

文章编号: 1002-0411(2001)02-189-04

# 基于神经网络的火电厂烟气含氧量软测量

韩 璞 王东风 翟永杰

(华北电力大学动力系 保定 071003)

**摘 要:** 介绍了测量仪表及过程控制中的软测量技术, 讨论了软测量技术的有关问题和开发策略, 提出了基于一种复合型神经网络的火电厂烟气含氧量软测量模型, 并且用它对火电厂烟气含氧量的软测量进行了建模仿真验证, 现场不同负荷下的实测数据仿真验证结果表明了软测量方法的有效性, 最后给出了应用前景展望.\*

**关键词:** 烟气含氧量; 软测量; 神经网络

**中图分类号:** TP183

**文献标识码:** B

## SOFT-SENSING OF O<sub>2</sub> CONTENT IN FLUE GAS OF POWER PLANT BASED ON NEURAL NETWORKS

HAN Pu WANG Dong-feng ZHAI Yong-jie

(Department of Power Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003)

**Abstract:** This paper presents the soft-sensing technology and problems related with its application in industry. Soft sensor model based on feedforward neural network for O<sub>2</sub> content in flue gas of power plant is put forward, a simulation of O<sub>2</sub> content in flue gas of power plant is given. The results show that soft sensor technique is effective.

**Keywords:** coal-fired power plant; O<sub>2</sub> content in flue gas, soft sensor, neural networks

### 1 引言(Introduction)

目前测量烟气含氧量的氧量分析仪精度不高, 投资大, 使用寿命短, 而且测量滞后较大, 不利于过程的在线监视和提供在线闭环控制所需的反馈信号, 从而直接影响经济燃烧。近年来, 对软仪表的研究十分活跃。软仪表也可称为虚拟仪表, 一般认为它是仪表技术发展的第五个阶段, 这五个阶段是模拟仪表、电子仪表、数字仪表、智能仪表、虚拟仪表。软仪表指在测量中, 不存在直接的物理传感器实体, 而是利用其它由直接物理传感器实体得到的信息, 通过数学模型计算等手段得到所需检测信息的一种功能实体。这足以可见, 软件部分是软仪表技术的核心部分。软仪表不仅可以解决工程上某些变量值难以准确检测的问题, 而且也可以为用硬件方法能检测到的变量提供校正参考, 可靠的软仪表可以避免昂贵的硬件设备费用。本文利用神经网络进行火电厂烟气含氧量的软测量进行研究。

### 2 软测量方法原理(Principle of soft sensor

### technology)

软测量主要依据对可测量过程变量(称为辅助变量, 如温度、压力等)与难以直接检测的待测变量(称为主导变量, 如产品分布、物料成分等)的数学关系的认识, 采用各种计算方法, 用软件实现对待测变量的测量或估计。

在软测量仪表的开发与实现过程中, 主要要解决好以下四个方面的问题: 软仪表模型的构造; 二次测量变量的选择; 输入数据的处理; 在线校正。

#### 2.1 软仪表模型的构造

软仪表的工作原理, 就是在常规监测的基础上, 利用辅助变量与主导变量的关系, 通过软件计算, 得到主导变量的测量值。构造软仪表的实质, 就是建立辅助变量与主导变量的关系, 从数学上讲, 就是一个建模问题。

智能软仪表模型包括模糊模型和人工神经网络模型等多种形式, 其优点在于可以较好地逼近非线性特性, 尤其适应于复杂、难以精确描述的系统。

\* 收稿日期: 2000-07-25

其中人工神经网络模型具有较强的自学习能力,但网络的适应性对训练方法好坏及其分布的依赖性很大<sup>[1]</sup>.

## 2.2 二次测量变量(辅助变量)的选择

包括选择二次测量变量的类型、数量及测量点三个方面.一般来说,辅助变量个数应不少于被估计的变量数;测量点选择应结合现场情况,考虑经济性、可维修性等因素确定.

## 2.3 输入数据的处理

软仪表的核心是数值计算,来自现场的过程数据,一般以工程量表示,各个变量之间的标度可能差别较大,这种差别对数值计算的精度和稳定性都有很大影响.为了方便处理和精度,应采用合适的因子对工程量输入进行适当的标度变换或数据转换,降低非线性特性,也可采用权函数对变量的动态特性进行补偿<sup>[2]</sup>.

## 2.4 在线校正

由于过程的复杂本质、时变性以及测量噪声干扰等影响,随着过程稳态工作点的漂移或生产方案的调整,过程工况发生变化,控制对象特性也会发生变化.而软仪表本质上是基于广义模型的,因此过程软仪表在投运过程中,模型的在线校正功能是至关重要的.必须根据特性的变化,修正软仪表模型,调整仪表输出,以适应变化的工况.在现场实施时还应注意保持样本数据与过程数据之间在时序上的匹配.

## 3 基于神经网络实现烟气含氧量软测量模型(Soft sensor model of O<sub>2</sub> content in flue gas based on NN)

前有所述,通过数据直接建立辨识模型是常被采用的方法.在这类方法中,基于前向神经网络建立的软测量模型是比较有效的一种,因为前向神经网络能较为有效地处理过程的非线性和滞后,同时它不需要很多工业过程的先验知识,而是根据输入输出数据直接建模.

### 3.1 复合型前向神经网络及学习算法

为了更好地学习系统的特性,本文采用如图1所示的复合型前向神经网络(CFNN)结构.该神经网络由一个具有隐层的三层前向网络NN1和一个不含隐层的线性前向网络NN2并联构成.不含隐层的前向网络在实现线性映射时非常快,多层前向网络则能实现非线性映射,因而CFNN具有快的收敛性和好的映射关系.NN1隐节点的作用函数为S型

函数  $f_s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ , 网络的权值  $w_{ij}$ ,  $h_j$  和  $c_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ ) 是根据线性样本集按照某种算法进行离线学习修正,以使误差函数最小而得到的.确定权值的过程即是神经网络的学习过程.一旦权值确定下来,则神经网络模型也就确定下来.

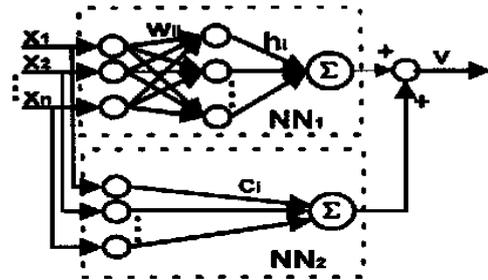


图1 复合型前向神经网络模型

Fig. 1 Composite feed forward NN model

设有  $N$  组学习样本  $(x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}, v_k)$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ), 则极小化误差函数为

$$\min_{w_{ij}, h_j, c_i} E = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N (v_k - \hat{v}_k)^2$$

式中  $\hat{v}_k$  为样本输出;  $v_k$  为网络实际输出.学习算法采用改进的BP算法<sup>[3,4]</sup>,其基本思想是,若连续两次迭代误差梯度  $\partial E / \partial W(k)$  的符号相反,则意味着沿这一方向下降过多,应对其罚,减小步长;相反,若连续两次迭代使  $\partial E / \partial W(k)$  符号相同,则表明下降慢了,没有达到极小点,应对其奖,增加步长.这样,通过记忆梯度方向  $\partial E / \partial W(k)$  符号变化的频度信息,实现自适应步长算法.具体计算如下:

1) 对权值及阈值进行初始化;

2) 对于所有样本,先从输入层到输出层依次计算网络各层输出,再从输入层、输出层反向计算各层的  $\partial E / \partial u_i$ ;

3) 修正权值

$$\begin{aligned} w_{ij}(n+1) &= w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n), \\ \Delta w_{ij}(n) &= -\eta_{ij}(n) \partial E / \partial W_{ij}(n) + \alpha \Delta w_{ij}(n-1), \\ \eta_{ij}(n+1) &= \eta_{ij}(n) + \Delta \eta_{ij}(n), \\ \Delta \eta_{ij}(n) &= \epsilon \lambda \eta_{ij}(n-1). \end{aligned}$$

上式中  $0 < \epsilon < 1$ , 可取  $0.2 \sim 0.4$ , 视具体情况而定;  $\alpha$  为冲量因子, 常取  $0.8 \sim 0.96$ ;

$$\lambda = \text{sign}[\partial E / \partial W_{ij}(n) \cdot \partial E / \partial W_{ij}(n-1)]$$

在权值修正时,在每个加权调节量上加一项正比于前次加权变化量的值,使调节过程向着凸点的方向变化,而不产生大的摆动,起到缓冲平滑的作用.

网络通过不断的迭代学习来修正权值,直到网络与样本的输出误差  $E$  小于某一正数  $\epsilon$ , 即可认为

网络建模过程结束。

### 3.2 烟气含氧量软测量模型的实现

采用神经网络进行烟气含氧量的软测量, 软测量模型中二次测量变量的选择(即软测量模型的输入)应为能反映负荷、燃料、排烟、风量等对烟气含氧量有直接或隐含关系的可实时检测变量。因此, 我们选择主蒸汽流量、给水流量、燃料量、排烟温度、送风量、送风机电流、引风量、引风机电流等工艺参数作为软测量模型的输入, 来估算出烟气含氧量以供监视和控制之用。

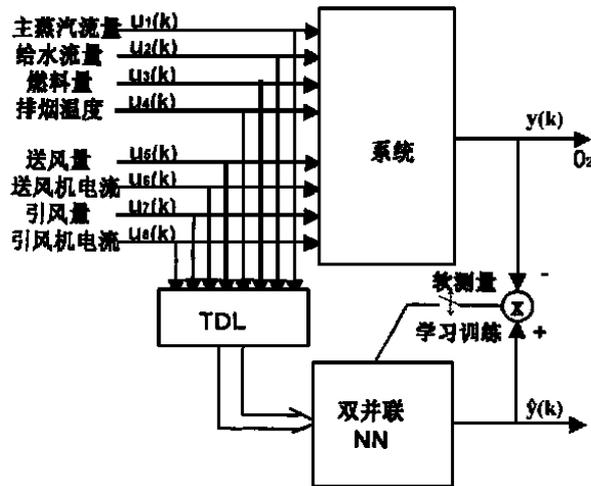


图 2 用复合 NN 进行  $O_2$  软测量系统框图

Fig. 2 A frame of  $O_2$  soft sensor based on CFNN

通过现场收集的数据作为训练样本以训练复合 NN, 训练目标函数为,

$$\min_{w_{ij}, h_j, c_i} E = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

式中  $N$  训练样本数据组数, 训练好的网络作为软仪表模型。基于复合神经网络的烟气含氧量软仪表  $I/O$  结构如图 2 所示。其中  $y(k)$  表示  $O_2$  测量值,  $\hat{y}(k)$  表示软仪表输出值, TDL 表示带轴头的时间延迟线。

### 4 现场实测数据验证 (Testing of real data acquired from industrial field)

某 20 万千瓦机组在 80% 负荷下连续采样实测的 100 组数据, 由于系统的局部线性化模型是自回归滑动平均模型, 即使用神经网络等非线性建模方法也存在相似的问题, 亦即当前时刻的  $O_2$  不仅与当前时刻的辅助输入变量  $u_1(k), u_2(k), \dots, u_8(k)$  有关, 还与  $k$  时刻以前的  $O_2$  和  $k$  时刻以前的辅助输入变量  $u_i(k-1), u_i(k-2), \dots, u_i(k-n_i) (i=1, 2, \dots, 8)$  有关。因此, 我们使用后 80 组数据, 这 80 组数

据又分为两组, 前 60 组用于对复合型神经网络进行训练, 后 20 组用于对训练好的神经网络软测量仪表进行检验。从图 2 所示的软测量系统框图, 我们可以看到, 系统的输入中主蒸汽流量、给水流量、燃料量、排烟温度、送风量、送风机电流、引风量、引风机电流是比较容易测量得到的量, 而送风量和引风量一般是比较难以测量到其准确数值的, 因此, 从实用性出发, 我们先只使用除送风量和引风量之外的 6 个输入量进行软测量计算, 此时我们进行神经网络软测量仪表检验时得到的最大相对误差是 8.8%, 好在从现场测量这批数据的时候, 机组的 DCS 系统提供给我们风量数据比较准确, 所以我们又使用了以上 8 个输入量进行神经网络软测量仪表的训练学习和检验, 得到的最大相对误差是 4%, 这也正说明了送风量和引风量对烟气含氧量的影响是很大的。尽管如此, 并不表明对烟气含氧量的软测量没有意义, 这表现在两个方面, 一是前文所述的对烟气含氧量进行软测量的必要性和重要性, 二是可以通过对现场的了解, 用一定的函数拟合出送风量及引风量与送风机电流及引风机电流等参数的关系, 或者直接在现场机组方面尽量做到能够获得比较准确的风量测量值。实际计算过程中, 对于 8 个输入的情况, 我们使用的单隐层前向神经网络 NN1 的隐层为 12 个节点, 为了加快收敛速度, 输入层至隐层的初始权值使用 MATLAB 工具箱函数 `nw tan(S1, R)` 确定, 隐层至输出层以及线性前向网络 NN2 的初始权值使用 MATLAB 工具箱函数 `rands(S2, S1) * 0.5` 确定<sup>[5]</sup> (其中  $R, S_1, S_2$  分别是神经网络输入层、隐层和输出层的节点数, 对线性前向网络 NN2,  $S_1$  是输入层的节点数)。图 3 给出了整个复合神经网络 NN 经过对前 60 组数据以 3.2 节中的目标函数, 采用批处理的学习方式进行 12,000 次学习过程中, 输出误差的收敛情况。表 1 给出了学习过程结束后, 对余下 16 组数据即  $O_2$  的检验情况(同一工况的泛化), 从表 1 可以看出, 最大相对误差是 4%, 训练好的神经网络软测量仪表可以达到测量氧量的目的。虽然神经网络软测量模型是在 80% 负荷数据下训练的, 但对于其它负荷下的数据检验(不同工况的泛化)表明, 即使在 95% 和 70% 负荷时不重新训练而直接使用, 其测量结果也能达到较好的精度, 最大相对误差是 6%。对此, 作者进行了大量的仿真验证, 限于篇幅,

部分结果从略.

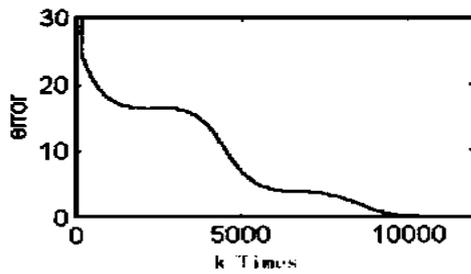


图3 神经网络训练过程误差收敛情况

Fig. 3 Output error during NN learning

表1 软仪表测量值与实际测量值的  
仿真结果比较:

Tab. 1 Comparison of simulation results from soft  
sensor and real values

序号	实际测量值	软仪表测量值	序号	实际测量值	软仪表测量值
1	5.11%	5.221%	9	5.77%	5.465%
2	5.14%	5.036%	10	5.82%	5.523%
3	5.16%	5.072%	11	5.88%	5.681%
4	5.19%	5.290%	12	5.73%	5.970%
5	5.25%	5.441%	13	6.20%	6.511%
6	5.27%	5.082%	14	6.12%	6.025%
7	5.40%	5.703%	15	6.00%	6.330%
8	5.36%	5.657%	16	6.29%	6.545%

## 5 烟气含氧量软测量的应用前景与展望 (Application prospect of soft-sensing technology for O<sub>2</sub> content in flue gas)

软测量技术是解决工业过程中普遍存在的一类难以在线测量变量估计问题的有效方法,它克服了人工分析及在线分析仪表的诸多不足,是实现在线质量控制及先进控制、优化控制的前提和基础.

软测量技术与控制技术可以方便地在同一仪表中实现,采用现场总线的智能仪表以后,在同一仪表

中实现多个回路的控制将成为可能,对采用分散控制系统的用户来说,软测量的数学模型能方便地在DCS中实现.因此在不增加或少增加投资的条件下,软测量技术将会得到广泛的应用.

烟气含氧量软测量技术为火电厂的氧量测量提供了新的手段,实现送风系统的推断控制将成为可能,对实现燃烧系统的闭环控制和优化调整具有重要的意义.另外,还可以对现有的氧量测量仪提供校正参考,为运行人员提供良好的监视数据.作者下一步的工作是将其应用于电厂热工过程燃烧系统的推断控制和优化运行.

## 参 考 文 献 (References)

- 1 张明君,皮道映,孙优贤.基于工程应用观点的软仪表开发策略.化工自动化及仪表,1996,(6):34~36
- 2 Brosilow C B. and Joseph B. Inferential Control of Process: Part 2, The Structure and Dynamics of Inferential Control Systems. J. of AIChE, 1978, 24(3): 492~500
- 3 Leonard J, Kramer M A. Improvement of the Back Propagation Algorithm for Training Neural Networks. Computers Chem. Eng. 1990, 14(3): 337~341
- 4 刘丁,浅田.神经网络学习的加速算法(日文).见:日本情报通讯学会春季大会论文集,东京:日本电子情报通讯学会,1992,(6):157~158
- 5 丛爽编著.面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用.合肥:中国科学技术大学出版社,1998

## 作者简介

韩璞(1959-),男,教授.研究领域为智能控制理论及应用,计算机辅助工程等.

王东风(1971-),男,博士.研究领域为预测控制,自适应控制,智能控制等.

翟永杰(1972-),男,博士生.研究领域为软测量技术,预测控制.