

基于维度缩减的合金加料智能预测模型的研究

王希娟¹, 崔建华¹, 冯京晓²

(1. 洛阳师范学院 物理与电子信息学院, 河南 洛阳 471022; 2. 洛阳矿山机械工程设计研究院, 河南 洛阳 471039)

摘 要: 合金加料预测模型作为炼钢精炼环节重要的工艺模型, 其准确性对合金加料以及精炼环节的进一步自动化起着非常重要的作用。在实际数据的基础上, 运用维度缩减同 RBF 神经网络相结合的方法建立合金加料智能预测模型, 结果证明维度缩减后的合金加料模型具有较好的预测效果。

关键词: 维度缩减; 合金加料; RBF 神经网络

中图分类号: TF769.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-1043(2009)04-0065-03

Research on dimension decrement-based alloy charging intelligent prediction model

WANG Xi-juan¹, CUI Jian-hua¹, FENG Jing-xiao²

1. School of Physical and Electrical Information, Luoyang Normal University, Luoyang 471022, China; 2. Luoyang Mining Machinery Engineering Design & Research Institute, Luoyang 471039, China)

Abstract: Since the alloy charging prediction model is used as an very important processing model for the steel refinement process its accuracy will play a very important role in further automation of the alloy charging and steel refinement processes. An alloy charging intelligent prediction model has been established on the bases of real data in combination of dimension decrement with the RBF nerve network. The result shows that the alloy charging model is of better predictive performance after dimension decrement

Key words: dimension decrement; alloy charging; RBF nerve network

LF 作为转炉、电炉的精炼设备, 其主要工作之一就是对所来的钢液成分进行微调, 合金加料的准确与否直接影响着成品钢的性能。在实际生产中, 由于存在很多非线性因素以及合金加料模型的不同输入变量之间存在多重相关性, 影响到加料模型的准确性, 而且样本数据过多又导致模型复杂, 建模速度慢, 影响到模型的实用性。本文以横向课题“天津某钢厂 110 t LF 精炼炉控制系统的研制”为背景, 以实际采集大量数据为基础, 采用主成分分析与 RBF 神经网络相结合的方法, 针对合金加料模型展开了研究。

1 模型输入的维度缩减

1.1 主成分分析的目标与计算方法

主成分分析是维度缩减的重要方法, 它是对变量信息重新进行综合筛选, 从中选取若干对

系统具有最佳解释能力的新综合变量。该方法不但克服了变量之间的相关性, 而且有效地区分系统的信息与噪声, 可提高系统建模的准确性, 相对增加样本数目。主成分分析可以在基本保持原数据信息的基础上, 对高维变量空间进行降维处理, 使得人们能够更直观地看到数据的结构, 这也是主成分分析的目标^[1-2]。由于篇幅有限, 主成分分析计算方法在这里不再赘, 详见参考文献[1]。

1.2 模型输入的主成分分析

运用主成分分析理论对现场采集 200 组 20 钢自变量数据(钢液的初始温度、钢液的重量、钢液中各种不同的合金含量和成品钢中要求的对应的各种不同合金含量)进行处理, 得出其主要成分, 为同因变量进行 RBF 网络建模打下基础。经过计算得出结果如下:

作者简介: 王希娟(1980 -), 女, 洛阳师范学院物理与电子信息学院, 讲师, 硕士, 从事自动化的研究。

(1) 输出协差阵 V (8 阶方阵) 的 8 个特征根:

2.205 6, 1.507 1, 1.171 4, 0.953 5, 0.798 4, 0.582 8, 0.472 3, 0.308 9。

(2) 输出各个特征根占特征根总和的百分比

(即各主成分的贡献率): 27.569 8, 18.838 3, 14.642 9, 12.918 5, 11.980 2, 6.285 5, 4.903 9, 2.860 9。其中前 5 个主成分贡献率之和达到 85.95 %, 因此前 5 个主成分分析已经可以达到要求 (第 8 个特征根贡献率相对较小, 数据处理过程中处理掉)。

(3) 主成分表达式的确立。下边矩阵 5 列就是前 5 个主成分在原来 8 个变量上的系数。

$$A = \begin{bmatrix} 0.377 8 & -0.362 5 & 0.147 9 & -0.525 7 & 0.321 5 \\ 0.227 7 & 0.365 5 & 0.484 0 & 0.097 9 & 0.622 9 \\ 0.114 6 & -0.717 2 & 0.090 7 & 0.083 5 & 0.103 5 \\ 0.411 9 & -0.154 5 & 0.027 9 & 0.653 0 & 0.070 0 \\ 0.114 9 & 0.006 8 & 0.744 7 & 0.096 8 & -0.593 9 \\ 0.473 9 & -0.175 2 & -0.029 6 & -0.484 2 & -0.303 1 \\ -0.387 9 & -0.399 3 & 0.209 4 & -0.082 6 & -0.033 7 \\ -0.484 1 & 0.080 8 & 0.368 2 & -0.174 0 & 0.217 3 \end{bmatrix}$$

5 个主成分的表达式为:

$$P[P_1, P_2, P_3, P_4, P_5] = A(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) \quad (1)$$

根据输入变量 $x_1, x_2 \cdots x_8$, 代入主成分表达式, 主成分 $p_1, p_2 \cdots p_5$ 的 200 组的样本数据可较容易求出。

2 维度缩减前后 RBF 网络模型的建立

2.1 维度缩减前的 RBF 网络模型

根据初始钢液中含合金的含量、温度、钢液重量及成品钢中各种合金的含量等条件, 最终确定满足成品钢要求的精炼过程所加入各种合金的量是 RBF 网络合金加料模型的最终目标。

2.2 合金配料模型的 RBF 网络结构

2.2.1 输入输出变量的确定

根据 LF 炼钢精炼环节工艺要求和影响炼钢合金加料的各种因素, 网络的设计如下。输入层向量 $X: x_1, x_2 \cdots x_n$ 代表钢液的初始温度、钢液的重量、钢液中各种不同的合金含量和成品钢中要求的对应的各种不同合金含量; 隐含层由网络自动确定; 输出层变量 $Y: y_1, y_2 \cdots y_p$ 代表精炼环节需加入合金的量。模型的结构如图 1。

合金加料 RBF 网络结构采用最常用的是高斯函数:

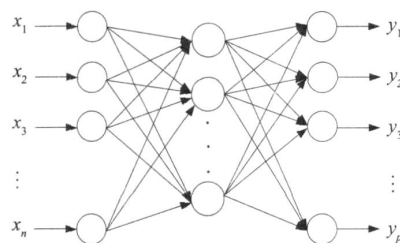


图 1 径向基函数神经网络结构

$$\Phi(X) = \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{2\sigma^2}\right], \quad i = 1, 2, \cdots, m \quad (2)$$

其中 X 为上述 n 维输入向量; c_i 为第 i 个基函数的中心, 与 X 具有相同维数的向量, σ 为第 i 个感知的变量, 它决定了该基函数围绕中心点的宽度; m 是感知单元的个数。 $\|X - c_i\|$ 是向量 $X - c_i$ 的范数, 它通常表示 X 和 c_i 之间的距离, $\Phi(X)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值 (距离为零), 随着 $\|X - c_i\|$ 增大, $\Phi(X)$ 迅速衰减到零, 对于给定的输入 $X \in R^n$, 只有一小部分靠近 X 的中心被激活 (如图 2 所示)。

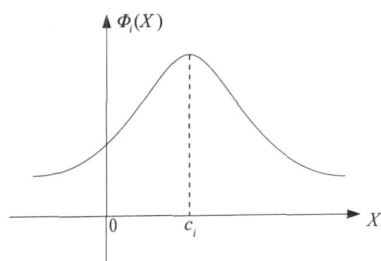


图 2 RBF 网络的传输特性

由图 1~2 可知, 输入层实现从 $X \rightarrow \Phi(X)$ 的非线性映射, 输出层实现从 $\Phi(X)$ 到 Y 的线性映射, 即

$$Y = \sum_{i=1}^m w_{ik} \Phi(X), \quad k = 1, 2, \cdots, p \quad (3)$$

式 (3) 中, w_{ik} 为权值; p 为输出节点数^[3]。

2.2.2 输入输出数据归一化处理

在 LF 炉精炼中, 钢水重量及钢液初始温度比较大, 而初始钢液中含合金的含量及成品钢中各种合金的含量比较小, 有时相差几个数量级, 大小相差如此悬殊的数据作用于 RBF 网络的输入节点, 势必会湮没小数据对径向基函数的作用, 造成对隐含层到输出层之间权值调整上的困难, 影响网络的收敛速度和精度。为克服这一缺点, 本文选用最大最小值标准化方法对原始 200 组 20 组数据进行标准化处理, 使得输入输出数据都为介

于(0~1)之间的数据^[4]。

标准化公式:

$$\dot{X}_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

(4)

式(4)中: X_i 为原始输入数据; $X_{\max}$ 为该组变量数据的最大值; $X_{\min}$ 为该组变量数据的最小值; $\dot{X}_i$ 为标准化后的原始输入数据。

2.3 合金配料 RBF 网络的学习算法

RBF 网络要学习的参数有 3 个:基函数的中心、方差以及权值。在这里采用自组织选取中心法对处理后的 200 组 20 钢数据进行学习,该方法有两个阶段构成:一是自组织学习阶段,即学习隐层基函数的中心与方差的阶段;二是有监督学习阶段,即学习输出层权值的阶段,具体见文献[4]和[5]。

3 维度缩减前后的 RBF 网络模型比较

3.1 维度缩减后的 RBF 网络模型的建立

维度缩减前后 RBF 网络模型的区别在于输入变量的不同,维度缩减后的输入变量为主成分变量 $p_1, p_1 \cdots p_5$ 。输出变量及其它参数以及模型的建立过程同维度缩减前。

3.2 维度缩减前后 RBF 网络训练时间比较

由于输入变量过多,网络结构显得较为复杂,因此势必影响到模型的训练速度。设定模型训练目标(均方差误)为0.01,表 1 所示样本数、训练次数与训练时间的关系。

根据表 1 可以得出对应的曲线图 3。

由图 3 可知,随着样本数目的增多模型的训练时间也不断增大,因此给模型的建立造成时间上的影响,特别是难以将 RBF 网络建模方法应用到实际。由维度缩减前后 RBF 神经网络建模训练样本数同训练时间的图形比较,表明维度缩减后的 RBF 神经网络合金加料模型在训练时间上有所减少,速度上有所加快,结果证明维度缩减后

表 1 训练的样本数、训练次数同训练时间列表

样本数	训练次数	维度缩减前 训练时间/s	维度缩减后 训练时间/s
100	20	2.456	2.225
120	20	2.517	2.280
140	20	2.595	2.361
160	20	2.701	2.475
180	20	2.847	2.612
200	20	3.065	2.802

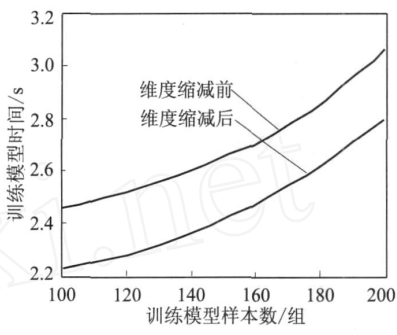


图 3 训练的样本数同训练时间关系

建立的模型更具实用性。

3.3 维度缩减前后模型的预测比较

运用维度缩减后的 200 组 20 钢实际数据建立 RBF 神经网络合金加料模型,并通过对 30 组维度缩减后的 20 钢实际数据进行检验,可得出预测的合金加料数据。根据 30 组 20 钢现场实际采集数据与 30 组模型预测数据,可得出维度缩减前后 RBF 神经网络合金加料模型预测数据相对于实际加入各合金量的误差曲线,见图 4(图中误差曲线为相对误差曲线)。

由图 4 维度缩减前后 RBF 神经网络预测误差曲线的比较,可以看出维度缩减后运用 RBF 神经网络的预测误差明显小于分析前的误差,说明运用维度缩减对合金加料模型的输入变量样本数据进行分析,然后建立 RBF 神经网络 LF 精炼炉合金加料模型相对于维度缩减前可以取得较好的

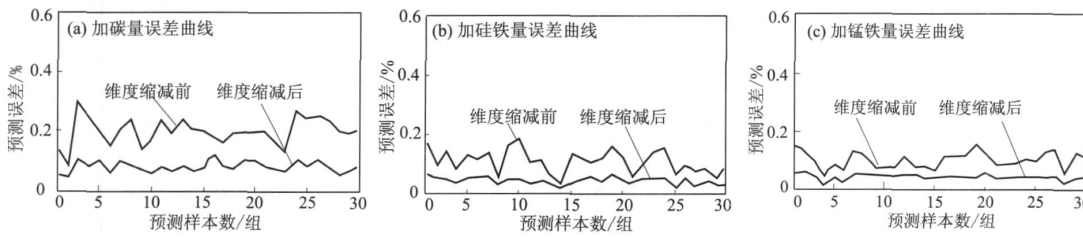


图 4 维度缩减前后 RBF 网络预测误差曲线

(下转第 77 页)

取得了很好的效果:总能量指数减少66 %,仅铁钢界面间温降就减少了46 °C^[12]。JFE 公司东日本制铁所采用了相似的全量铁水预处理模式,从高炉到装入脱磷转炉的输送过程所引起的铁水温降减少约52 °C^[13]。

4 结 语

铁水预处理的功能已经发生了演进,对铁水进行全量“三脱”的价值不能仅仅局限于冶炼低硫、低磷钢种上,应从流程、效率、节能减排、工序匹配及成本诸多方面考虑。新一代的大型钢厂代表着中国钢铁工业的未来,采用全量铁水预处理模式是建立起高效低成本的洁净钢生产平台、增强产品竞争力、推动我国钢铁工业快速高效发展的必然之选。

[参 考 文 献]

[1] 殷瑞钰. 冶金流程工程学[M]. 北京:冶金工业出版社, 2005.
[2] 王承宽,王 勇,李中金,等. 铁水脱磷技术的发展概况[J]. 炼钢,2002,18(6):46-50.
[3] 张龙强,田乃媛,徐安军. 新建钢厂铁水预处理模式的选择

[J]. 炼钢,2008,24(1):58-62.
[4] Hubbard M A. Process of desulphurization from Blast Furnace to the steel ladle[C]// Steelmaking Conference Proceedings. AIME, 1990, 73:357-365.
[5] 张建和,刘 捷,左都伟,等. 湘钢二炼钢铁水镁脱硫应用实绩[J]. 钢铁,2005,40(5):17.
[6] 张龙强,田乃媛,徐安军,等. 实现铁水包多功能技术的探讨[J]. 北京科技大学学报. 2007,29(4):424.
[7] 钟 宏,曹占芳,符剑刚. 宁乡式高磷铁矿中磷的测定方法[J]. 矿业快报,2005(2):28-31.
[8] 毕学工,周进东,黄治成,等. 高磷铁矿脱磷工艺研究现状[J]. 河南冶金,2007,15(6):3-7.
[9] 刘 君,李光强,朱诚意,等. 高磷铁矿处理及高磷铁水脱磷研究进展[J]. 材料与冶金学报,2007,6(3):174.
[10] 潘秀兰,王艳红,梁慧智,等. 转炉双联法炼钢工艺的新进展[J]. 鞍钢技术,2007(5):10.
[11] 卢春生. 宝钢炼钢厂转炉脱磷工艺物流参数解析及温度模型的开发[D]. 北京:北京科技大学,2005.
[12] Toshiyuki Ueki, Kiyohito Fujiwara, Noriaki Yamada, et al. High productivity operation technologies of wakayama steelmaking shop[C]// The Tenth Japan-China Symposium on Science and Technology of Iron and Steel. Chiba,2004.
[13] Fujiki S. Scale-up of hot-metal container and direct charging to BOF[J]. CAMP-ISIJ,2005,18(1):225.

(修回日期:2008-08-14)

(上接第 67 页)
效果。

4 结 论

传统的经验加料模型准确度不高,以至于严重影响到成品钢水的质量,并且存在多次加料的情况,造成耗费时间、人力和能耗。运用主成分分析同 RBF 神经网络相结合,建立了合金加料智能预测模型,结果表明:通过对实际数据样本进行仿真试验,维度缩减后的 RBF 神经网络模型训练时间相对较快,具有较为准确的预测效果,证明该模型在 LF 精炼炉炼钢建模的可行性和有效性,相信能给精炼环节工艺模型的改善及进一步自动化有所启示。

[参 考 文 献]

[1] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999:94-97.
[2] 吴开亚,王玲杰. 生态足迹及其影响因子的偏最小二乘回归模型与应用[J]. 资源科学,2006,28(6):182-187.
[3] 闻 新,周 露,王丹力,等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2000.
[4] 韩力群. 人工神经网络理论设计及应用[M]. 北京:化学工业出版社,2002:43-62.
[5] Simon Haykin. 神经网络原理[M]. 北京:机械工业出版社,2004:215-217.

(修回日期:2008-09-08)