

文章编号:1000-582X(2003)09-0119-04

一种基于改进的 RBF 神经网络的铁水脱硫预报模型*

李治友, 陈才, 曹长修

(重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

摘要: 脱硫过程是炼钢生产中一个十分重要的环节。脱硫效果的好坏,直接关系到炼钢生产能否保质保量地进行,而这又取决于对脱硫过程的控制,其关键是脱硫剂的加入量。因而必须建立脱硫过程模型,实时和高精度地预报脱硫剂的加入量。而脱硫过程又是一个非常复杂的工艺过程,采用传统的方法建立的模型无法保证稳定和高精度的脱硫效果。笔者提出了一种基于改进的 RBF 神经网络的铁水脱硫预报模型及其具体设计方法,并在炼钢厂进行了实际投运。结果表明,该模型性能良好,这同时说明了设计方法的有效性和实用性。

关键词: 最近邻聚类; k 均值聚类; RBF 神经网络; 预报

中图分类号: TP183

文献标识码: A

脱硫过程是一个非常复杂的工艺过程,其中有很多不确定、非线性的因素。传统的建模方法大多基于脱硫过程的物理化学反应,通过求解微分方程建立系统机理模型,或者基于一般的统计学原理,建立回归模型。但是,这些建模方法存在着建模复杂、预报精度低、不能适应铁水原材料及炉况的变化、移植困难等缺点。

通过考察现今国内外各种流行的建模方法,并结合国内某大型钢铁企业生产的实际需求,铁水脱硫预报模型采用了基于现代计算智能的人工神经网络技术。通常采用的神经网络是 BP 网络和 RBF 网络,但是 BP 网络存在训练时间长,收敛速度慢以及易陷入局部极值的缺点,导致预报效果不理想。通过理论和实验研究,笔者选用了训练速度快,预报精度高的 RBF 神经网络作为预报模型的核心算法,并对该算法进行了改进,使模型的建立在理论和实践上都达到了较高的水平。铁水脱硫预报模型能够提高脱硫工艺的效率和质量,保证脱硫工艺的最小投入和最大产出,为钢铁企业脱硫生产提供操作指导及决策依据。

1 基于 RBF 神经网络的模型设计

1.1 RBF 网络的原理^[1]

1985 年, Powell 提出了多变量插值的径向基函数

(Radial Basis Function - - - RBF)方法;1988 年 Broomhead 和 Lowe 将其用于神经网络设计,从而构成了 RBF 神经网络。

RBF 网络是一种三层前向网络。输入层由信号源结点组成,即所有影响参数。第 2 层为隐含层,其单元数根据所描述的问题的需要而变化;第 3 层为输出层,它响应相应的输入模式,输出最终的预报结果。

RBF 网络从输入空间到隐含层空间的变换是非线性的,而从隐含层空间到输出层空间的变换是线性的。隐单元的变换函数是 RBF,它是一种局部分布的对中心点径向对称衰减的非负非线性函数。

构成 RBF 网络的基本思想是:用 RBF 作为隐单元的“基”构成隐含层空间,这样就可将输入矢量直接(即不通过权连接)映射到隐空间。当 RBF 的中心点确定以后,这种映射关系就确定了。而隐含层空间到输出空间的映射是线性的,即网络的输出是隐单元输出的线性加权和。这样网络的权就可由线性方程组直接解出或用 RLS 方法递推计算,从而大大加快学习速度并避免局部极小问题。

采用线性方程组直接解出 W_j 。线性方程组表示如下:

* 收稿日期:2003-04-18

基金项目:国家教育部博士点基金项目(98061117);重庆市应用基础研究项目(7369)

作者简介:李治友(1978-),男,重庆永川人,重庆大学硕士研究生,研究方向为神经网络、数据挖掘。

$$y = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j \Phi(\|X - c_j\|)$$

式中 w_0 为偏置项, 函数 $\Phi(\cdot)$ 为径向基函数, 它反映从输入空间到隐含层空间的非线性变换, $\|\cdot\|$ 为欧式范数。对于 $\Phi(\cdot)$ 选用如下高斯函数 $\Phi(v) = \exp(-v^2/r^2)$, r 是算法选取的高斯函数宽度, c_j 为神经网络的中心, m 表示中心的个数, X 为神经网络的输入, w_j 为隐含层单元到输出层单元之间的权值, 隐单元径向基函数输出的加权和反映从隐含层空间到输出层空间的线性变换, y 为神经网络的输出。

1.2 参数的选择

通过对脱硫过程的深入分析, 可得到影响脱硫剂加入量的各个因素: 铁水温度、铁水含硫量、脱硫后残硫指标、脱硫前铁水成分、脱硫后铁水成分、铁水重量、脱硫剂类型、喷吹气体的压力、流速以及喷枪插入深度和脱硫时间等。厂方提供了大量样本数据, 对这些数据进行相关性分析, 并等到了各个参数与脱硫剂加入量的具体相关系数, 进而确定了铁水脱硫预报模型的各个参数: 铁水含硫量、铁水重量、脱硫后残硫指标以及脱硫剂类型是预报模型的主要输入参数, 脱硫剂重量是预报模型的输出参数。由此确定的模型结构如图 1:

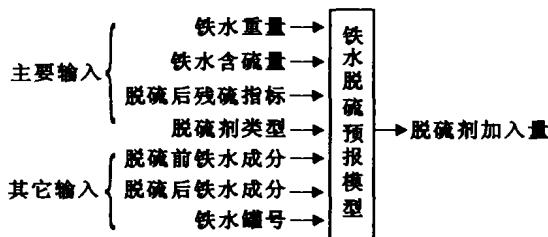


图1 模型结构

1.3 数据的处理

数据处理的目的是向神经网络提供较准确的参数。通过数据的标准化, 消除测量时所用量纲对数据的影响; 通过使用有效数据范围和已知经验, 对样本进行了筛选, 提高样本的质量。

1.3.1 数据的标准化

标准化: 是对原始数据的一种预处理, 作用是消除测量时所用量纲对数据的影响。本课题采用的是极差标准化方法。

极差: 一批样本中每维参数的最大值与最小值之差称为这维参数的极差, 即:

$$R(i) = \max(x_k(i)) - \min(x_k(i))$$

其中 $1 \leq k \leq n, 1 \leq i \leq m, x_k(i)$ 表示第 k 个样本的第 i 维参数。

把原始数据标准化, 即把每个 $x_k(i)$ 都换为 $x'_k(i) = (x_k(i) - \bar{x}(i))/R(i)$ 。其中 $\bar{x}(i)$ 是所有样本第维参数

的平均值。最后, 各维参数均处在 $[-1, +1]$ 之间。在处理过程中, $\bar{x}(i), R(i)$ 需要存储起来, 以便最后对神经网络的输出根据上式进行还原。

1.3.2 主动学习

文献[2]和[3]提出, 训练样本的质量对神经网络的泛化能力有极大的影响, 主动学习的办法, 是改进神经网络泛化能力的重要方法。所谓主动学习, 是指对输入区域加以限制, 有目的地在冗余信息较少的区域进行采样, 从而提高整个训练样本集的质量。据此, 笔者做了如下工作:

1) 由于脱硫的工艺决定了样本各变量具有一个有效数据范围, 模型利用这一范围对样本进行筛选。

2) 由于脱硫过程的一部分经验是明确的, 这部分已知经验在一定程度上能够指示冗余信息较少的区域, 模型利用了这部分已知经验对样本进行筛选。

研究实践证明, 经过这样的主动学习, 加强了模型的泛化能力, 从而提高了模型的预报精度和命中率。

1.4 中心的选取和权值的确定

RBF神经网络中心的选取对网络的非线性映射起着至关重要的作用。目前一般采用 k 均值聚类^[4] 或者最近邻聚类^[5] 算法确定中心。前者通过随机选取中心进行聚类, 必须事先确定中心数目, 而且很难反映样本的空间分布情况, 因而聚类通常难免陷入局部极值; 后者由于每个类的聚类中心由某一样本点代表, 难以反映该类样本的平均值。受到文献[6]的启发, 笔者提出了一种改进算法来确定 RBF 神经网络的中心。该算法结合了 k 均值聚类和最近邻聚类算法各自的优点, 将聚类分为两层。利用最近邻聚类反映样本空间分布特征的优点, 进行初步的中心选择, 这样的选择有两个好处, 一是中心数目事先可以不确定, 具体数目可以根据模式对的增加自适应地调整; 二是噪声能够被孤立出来。接着利用 k 均值聚类, 对最近邻聚类的聚类中心进行进一步的调整。算法的优点是在一定程度上克服了局部极值问题, 随着样本模式的不断增加, 网络可以自适应的调整中心的数目, 使网络结构不断得到优化, 因而具有自学习功能。模型在实验室的仿真结果和项目投运结果均表明, 该算法效果良好。

算法具体如下:

第一层为最近邻聚类, 初步确定中心。

1) 选择一个适当的高斯函数宽度 r , 定义一个矢量 $a(h)$ 用于存放输入样本的矢量和, 定义一个计数器 $b(h)$ 用于统计属于各类中心的样本的个数。其中 h 为类别数。

2) 从输入样本 x_1 开始, 在 x_1 上建立一个聚类中

心 $c_1 = x_1$, 令 $a(1) = x(1)$, $b(1) = 1$;

3) 假设考虑到第 k 个样本 $x_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 时, 存在 m 个聚类中心。其中心点分别为 c_1, c_2, \dots, c_m 。分别求出 x_k 到这 m 个聚类中心的距离 $\|x_k - c_j\|$, 其中 $j = 1, 2, \dots, m$, 设某个 $\|x_k - c_j\|$ 是这些距离中最小的距离。则: 如果 $\|x_k - c_j\| \leq r$, 则作如下计算, $a(j) = a(j) + x_k, b(j) = b(j) + 1$; 如果 $\|x_k - c_j\| > r$, 则将 x_k 作为一个新的聚类中心, 令 $m = m + 1$, 令 $c_m = x_k, a(m) = x_k, b(m) = 1$, 且保持 $a(j), b(j)$ 的值不变, $j = 1, 2, \dots, m - 1$ 。

通过以上的最邻近聚类, 得到了一系列聚类中心 c_j , 设个数为 n 。

下面是第二层, 由 k 均值聚类进一步对中心进行调整。

按下式计算新的聚类中心:

$$c_j = a(j)/b(j) \quad j = 1, 2, \dots, m。$$

4) 将每个输入样本 $x_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 按最近邻原则分组, 即求出 x_k 到各个聚类中心 c_j 的距离 $d_{kj} = \|x_k - c_j\|, j = 1, 2, \dots, m$ 将 x_k 归入距离最小的那个聚类中心的一组; 这里, 为了方便, 引入 l 标记 k 均值聚类的循环次数, c_j^l 即是指循环次数为 l 时第 j 个中心的值。

5) 按下式计算新的聚类中心:

$$c_j^{l+1} = \frac{1}{p_j^l} \sum_{k=1}^{p_j^l} x_{kj}, \text{ 其中, } p_j^l \text{ 是输入样本 } x_k \text{ 在第 } l \text{ 次确定聚类中心时属于第 } j \text{ 个聚类的样本个数, 这里的 } x_{kj} \text{ 为样本 } x_k \text{ 中属于第 } j \text{ 个聚类的样本。}$$

6) 计算 $\varepsilon = \|c_j^l - c_j^{l+1}\|$, 如果 ε 小于给定的数值, 则网络中心确定完毕, 否则转入第 5 步。

按照上述步骤确定网络的中心, 可以使中心位于输入样本的重要区域, 从而使隐含层的输出更好的反映输入的状况。网络中心确定以后, 就可以对网络层到输出层的权值 w_j 进行调整了。这样对于输入样本 x_k , 就可以通过解如下线性方程组, 求出权值 w_j :

$$y = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j \Phi(\|X - c_j\|)$$

2 铁水脱硫预报模型的应用

根据上述算法, 用 VC++ 和 MATCOM 作为开发工具, 建立了铁水脱硫预报模型。通过实验和误差信息, 可以找到适合的, 本课题中, 约为 0.35。这比同时确定隐单元个数和一个适合的范数容易的多。根据以上的处理, 我们取用了某脱硫车间过去生产中的 500 条数据, 对该神经网络进行了离线训练, 学习误差率为

0.1, 训练时间为 30 s, 中心数为 12 个。学习后, 再用该神经网络模型对另外 50 条数据进行离线仿真预报, 命中率达 78% 以上, 命中范围取 $\pm 0.1\%$, 这里的命中率是指预报值与实际值的比较(如图 2)。

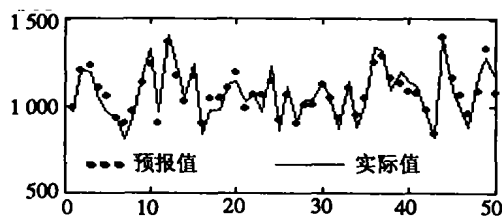


图2 模型预报脱硫剂量的命中情况

2002 年 9 月, 将训练好的铁水脱硫预报模型在某钢厂脱硫车间进行投运, 模型效果的考察根据是脱后铁水硫含量是否在脱后残硫指标以内。在 9 月 24 到 9 月 27 日, 该模型共预报了 50 炉, 脱硫操作室人员按照预报的脱硫剂量加料, 脱硫效果非常好。化验结果显示, 这 50 炉全部满足了脱后铁水硫含量的要求。

如前文所述, 本算法特点决定了本模型具有在线学习的能力, 随着模式对样本的不断增加和更新, 神经网络可以不定期的再次学习, 中心的位置和数量可以自适应的调整, 样本空间会逐渐完善, 模型会得到进一步的优化, 精度会得到进一步的提高。

3 小结

采用神经网络的方法, 用改进的 RBF 前馈网络建立了铁水脱硫预报模型。该模型经过离线学习后, 在线运行效果良好; 模型具有自学习功能, 随着脱硫工艺的变化, 能够自适应地进行调整。对于工艺不稳定的炼钢行业, 这种模型值得推广。

参考文献:

- [1] 王永骥, 涂健. 神经元网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998. 68-87.
- [2] 魏海坤, 徐嗣鑫, 宋文忠. 神经网络的泛化理论和泛化方法[J]. 自动化学报, 2001, 27(6): 807-813.
- [3] 武妍, 张立明. 神经网络的泛化能力与结构优化算法研究[J]. 计算机应用研究, 2002, (6): 21-25.
- [4] 柴天佑, 谢书明, 杜斌, 等. 基于 RBF 神经网络的转炉炼钢终点预报[J]. 中国有色金属学报, 1999, 9(4): 869-872.
- [5] 朱明星, 张德龙. RBF 网络基函数中心选取算法的研究[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2000, 24(1): 73-78.
- [6] TAPAS KANUNGO, DAVID M. MOUNT, NATHAN S NETAN-YAHU, et al, A Efficient k-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881-892.

A Prediction Model for Molten Iron Desulfuration Based on An Improved RBFNN

LI Zhi-you, CHEN Cai, CAO Chang-xiu

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Desulfuration process is a very important phase in the steeling production. Whether the result of desulfuration is good or not will primarily decide whether the quality and quantity of the steeling production can be guaranteed. It lies on the control of desulfuration process, most of all, the control of the amount of the desulfuration material. So a model of desulfuration process must be established to predict the amount of the desulfuration material timely and accurately. Since desulfuration process is very complicated, the model established by traditional methods is hard to achieve a stable and accurate desulfuration result. A prediction model for molten iron desulfuration based on an improved RBFNN and its specific design methods are presented together. The results from the actual application in a steel plant prove that the model constructed by the specific methods seems to be successful for such applications, and it is possible for the methods to become useful tools for prediction and optimization in iron and steel industry.

Key words: nearest neighbor clustering; k - means clustering; RBFNN; prediction

(编辑 吕赛英)

~~~~~  
(上接第 92 页)

## Substations' Dynamic Reactive Optimal Control Based on Load Forecast

ZHOU Ying-lu, YAN Wei, WANG Guan-jie

(College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** This paper detailedly analyses a variety of problems which are probably in control principle of *nine area diagram*, and points out it is difficult for VQC devices basing on this control principle to satisfy with substation's voltage reactive control requirements. An effective dynamic reactive optimal method is proposed for solving VQC problems. Depending on load forecast by ANN and load segmenting equivalence by sensitivity analysis, Two kinds of reactive optimal model in which the restrictions and requirements of real system are taken into consideration are set up to find out the control scheme of transformer substation's voltage and reactive whenever the change of real load is within or without the range of forecast. It is testified by simulation that the model and method proposed is effective and that substations can implement dynamic reactive optimal control.

**Key words:** transformer substation; dynamic reactive optimal; load forecast; artificial neural network

(编辑 李胜春)