

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2012.04.023

# 基于径向基函数神经网络的硫酸质量分数检测

彭传伟, 朱晓青, 柏化春, 邱 丽, 朱永祥

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

**摘 要:** 针对烟气制酸中的酸浓在线难以准确检测的问题, 提出了一种基于软测量技术的在线检测酸浓方法。通过对现场生产数据的采集和预处理, 建立了基于径向基函数神经网络的软测量模型; 再利用实验平台对该模型进行了验证。实验结果表明: 该模型可以得到较精准的硫酸质量分数, 能有效地指导生产, 具有良好的应用前景。

**关键词:** 软测量技术; 硫酸工艺; 径向基函数神经网络

**中图分类号:** TP183; TQ111.1      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1673-9833(2012)04-0101-04

## Sulfuric Acid Mass Fraction Detection Based on RBF Neural Network

Peng Chuanwei, Zhu Xiaoqing, Bai Huachun, Qiu Li, Zhu Yongxiang

(School of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

**Abstract:** A new detecting method based on soft sensor technology is introduced to solve the problem of sulfuric acid concentration on-line detection. The method completes on-site data acquisition and data preprocessing, establishes the soft-sensor model based on RBF neural network and verifies the model on experimental platform. The result shows that the model obtains accurate sulfuric acid mass fraction, which guides production effectively and has good application prospect.

**Keywords:** soft sensor technique; sulfuric acid process; radial basis function neural network

## 0 引言

在化工企业烟气制酸工艺中, 酸浓检测被认为至关重要, 因为酸浓是影响其产品质量的一项重要参数。烟气制酸是一个复杂、时滞、不稳定、非线性的工业过程, 其影响因素较多, 且机理复杂。目前, 市场上能满足硫酸酸浓在线准确检测的仪器仪表较少, 一般硫酸质量分数检测都是离线检测, 这样势必会影响检测结果的准确性, 难以准确指导在线生产。因此, 研究一种新型的在线检测酸浓仪表

是非常必要的。

随着现代科学技术的不断发展和计算机水平的飞速提高, 在生产中采用新型的测量技术获取一些重要的生产参数成为了一种可能, 软测量技术就是基于此类检测的要求应用而生。软仪表不但研发成本低, 而且各种变量检测都可以集中于一台计算机上, 不需要为每个变量配置新的硬件, 它既是对传统测量方法的有效补充, 又可以有效地解决相关的无法直接测量的难题, 因此, 将软测量技术应用于化工企业生产将成为未来检测方向的一个热点<sup>[1]</sup>。

收稿日期: 2012-05-12

基金项目: 湖南工业大学研究生科研创新基金资助项目(CX1201), 湖南省科技厅基金资助项目(2012GK3089)

作者简介: 彭传伟(1986-), 男, 河南信阳人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为复杂过程建模, 集成优化控制,

E-mail: pengchuanwei@126.com

软测量技术也称为软仪表技术 (soft-sensing technique), 是依据易测过程变量 (压力、温度等过程参数) 与难以直接测量的待测过程变量 (如硫酸浓度、化学反应速率等) 之间的数学关系 (软测量模型), 通过各种数学计算和估计方法, 从而实现计算机软件对待测过程变量的测量<sup>[2]</sup>。

根据理论工具和研究对象的不同, 所采用的建模方法也有所差别, 其中最为常用的有工艺机理分析、回归分析、模式识别和人工神经网络等建模方法。被广泛研究和使用的神经网络方法在处理较为复杂系统的建模问题上表现了其优越性, 神经网络具有自学习、自记忆、联想学习和非线性逼近的功能, 所以常用于复杂的工业生产过程的建模中。

本课题组着重研究化工生产中的硫酸质量分数检测。烟气制酸的生产系统具有非线性和不稳定性, 如果用一般方法对其建模是比较困难的, 而径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络可以较好地解决此类问题, 因为它具有较强的内插、外推、实时在线辨识等能力。因此, 本文采用基于 RBF 神经网络方法建立硫酸质量分数检测的软测量模型。

## 1 RBF 神经网络简介

RBF 神经网络是一种 3 层前馈网络, 主要用于函数逼近和分类。RBF 神经网络不仅结构简洁, 而且学习速率快, 还可以逼近任何非线性函数。

### 1.1 网络结构

20 世纪 80 年代末, J. Moody 和 C. Darken 提出了 RBF 神经网络, 其结构如图 1 所示。第一层为输入层, 第二层为隐含层, 第三层为输出层<sup>[3]</sup>, 从输入层到隐含层的变换是非线性的, 而从隐含层到输出层的变换是线性的。隐单元的变换函数采用 RBF, 它是一种局部分布的、中心径向对称衰减的非负非线性函数。

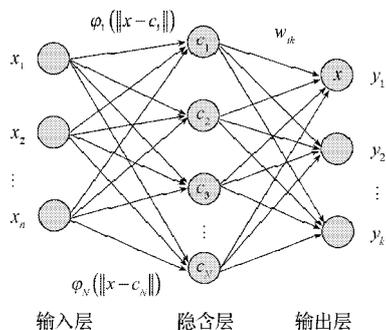


图 1 RBF 神经网络结构

Fig. 1 The structure of RBFNN

本文 RBF 采用高斯 (Gaussian) 函数, 即

$$\varphi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), i = 1, 2, \dots, N,$$

式中:  $c_i$  是第  $i$  个 RBF 的中心, 是与  $x$  具有相同维度的向量;

$\sigma_i$  是第  $i$  个隐层神经元的 RBF 宽度;

$\|x - c_i\|$  是向量  $x - c_i$  的欧氏范数, 它表示  $x$  与  $c_i$  之间的距离。

$\varphi_i(x)$  在  $c_i$  处有唯一的最大值, 随着  $\|x - c_i\|$  的不断增大, 则  $\varphi_i(x)$  会迅速衰减到零。对于先前给定的输入  $x \in \mathbf{R}^l$ , 只有很小一部分靠近中心  $c_i$  的输入会被启动, 即 RBF 是一个具有局部感受特性的函数形式<sup>[4]</sup>。假设 RBF 神经网络的隐层神经元 (隐层节点) 个数为  $N$ , 其网络的输出形式为

$$\hat{y} = f(x) = w_0 + \sum_{i=1}^N w_i \exp\left(-\|x - c_i\|^2 / 2\sigma_i^2\right),$$

式中:  $w_0$  是偏差;

$w_i$  是隐含层和输出层之间的链接权值。

### 1.2 学习算法

确定了网络的输入和输出样本后, 就要选取 RBF 神经网络的学习算法, 该算法要满足下列要求:

1) 确定网络隐含层的节点数目, 即设计一个网络结构。

2) 确定各个 RBF 中心。

3) 修正网络输出权值。确定了网络的结构、数据中心和扩展常数之后, RBF 神经网络的输入到输出就成了一个线性方程组。权值学习可采用 RLS 方法递推计算从而大幅度提高计算速度并且能够避免局部极小问题。本文采用梯度下降法学习。

RBF 神经网络的梯度下降训练方法就是利用负梯度方向来决定每次迭代的新搜索方向, 且每次迭代能使待优化的目标函数逐步减小。建立学习过程的第一步是定义函数的瞬时值, 即

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N e_j^2,$$

式中:  $N$  是用于训练的样本数目;

$e_j$  是误差信号值, 即

$$e_j = y_j - F(x_j) = y_j - \sum_{i=1}^h w_i \varphi(x_j).$$

目标是要找到使  $E$  最小的自由参数  $w_j, c_j, \sigma_i$  的值。

## 2 酸浓检测过程建模与仿真实现

### 2.1 烟气制酸工艺简介

由于大部分冶炼原料均为金属硫化物, 因此, 在冶炼中会释放大量含有  $\text{SO}_2$  等的有害气体, 且其对环

境的污染十分严重。可以通过冶炼烟气制酸的途径解决这个问题,它既可以充分有效地利用有害气体资源,又可以减少环境污染,还可以为企业增加效益。本课题组的研究对象是本地一家冶炼集团的烟气制酸厂,该厂的沸腾炉对锌精矿焙烧时会产生大量的有害气体(主要含 $\text{SO}_2$ )。

烟气制酸工艺主要包括5个工序:净化、干燥、转化、吸收及尾气排放,即 $\text{SO}_2$ 烟气的净化、除杂质; $\text{SO}_2$ 烟气的干燥; $\text{SO}_2$ 转化成 $\text{SO}_3$ ; $\text{SO}_3$ 的吸收( $\text{SO}_3+\text{H}_2\text{O}=\text{H}_2\text{SO}_4$ );尾气吸收与排放。硫酸质量分数检测主要在第四步吸收工序中进行<sup>[5]</sup>,其主要任务是完成工业硫酸的生产。但是,在该生产过程中硫酸质量分数会随着生产环境和生产条件的变化而改变,故在此阶段实时检测其质量分数对生产出的硫酸品质至关重要。只有准确检测出硫酸质量分数,才能有效地指导产品生产。

## 2.2 数据采集与软测量模型建立

硫酸生产过程是一个复杂的、不稳定的过程。本文先从生产工艺出发,定性分析影响其质量分数的相关因素(主要有温度、压强、烟气流量等);再根据工艺特点确定神经网络的输入变量和输出变量,输入变量为 $\text{SO}_3$ 进气量、喷水量、反应过程中的温度、反应时压强、空气流量,输出变量为硫酸质量分数。根据以上分析,本文数据均在硫酸生产过程分布式控制系统(distributed control systems, DCS)上采取,经过整理共获得有效数据120组,其中,随机选取100组数据作为训练样本数据,剩余的20组数据作为测试样本数据。

RBF神经网络模型的建立过程如下:先根据现有的经验对神经网络进行训练;再用测试样本数据去检验已训练好的神经网络;最后再对模型进行综合评价<sup>[6]</sup>。

## 2.3 软测量模型仿真分析

根据前文对模型的综合分析,运用Matlab仿真软件建立软测量模型。Matlab软件具有强大的功能,为本实验提供了非常便利的实验条件,可以利用Matlab仿真软件的神经网络工具箱中的newrb()函数建立RBF神经网络。该函数可以自动增加网络隐含层的神经元的数目,直到达到实验要满足的精度要求为止。newrb()函数的调用格式为

$\text{net}=\text{newrb}(\text{P}, \text{T}, \text{GOAL}, \text{SPREAD}, \text{MN}, \text{DF})$ ,

其中:P为输入变量;

T为输出变量;

GOAL为均方误差;

SPREAD为径向基分布密度,默认值为1;

MN为神经元的最大数目;

DF为两次显示之间所添加的神经元的数目。

仿真实验用sim()函数实现<sup>[7]</sup>。100组训练样本数据的实验仿真逼近曲线见图2。实验结果表明,逼近曲线拟合较好,误差小。

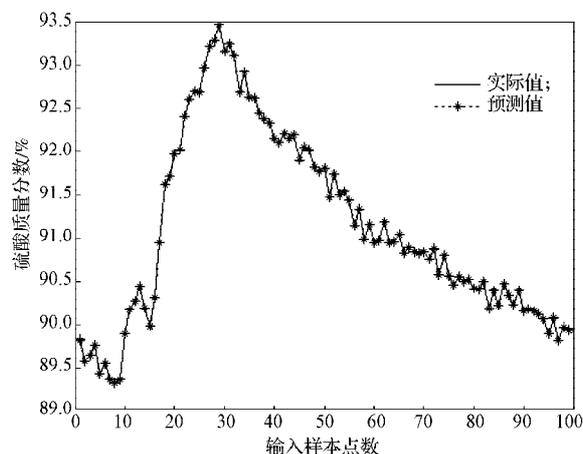


图2 酸质量分数RBF神经网络的逼近曲线图

Fig. 2 The approximation curve of acid mass fraction RBFNN

20组测试样本数据的实验预测曲线见图3。实验结果表明,RBF神经网络<sup>[8-10]</sup>能较好地满足测量实验要求。

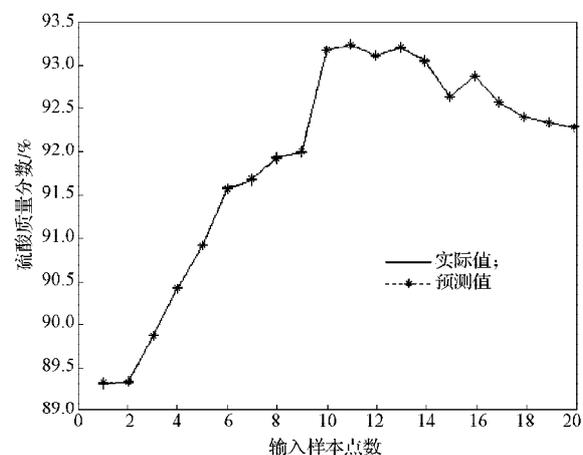


图3 测试样本数据的酸质量分数测量曲线图

Fig. 3 Acid mass fraction measurement curve for the tested sample data

## 3 结语

本文提出了工业制酸过程中硫酸质量分数的软测量方法,软测量方法采用RBF神经网络。该方法避免了离线检测的弊端,能较好地指导生产。仿真实验结果表明,RBF神经网络模型不但能较好地拟合酸质量分数,而且还可以有效地预测酸质量分数,

因此,该模型具有较高的实用价值。

#### 参考文献:

- [1] 赵起,王贵成.谷氨酸发酵过程菌体浓度监测系统的设计[J].发酵科技通讯,2010(4):26-28.  
Zhao Qi,Wang Guicheng. Design of Bacteria Concentration Monitoring System in Glutamate Fermentation Process[J]. Fermentation Technology Communication, 2010(4): 26-28.
- [2] 李海清,黄志尧.软测量技术原理及应用[M].北京:化学工业出版社,2000:15-20.  
Li Haiqing, Huang Zhiyao. Soft Measurement Technology Principle and Application[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2000: 15-20.
- [3] 胡斌,王敬志,赵英.基于并行PSO算法的RBF建模[J].工业控制计算机,2011,24(4):57-58.  
Hu Bin, Wang Jingzhi, Zhao Ying. RBF Modeling Based on Parallel Particle Swarm Optimization[J]. Industrial Control Computer, 2011, 24(4): 57-58.
- [4] 谌爱文.基于BP和RBF神经网络的数据预测方法研究[D].长沙:中南大学,2007.  
Shen Aiwen. Research of Data Forecast Method Based on BP and RBF Neural Network[D]. Changsha: Central South University, 2007.
- [5] 闫冬.硫酸串酸控制系统的设计与开发[D].株洲:湖南工业大学,2011.  
Yan Dong. Design and Development of Sulfuric Acid-Connecting Fuzzy Control System[D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2011.
- [6] 杨旭.基于RBF神经网络的工业过程建模与优化研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2009.  
Yang Xu. Research on Industry Process Modeling and Optimization Based on RBF Neural Network[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2009.
- [7] 袁红霞,杨英杰.基于RBF网络的胶磷矿浮选精矿指标预测模型[J].化工矿物与加工,2011(2):1-4.  
Yuan Hongxia, Yang Yingjie. Prediction Model of Flotation Concentrate Indexes Based on RBF Neural Network[J]. Industrial Minerals and Processing, 2011(2): 1-4.
- [8] 王艳琼,白秀琴.基于BP神经网络模型的水质评价及预测[J].武汉工业学院学报,2007,26(1):64-67.  
Wang Yanqiong, Bai Xiuqin. Prediction and Evaluation of Water Quality Using BP Neural Network[J]. Journal of Wuhan Polytechnic University, 2007, 26(1): 64-67.
- [9] 武开福,曹伟.基于RBF神经网络的农田土壤含盐量预测[J].节水灌溉,2011(1):18-20.  
Wu Kaifu, Cao Wei. Prediction of Farm Soil Salt Content Based on Radial Basis Function Neural Network[J]. Water Saving Irrigation, 2011(1): 18-20.
- [10] 王剑,薛飞.一种RBF神经网络的自适应学习算法[J].现代电子技术,2011,34(3):141-143.  
Wang Jian, Xue Fei. Self-Adaptive Nonlinear Approximation Algorithm of RBF Neural Network[J]. Modern Electronics Technique, 2011, 34(3): 141-143.

(责任编辑:邓彬)