

最优加权融合 SO_2 转化率预测模型

王宁宁

(阿坝师范学院 党委办公室, 四川 汶川 623002)

摘要:以冶炼烟气制酸 SO_2 转化率为研究对象,针对单一 BP 或 RBF 神经网络,预测 SO_2 转化率存在的过学习或网络速度收敛慢的问题,利用最优均方误差加权融合算法对两种单一神经网络进行融合,从而构建更优的 SO_2 转化率预测模型.仿真结果表明:最优均方误差加权融合模型避免了单一模型信息的缺失,实现了信息互补,从而提高了 SO_2 转化率预测精度.

关键词:神经网络;冶炼烟气制酸; SO_2 转化率;信息融合;最优加权融合

中图分类号:TP391;TQ111 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.2095-476X.2015.3/4.030

Optimal weighted fusion SO_2 conversion ratio predication model

WANG Ning-ning

(Party Committee Office, Aba Teachers University, Wenchuan 623002, China)

Abstract: Selecting SO_2 conversion ratio of metallurgical off-gases making acid as the research object, in order to solve the problem of over learning or slow network convergence speed existed in using single BP or RBF neural network to predict SO_2 conversion ratio, the optimal mean square error weighted fusion algorithm was used to achieve fusion of two kinds of neural network and construct the better SO_2 conversion ratio predication model. The simulation results showed that the optimal mean square error weighted fusion model avoided the lack of information of the single model, realized the complementation of information and effectively improved the SO_2 conversion ratio predication precision.

Key words: neural network; metallurgical off-gases making acid SO_2 conversion ratio; information fusion; optimal weighted fusion

0 引言

冶炼烟气制酸是一个相关参数较多且耦合严重的高度复杂的工业过程.其中, SO_2 转化率是反映制酸过程优劣的关键因素,但很难直接对其在线监测,通常都是靠人工化验取得其数据,设定值由经验来判断,缺乏充分的理论根据^[1].采用软测量技术可以快速地预测 SO_2 转化率,但建立软测量模型

需要了解过程稳态和动态的先验知识,而 SO_2 的转化过程比较复杂,影响因素较多,一般很难建立其精确模型.神经网络具有结构简单、工作状态稳定、易于实现等优点^[2],且不需要了解过程稳态和动态的先验知识,若分别采用应用最为广泛的两种神经网络(BP神经网络、RBF神经网络)建立 SO_2 转化率预测模型,虽然模型具有较高的容错性和鲁棒性,自组织、自学习、自适应能力强,但模型的预测

收稿日期:2014-12-03

基金项目:四川省教育厅科研项目(14ZB0339)

作者简介:王宁宁(1986—),女,河南省商丘市人,阿坝师范学院助教,硕士,主要研究方向为测试计量技术、仪器电子技术及控制.

精度不高,并且单一 BP 神经网络预测模型会出现过学习现象,单一 RBF 神经网络在隐含层节点数处理不当时,会导致网络收敛速度较慢^[3]。

鉴于此,本文拟采用最优均方误差加权融合算法对两种单一神经网络预测模型进行信息融合,建立更优的 SO₂ 转化率预测模型,使融合模型具有协同性、互补性^[4],以期为冶炼企业烟气制酸过程 SO₂ 转化率的在线监测与预测提供参考。

1 SO₂ 转化率传统预测模型

1.1 数据预处理传统预测模型

为了获得合理有效的 SO₂ 转化率模型,需对原始数据进行相关性分析与预处理。冶炼烟气制酸转化器中 SO₂ 转化率影响因素较多,本文采用相关分析法,根据生产工艺要求,结合专家给出的建议^[5],初步选定 13 个过程量作为 SO₂ 转化率模型的辅助变量,即 1—5 层的入口出口温度、SO₂ 入口浓度、SO₂ 出口浓度和风机转速;SO₂ 转化率为主导变量。

建立预测模型之前,还应对数据进行预处理,主要包括异常数据侦破与剔除、数据归一化与反归一化处理等。本文采用拉依达准则(3σ 准则)进行数据剔除,采用中心化压缩和归一化方法进行数据归一化处理^[2]。

1.2 BP 神经网络模型和 RBF 神经网络模型

1.2.1 BP 神经网络模型 BP 神经网络中的误差反响传播算法是指当网络输出与期望输出的误差不能满足需要时而采用的一种有效的学习算法^[3,6]。其具有一个隐含层的三层神经网络,完全能够实现输入到输出的任意非线性逼真映射。

神经元模型的输出可表示为

$$O_i = f(\text{net}_i)$$

$$\text{net}_i = \sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \theta_i$$

其中, net_i 是模型第 i 个神经元输入总和,以 $\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j$ 的形式求和后形成激活函数 $f(\cdot)$ 的输入; θ_i 为神经元的阈值; $f(\cdot)$ 是传递函数,其常见形式有纯线性函数和非线性的 Sigmoid 函数,最后得出 SO₂ 转化率预测值。

根据上述原则,确定 SO₂ 转化率 BP 神经网络软测量模型为三层结构。由于冶炼烟气制酸 SO₂ 转化率的输入变量有 13 个、输出变量有 1 个,所以确定其神经网络的输入层节点为 13,输出层节点为 1,隐含

层为单层,隐含层的节点数用试算法求得。

1.2.2 RBF 神经网络模型 RBF 神经网络的思想就是采用 RBF 作为隐含层单元“基”构成隐含层空间,使用局部分布关于中心点对称的高斯函数作为 RBF。本文对 SO₂ 转化率模型的训练采用三层 RBF 神经网络,隐含层神经元的个数与样本训练的个数相同,用线性方程求取值和阈值,以获取较快的学习速度。

q 个隐含层神经元对应的径向基函数中心为 $C = X'$, q 个隐含层神经元对应的阈值为 $b_{11} = b_{12} = \dots = b_{1q} = \frac{0.832}{\text{spread}}$, spread 为径向基函数的扩展速度。

隐含层神经元的输出为 a_i 。假设 n 个模型输出层的神经元阈值 $b_2 = [b_{21}, b_{22}, \dots, b_{2n}]'$ 。RBF 神经网络隐含层输出到输出层是进行线性加权,可得

$$[W \ b_2] \cdot \begin{bmatrix} A \\ I \end{bmatrix} = Y \quad (1)$$

其中 $I = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times q}$, W 是隐含层和输出层之间连接的权值矩阵,由 (1) 式可求得

$$[W \ b_2] = Y \cdot \begin{bmatrix} A \\ I \end{bmatrix}^{-1}$$

一般情况下,RBF 神经网络径向扩展系数越大,融合预测结果就越平滑,但系数过大和过小会导致网格融合性能变差。本文通过实验找出适合的径向扩展系数,使融合模型性能最好。

2 SO₂ 转化率最优加权融合模型

加权融合是一种比较典型的信息融合方法,所以本文采用最优均方误差加权融合算法对 SO₂ 转化率进行建模和预测。首先建立 SO₂ 转化率最优加权融合模型的结构;然后求出两个融合加权系数,对 BP 神经网络和 RBF 神经网络融合结果进行融合,以此来提高 SO₂ 转化率的预测精度^[7-8]。

2.1 最优加权融合模型

本文提出的冶炼烟气制酸 SO₂ 转化率最优加权融合模型结构如图 1 所示。该结构对 13 个辅助变量进行预处理后,对 BP-RBF 预测模型的 SO₂ 转化率进行最优加权融合,进而求出输出 SO₂ 转化率的预测值。因 SO₂ 转化率模型在特征层采取最优加权融合算法,所以,该模型汇集了两种模型的性能优点,避免了单一神经网络模型存在的信息丢失问题,也能减少随机性,从而可实现多种信息互补,最终达到提高 SO₂ 转化率系统融合精度的目的^[8]。

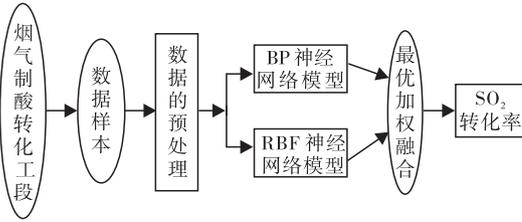


图 1 SO₂ 转化率最优加权融合模型结构

2.2 最优加权融合改进算法

为了不失一般性,需对最优加权融合算法进行改进,求出最优加权系数. 记 y_t 是第 t 个样本的真实值, \hat{y}_t 是第 t 个样本加权融合值. x_{it} 是第 i 个传感器在第 t 个样本输出值, 选取权值系数 $K = (k_1, k_2, \dots, k_m)$, 其中 k_i 为第 i 个传感器的加权系数, 且满足 $\sum_{i=1}^m k_i = 1$, 加权融合模型可以表示为

$$\hat{y}_t = \sum_{i=1}^m k_i x_{it} \quad t = 1, 2, \dots, n$$

$E_{(m)} = (E_{ij})_{(m)}$, $i, j = 1, 2, \dots, m$, E_{ij} 为第 i 个融合算法与第 j 个融合算法之间的误差平方和. 若加权系数向量 K^* 使组合预测值的均方误差 J 达到极小值 J_{\min} , 则 K^* 就是最优加权的系数向量, 其对应融合算法就是最优加权融合算法. 因此, 该算法的线性最优组合预测就转化为下列最优化问题:

$$\begin{cases} \min J = \frac{1}{n} K' E_{(m)} K \\ R' K = 1, R = [1, 1, \dots, 1]' \end{cases}$$

本文融合系统是由两个系统组成, 即取 $m = 2$, e_{1t}, e_{2t} 分别是两个系统的误差向量. 求得融合系统的条件极值, 融合加权系数分别为

$$\begin{cases} k_{BP} = \frac{\sum_{t=1}^n e_{2t}^2 - \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^n e_{1t}^2 + \sum_{t=1}^n e_{2t}^2 - 2 \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}} \\ k_{RBF} = \frac{\sum_{t=1}^n e_{1t}^2 - \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^n e_{1t}^2 + \sum_{t=1}^n e_{2t}^2 - 2 \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}} \end{cases}$$

3 最优加权融合预测模型的应用

为了验证信息融合模型的有效性, 本文采用经过预处理的某冶炼企业烟气制酸过程 DCS 系统实时在线测量值及有关化验值, 样本共 218 组. 数据预处理后样本降为 200 组, 其中, 建模样本 160

组, 校验样本 40 组. 为了评价不同模型的效果, 选用相对误差和均方误差对模型的性能进行量化评价.

采用 3 种模型预测 SO₂ 转化率的对比结果如图 2 所示, 其预测结果相对误差对比如图 3 所示. 进行 20 次实验, 3 种模型预测的 SO₂ 转化率均方误差如图 4 所示.

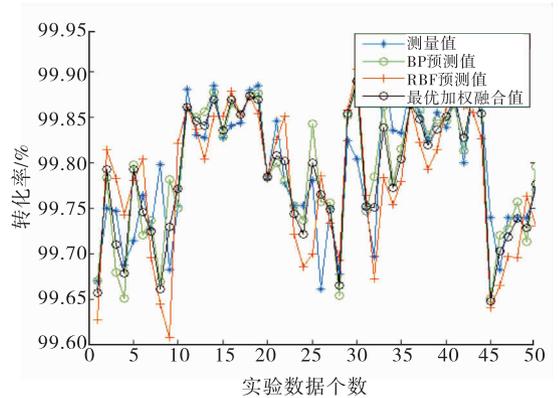


图 2 SO₂ 转化率预测结果对比

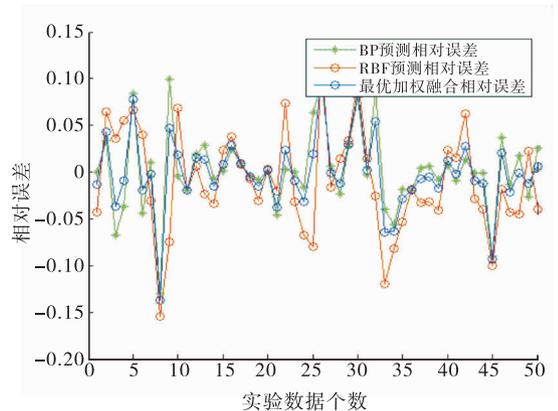


图 3 SO₂ 转化率相对误差对比

由图 2 可知, 3 种模型都能预测 SO₂ 转化率, 预测的结果与实际测量值大致趋势相同, 大部分预测值和测量值有较小的偏差.

图 3 表明, BP, RBF 神经网络模型预测相对误差有较大的波动, 而最优加权融合预测模型的相对误差有较小的波动, 这进一步说明, 采用最优加权融合算法预测 SO₂ 转化率更准确、更稳定.

由图 4 可知, 均方误差越小, 说明模型性能越好, 在 20 次实验中, BP 神经网络模型的均方误差值大部分都小于 RBF 神经网络模型, 而最优加权融合均方误差最小. 以上实验证明, 采用最优加权融合算法预测的 SO₂ 转化率模型性能最好.

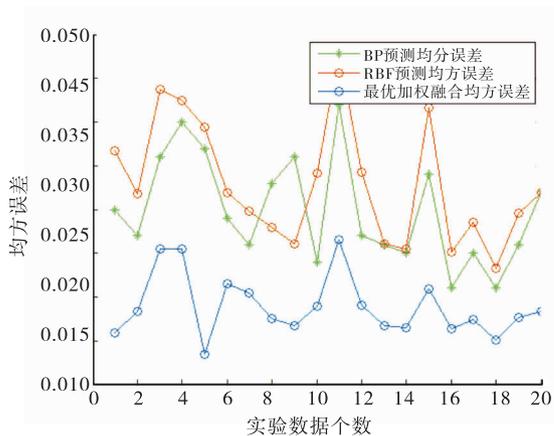


图4 SO₂ 转化率均方误差对比

4 结语

本文将 BP 神经网络、RBF 神经网络及最优加权融合模型应用到冶炼烟气制酸 SO₂ 转化率的预测中。实验表明:两种单一模型均具有有效性,但 BP 融合精度较高;两种单一模型加权融合后的模型性能最好。采用最优加权融合避免了单一模型信息的缺失,实现了信息互补,从而提高了 SO₂ 转化率预测精度。

(上接第 111 页)

4) 土体塌方概率随 $t(0.1 \leq t \leq 0.9)$ 的增大先减小后增大;随着 $b(0.1 \leq b \leq 1)$ 的增大而减小。可见,在考虑中间主应力的同时,对关键参数 t, b 的取值要格外慎重。

参考文献:

- [1] 黄志波,林从谋,陈莹,等.隧道洞口土体塌方的可靠度分析[J].华侨大学学报:自然科学版,2012,33(5):557.
- [2] 王迎超,尚岳全,徐兴华,等.隧道出洞口松散围岩塌方时空预测研究[J].岩土工程学报,2010,32(12):1868.
- [3] 苏雅,杨明辉,苏永华,等.深埋隧道衬砌稳定可靠度

参考文献:

- [1] 孙治忠,谢成,柴瑾瑜.金川公司冶炼烟气制酸技术创新回顾[J].硫酸工业,2014(2):10.
- [2] 潘立登,李大字.软测量技术原理与应用[M].北京:中国电力出版社,2009:1-4.
- [3] 周品.MATLAB神经网络设计与应用[M].北京:清华大学出版社,2013:153-184.
- [4] 王芹,王晓东,吴建德,等.神经网络和SVM多传感器融合的隧道CO体积分数研究[J].传感器与微系统,2012(7):6.
- [5] 黄清容.云铜冶炼烟气制酸系统DCS控制系统的升级改造[D].昆明:昆明理工大学,2010:4-12.
- [6] 李东玉,王睿.基于BP神经网络的阀控铅酸盐蓄电池劣化程度预测[J].郑州轻工业学院学报:自然科学版,2012,27(4):12.
- [7] 潘泉,王增福,梁彦,等.信息融合理论的基本方法与进展(II)[J].控制理论与应用,2012(10):1233.
- [8] 李伟,何鹏举,高社生.多传感器加权信息融合算法研究[J].西北工业大学学报:自然科学版,2010(5):674.

的Kriging插值法与遗传算法协同优化求解法[J].岩土力学,2013,34(9):2661.

- [4] 黄逸群,林从谋,黄清祥,等.隧道型钢喷混凝土初期支护的可靠度计算方法及应用[J].华侨大学学报:自然科学版,2014,35(2):212.
- [5] 苏永华,李翔,徐能雄,等.锚喷衬砌隧道结构稳定可靠度计算[J].土木工程学报,2011,44(3):113.
- [6] 郑强,林从谋,孟凡兵.采用统一强度理论的锚喷支护围岩弹塑性统一解[J].华侨大学学报:自然科学版,2011,32(3):322.
- [7] 俞茂宏,何丽南,宋凌宇.双剪应力强度理论及其推广[J].中国科学,1985,12:1113.
- [8] 周晓帆,李升才,张玉芳.城市供水管网抗震功能可靠性分析[J].郑州轻工业学院学报:自然科学版,2012,27(1):49.