,测温、定碳,根据测定结果,加入配料,当碳含量达到要求范围时,加入还原剂硅铁,去除铁水中氧。最后倾炉出钢。

收稿日期:2014-04-21; 修回日期:2014-06-09。

基金项目:吉林省科技发展计划项目(20120420)。

作者简介:邱东(1969-),男,吉林长春人,博士,副教授,硕士研究生导师,主要从事智能测控与优化方向的研究。

3) 热兑法: 用两台电炉分别生产硅铬合金、铬矿和石灰熔体, 熔体出炉直接倒入精炼包, 用硅质还原剂还原铬矿, 加入熔剂石灰造渣, 生产中低碳铬铁。此方法比电硅热法工艺简单, 效率高, 产品质量好。

2 中低碳铬铁冶炼终点磷含量预报模型的建立

转炉冶炼中低碳铬铁合金是一个复杂的物理、化学过程, 终点磷含量的影响因素众多且各变量之间具有非线性、相关性, 难以确定一个表达式计算终点磷含量。神经网络具有较强的学习能力, 较好的容错性能, 可以无限逼近任一非线性函数。RBF 神经网络具有较快的收敛速度, 不会陷入局部极小值, 因此本文采用 RBF 神经网络建立终点磷含量预报模型。

2.1 RBF 神经网络模型

径向基函数 (RBF—Radial Basis Function) 神经网络即 RBF 神经网络是由 J. Moody 和 C. Darken 在 20 世纪 80 年代末提出的一种非线性多层前向网络。由于它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接收域的神经网络结构^[2]。因此, RBF 网络是一种局部逼近网络。

RBF 神经网络是一种三层前向网络^[3], 网络结构图如图 1 所示, 输入层由信号源节点组成, 输入层节点到隐层节点是非线性映射。隐层单元的激发函数是一种非负非线性函数, 局部分布, 对中心点径向对称且递减; 隐含层的单元数根据实际问题的需要确定; 网络的输出是隐层单元输出的线性加权和。

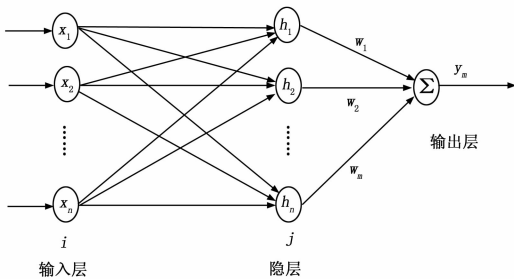


图 1 RBF 神经网络结构图

常用的 RBF 径向基函数为高斯函数, 如公式 (1) 所示:

$$h_j = \exp\left(-\frac{|x - c_j|^2}{\sigma_j^2}\right), \quad j = 1, 2, \dots, N_h \quad (1)$$

其中: h_j 是第 j 个隐层节点的输出; $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是输入样本; c_j 是高斯函数的中心; σ_j 是高斯函数的宽度; N_h 是隐层节点数。由式 (1) 可知, 隐层节点的输出非负且不超过 1, 且输入样本与高斯函数的中心距离越小, 输出值越大。

RBF 网络的输出为隐层节点的线性组合, 如公式 (2) 所示:

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_h} w_{ij} h_j = W_i^T h, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中:

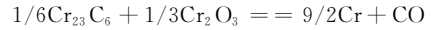
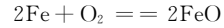
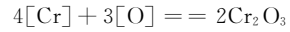
$$W_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN_h}]^T; \\ h = [h_1, h_2, \dots, h_{N_h}]^T$$

RBF 神经网络的学习过程分为两个阶段: 第一阶段, 根

据所有的样本数据, 经算法处理后, 确定隐层各节点的高斯基函数的中心 c_j 和宽度 σ_j ; 第二阶段, 在确定好隐层的参数后, 根据样本, 误差下降原则, 利用最小二乘法, 求出输出层的权值 W_i 。

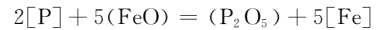
2.2 铁水预处理脱磷原理及参数确定

转炉对高碳铬铁降碳吹炼中低碳铬铁的反应如下^[4]:

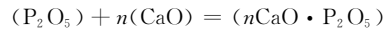


转炉吹炼前期, 对铁水进行“去磷保铬”处理, 铁水中 CaO 的脱磷反应如下:

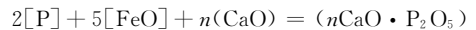
磷是易氧化元素, 在吹炼前期发生以下氧化反应,



然后再与渣中 (CaO) 反应, 生成稳定化合物。



冶炼中磷的氧化去除反应为:



转炉冶炼铬铁合金前期的脱磷反应是放热反应, 所以该反应的进行与温度有关; 铁水中的碳能增加磷的活动系数^[5]同时降低铬的活动系数, 因此铁水中的磷含量还与碳含量有关。综合以上化学反应过程以及热力学分析, 确定影响转炉冶炼铬铁合金终点磷含量的重要因素包括: 铁水磷含量 (%)、石灰加入量 (Kg)、铁水硅含量 (%)、铁水碳含量 (%)、供氧时间 (min)、铁水温度 (°C)。将此 6 个变量确定为 RBF 神经网络的输入节点。

2.3 预报模型的确定

基于转炉冶炼中低碳铬铁合金生产工艺和现场数据, 建立的 RBF 神经网络仿真模型包括一个输入层、一个隐层、一个输出层。输入层为 6 个节点, 分别对应影响终点磷含量的控制变量; 输出层为一个节点即终点磷含量。使用 Matlab 神经网络工具箱中 newrb (P, T, SPREAD) 函数构造网络模型, 在网络训练过程中从零开始自动添加隐层神经元个数, 直至预报误差低于 0.000 2, 网络训练停止。

预报模型结构如图 2 所示。

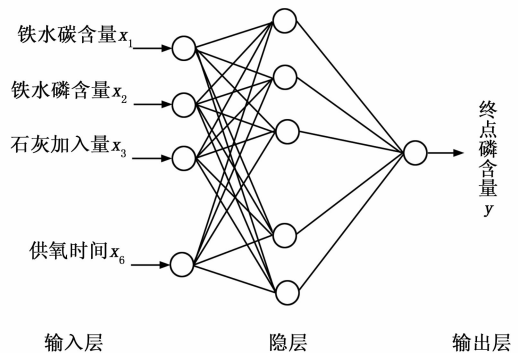


图 2 预报模型结构

3 模型仿真

3.1 样本数据的筛选及标准化处理

铬铁合金冶炼环境恶劣, 生产过程复杂, 在操作过程中由

于现场人员测量习惯以及外界环境变化难免造成采集的个别数据偏差比较大, 因此要对其进行清除或替换处理。

网络学习前的数据处理对网络的预报精度有重要影响, 数据的标准化程度可影响网络的学习速率和网络的使用水平。使用 matlab 中 premnmx 函数对样本数据进行归一化处理, 把数据归一化到 [-1, 1] 之间^[3]。归一化表达式为:

$$x_n = \frac{2 * (x - x_{min})}{x_{max} - x_{min}} - 1 \quad (3)$$

$$t_n = \frac{2 * (t - t_{min})}{t_{max} - t_{min}} - 1 \quad (4)$$

其中: x_n 是归一化的样本输入数据, x 是原始输入数据, x_{max} 和 x_{min} 分别是原始输入数据的最大值和最小值。 t 是原始目标数据, t_{max} 和 t_{min} 分别是原始目标数据的最大值和最小值。 t_n 是归一化的目标数据。

预报结果输出后要对数据进行反归一化处理, 使用 postmnmx 函数, 变换表达式为:

$$P = 0.5 * (P_n + 1) * (\max p - \min p) + \min p \quad (5)$$

P 是输入样本数据, $\max p$ 和 $\min p$ 分别是 P 中的最大值和最小值。 P_n 为归一化的数据, 同理:

$$T = 0.5 * (T_n + 1) * (\max t - \min t) + \min t \quad (6)$$

经反归一化处理的数据与真实值比较得出误差。

3.2 RBF 神经网络参数的确定

隐层激发函数选为高斯函数。利用 Kmeans 均值聚类法对 60 炉样本数据进行聚类, θ_j 代表是第 j 组的所有样本, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是输入样本, c_j 是高斯函数的中心, σ_j 是高斯函数的宽度, 则神经网络参数的确定采用以下方法:

$$c_j = \frac{1}{M_j} \sum_{x \in \theta_j} x \quad (7)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{2M_j} \sum_{x \in \theta_j} (x - c_j)^T (x - c_j) \quad (8)$$

M_j 是 j 组的样本数。

3.3 模型训练及预报结果

本模型采用 Matlab 工具箱中 RBF 神经网络建立模型, 分布密度 spread 设为 2 时误差最小, 当 spread 设为 2.5 或 3 时误差变大。网络输出的均方差设为 0.02, 均方差达到精度要求时训练结束。对网络模型进行训练, 使用 postreg 函数对输出结果与目标数据回归分析, 训练 50 次时, 隐层神经元个数达到最大值, 训练结束。由图 3 可知, 该模型的仿真输出与目标数据的相关性为 0.697, 仿真结果基本满足要求。

使用 BP 神经网络建立模型, 隐层 13 个节点, 训练次数设为 600 次, 对相同的样本数据进行仿真。结果如图 4 所示, 仿真输出与目标数据的相关性为 0.685。可见, 达到几乎相同的拟合度, RBF 神经网络收敛速度要比 BP 神经网络快。而且, 当训练次数增加到 1 000 次时, BP 神经网络出现误差增大。

收集了 2012~2013 年期间中钢吉铁辽阳有限公司转炉冶炼中低碳铬铁合金的实验数据, 对终点磷进行预报。随机选取 80 炉的生产数据用于网络学习, 这些数据包括高碳铬铁水主要成分含量以及冶炼过程中的工况参数。其中 60 炉作为训练样本, 20 炉作为测试样本。样本数据如表 1 所示, 预报结果如图 5 和表 2 所示。由图 5 和表 2 可知, 预报误差在 $\pm 0.001\%$ 内命中率为 40.4%, 预报误差在 $\pm 0.003\%$ 内命中

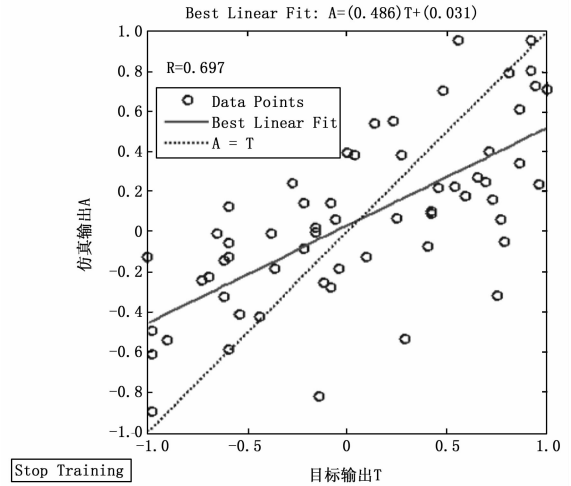


图 3 RBF 仿真输出与目标数据的回归分析

率为 85.7%, 预报精度基本达到生产要求。

表 1 测试样本数据

炉号	铁水碳含量/%	铁水温 度/℃	石灰加入量/kg	供氧时间/min	铁水硅含量/%	铁水磷含量(%)
1	7.990 2	1 711.7	182.505 8	115.078 0	0.511 1	0.026 0
2	7.232 2	1 786.2	246.494 4	128.097 7	0.911 8	0.029 2
3	8.241 2	1 743.7	149.001 7	124.598 8	0.302 2	0.028 6
4	7.902 3	1 794.0	263.097 2	126.931 6	1.557 3	0.027 2
5	7.105 4	1 777.0	76.754 5	133.270 6	1.086 1	0.028 5
6	7.223 5	1 771.8	254.159 5	110.060 2	0.690 5	0.027 3
7	7.867 6	1 734.6	298.291 5	120.514 1	0.781 1	0.024 7
8	7.904 1	1 714.9	387.178 0	133.160 5	1.584 5	0.024 3
9	7.486 5	1 713.8	315.176 2	114.525 9	0.776 6	0.024 7
10	7.816 0	1 717.6	311.597 6	133.704 2	0.290 1	0.026 3
11	7.616 8	1 742.9	206.837 0	117.576 3	0.495 7	0.027 8
12	6.960 7	1 790.3	275.650 4	132.256 4	0.250 7	0.024 5
13	6.933 8	1 750.3	333.029 0	128.760 3	1.093 7	0.028 7
14	7.393 4	1 785.9	88.519 5	126.985 5	0.368 7	0.026 5
15	6.910 7	1 747.1	381.457 3	147.520 0	1.021 0	0.025 0
16	7.508 2	1 746.7	371.420 4	121.695 6	0.360 8	0.027 6
17	7.989 8	1 746.0	264.675 7	124.276 7	1.425 0	0.026 4
18	7.039 5	1 741.8	146.210 6	120.230 6	0.781 3	0.025 6
19	6.946 9	1 795.3	356.973 3	124.697 4	1.512 1	0.027 6
20	7.876 0	1 697.4	234.556 2	128.600 0	0.246 0	0.027 0

表 2 预报模型在不同精度下的命中率

项目	误差范围/%	预报命中率/%	误差范围/%	预报命中率/%
终点磷含量(%)	± 0.001	40.4	± 0.003	85.7

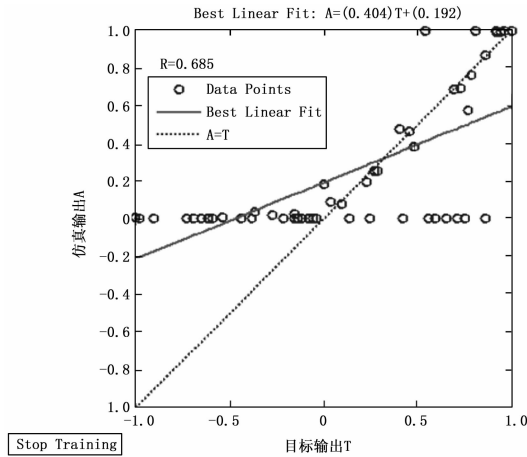


图 4 BP 仿真输出与目标数据的回归分析

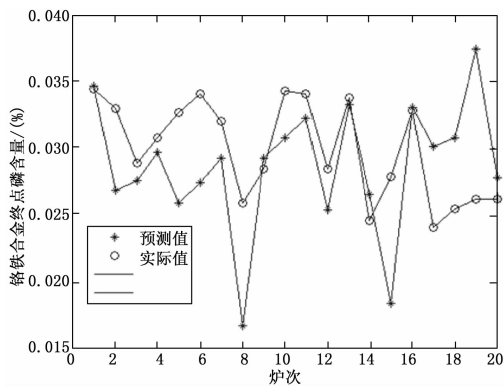


图 5 终点磷含量预报值与实际值比较

4 结论

1) 样本数据要充足, 数量不足则网络训练强度不够。另

外, 网络模型训练前要进行数据归一化处理, 剔除不可靠数据, 否则会影响模型的预报精度。

2) 网络模型的输入变量应该选择重要因素, 输入节点数目不宜过多, 否则会增加网络结构的复杂性, 导致预报误差增大。

3) RBF 神经网络只有一个隐层, 隐层激发函数使用指数衰减的非线性函数对输入输出映射局部接近, 在训练过程中可以避免陷入局部极小值, 数值逼近要达到相同的精度, RBF 神经网络比 BP 神经网络所需要的参数少。

4) RBF 神经网络相对于 BP 神经网络结构简单, 易于学习, 收敛速度快。

5) 本模型对转炉冶炼铬铁合金终点磷含量进行预报, 误差±0.003%范围内, 命中率达 85.7%, 满足生产要求。转炉冶炼中低碳铬铁过程中, 整个脱磷过程各反应区域的限制性环节主要是磷在渣中的传质过程和磷在铁水中的传质过程。

为了加快脱磷速率, 最大限度地降低终点磷含量, 在实际生产过程中, 脱磷粉剂的喷入速度要快, 从而缩短总喷粉时间, 石灰新鲜且充分溶入铁水中, 熔池均混时间要长。可以根据预报值动态调整石灰的添加量, 将终点磷含量控制在规定限度内。减少回炉次数有利于提高生产效率, 节约成本, 降低能耗。

参考文献:

[1] 谢书明, 陶 钧, 柴天佑. 转炉炼钢终点磷的智能预报 [J]. 控制理论与应用, 2003, 20 (4): 555.
 [2] 柴 杰, 江青茵, 曹志凯. RBF 神经网络的函数逼近能力及其算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15 (13): 300.
 [3] 彭 泓, 王 聪, 王 斌. 基于再生核 RBF 神经网络的瓦斯突出预报系统 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (6): 1465.
 [4] 张晓斌, 韩永光. 转炉生产中低碳铬铁和中碳锰铁的技术研究与实现 [J]. 铁合金, 2008, (1): 16.
 [5] 孙国会, 武拥军, 梁连科. 含铬铁水氧化脱磷的研究 [J]. 材料与冶金学报, 2002, 1 (3): 182.

(上接第 3010 页)

表 3 功能验证结果

测试项	数据一致性	时间关系
超短帧	B 口及主机数据与发送数据一致	延迟 48ns
超长帧	B 口及主机数据与发送数据一致	延迟 48ns
帧头错帧	B 口及主机数据与发送数据一致	延迟 48ns
CRC 错帧	B 口及主机数据与发送数据一致	延迟 48ns

通过上述结果表明 TAP 卡能够对数据进行正确转发, 转发延迟 48 ns。PC 机端软件通过 PCIe 接口能够收到 TAP 卡上报的数据帧与 A 口发出的序列数据一致, 时间关系相同, 验证了 TAP 卡能够按照要求将收到的数据进行数据上报。

4 结论

本文对在千兆 AFDX 网络的基础上, 提出了一种千兆

AFDX 的 TAP 卡设计, 通过对其进行测试验证, 证明本设计原理正确, 能够满足千兆 AFDX 网络 TAP 测试卡地需求。随着网络系统的日益庞杂, TAP 卡能够对网络中的端系统及交换机使用中的一些细节问题造成的网络故障进行迅速定位, 给网络级调试带来了极大的便利。

参考文献:

[1] Airlines Electronic Engineering Committee Aircraft Data Network Part 7 Avionics Full Duplex Switched Ethernet (afdx) Network [S]. 2005.
 [2] 杨 峰, 田 泽. 基于 USB 接口的 AFDX 网络 TAP 卡设计与实现 [J]. 测控技术, 2013, 32 (5): 77-81.
 [3] 张志平, 张亚棣, 王红春, 等. 千兆 AFDX 网络测试卡设计与实现 [J], 计算机测量与控制, 2013, 21 (10): 2618-2620.