

基于神经网络的电除尘器效率在线确定方法

李大中¹, 田 莉¹, 张政委², 刘淑平³

(1. 华北电力大学自动化系, 河北 保定 071003; 2. 大唐许昌 龙岗发电有限责任公司, 河南 禹州 452500;

3. 华北电力大学 信息与网络管理中心, 河北 保定 071003)

摘 要: 影响电除尘器效率的因素很多, 导致电除尘器的效率难以在线确定, 基于该问题提出了一种用神经网络构建电除尘器效率模型的新方法, 在此神经网络模型中只需要输入锅炉蒸发量、处理烟气量、灰分、粉尘粒径和粉尘比电阻等运行参数, 即可实现电除尘器效率的在线测定。仿真表明, 该神经网络模型具有良好的逼近实际系统的效果, 为电除尘器系统的进一步建模和优化控制提供了参考。

关 键 词: 神经网络; 电除尘器; 除尘效率

中图分类号: TP183 文献标识码: A

1 引 言

电除尘器作为高效除尘设备, 20 多年来广泛应用于电力行业。在国内, 电除尘器大都配有专门的运行操作人员, 整个静电除尘器的监控管理工作仍处于人工状态。电除尘器长期使用往往存在除尘效率下降的问题, 这是由于缺乏重要参数的实时动态显示, 使运行人员无法及时掌握运行参数进行故障诊断和采取相应的调整措施。目前很多研究人员致力于开发电除尘器的集散控制系统^[1], 实现电除尘器系统的一些重要参数, 如温度、压力和电气量(电压/电流)等的上位监控, 但除尘效率能否也在线监控呢, 这始终是一个很难确定的问题。

目前尚无直接测量除尘效率的工具, 工程上多采用等速采样法, 即在电除尘器进、出口布置测点, 将实验前后所用滤筒烘干称重, 用重量法计算除尘效率。因为测点有限, 而且气流断面的含尘浓度分布不均, 再加上测量中的一些人为因素, 将会给实验结果造成很大的误差。理论方面, Deutsch 在 1922 年推导出著名的收尘效率公式^[2]:

$$\eta = 1 - e^{-\frac{A}{Q}\omega} \quad (1)$$

其中: A —沉淀极板的面积; Q —被处理的烟气量;

ω —粉尘驱进速度。

式(1)在推导过程中有很多假设与实际过程有差异, 而且粉尘驱进速度也受到很多因素的影响。因此人们认为电除尘器的设计是一种“艺术”, 这显然反映出 Deutsch 公式的不足, 最近几年许多国家采用下列修正公式进行修正^[3]:

$$\eta = 1 - e^{-\left(\frac{A}{Q}\right)^K \omega} \quad (2)$$

尽管不少文献中对此公式进行了修正, 但在实际中很少付诸实现, 因为除尘效率要受粉尘性质、烟气特性、结构因素和运行条件等诸多因素的影响, 其中任意一个因素的变化都会影响到除尘效率。这是一个典型的非线性强耦合的系统。本文利用神经网络的并行信息处理能力、非线性映射能力和自学习能力, 构建了除尘效率模型, 可以在线实时地获得电除尘器的效率, 为运行操作人员进行故障诊断和维护提供直观准确的信息。

2 神经网络模型的构建

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络具有逼近任意非线性函数的能力, 而且结构和学习算法简单明确。

BP 神经网络对模型的辨识已经发展到了一个很成熟的阶段。对于有着复杂内部机理的黑箱问题有着良好的应用前景。其原理是输入信息正向传递, 实际输出和样本输出做比较, 未达到给定误差范围时, 沿误差函数对网络权值和阈值的梯度方向反向修正, 直到网络所有学习样本训练结束, 测试样本满足可接受的误差范围为止。实质上是建立了输入和输出之间的一个稳定的映射, 这个映射关系蕴涵于网络的权值和阈值中, 经过训练的网络, 对于不是

本集中的输入也能给出合适的输出, 即有泛化能力。从函数拟合的角度看, BP 网络具有插值功能。BP 算法认为, 网络中所有单元都对输出误差有着或大或小的“责任”, 这种对误差所负的责任由输出层开始经各连接向回逆层传播, 直到输入层为止^[3]。BP 神经网络对模型的辨识其机理正好符合电除尘器除尘效率受许多并行因素影响且无法准确按机理建模的情况。

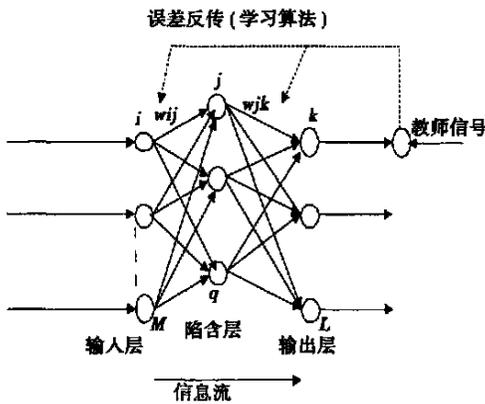


图 1 神经网络结构

2.2 除尘效率神经网络模型的构建实例

2.2.1 影响除尘效率的因素

影响除尘效率的因素很多, 大体上分为烟气特性、粉尘性质、结构因素和运行因素等, 一些文献对此进行了定性讨论^[4-5], 本文作一简略探讨。锅炉蒸发量增大将直接导致烟气量增加, 由 Deutsch 式(1)可以看出, 当其它条件一定时, 烟气量增加就会

降低除尘效率; 灰分在很大程度上决定烟气的含尘浓度, 烟气含尘浓度过大, 形成的空间电荷效应加大, 当达到某一极限时, 通过电场的电流趋于零, 发生电晕封闭, 使除尘效率下降; 粉尘粒径对除尘效率影响也很大。根据式(3)可知粉尘粒径增大^[2], 可使粉尘驱进速度增加, 从而根据 Deutsch 式(1), 除尘效率增加:

$$\omega = DE^2 d_p / 6\pi\mu \quad (3)$$

式中: ω —粉尘驱进速度; D —与粉尘性质有关的常数; E —电场场强; μ —烟气黏度; d_p —粉尘粒径。

对于粉尘比电阻, 电除尘器有个适应范围, 一般在 $10^4 \sim 10^{11} \Omega \cdot \text{cm}$, 高比电阻粉尘易发生反电晕, 低比电阻粉尘会使得粉尘在阴阳极板间来回跳跃, 导致除尘效率的降低。此外, 减少漏风、合理的供电和振打周期也是必要的。本文抽取了锅炉蒸发量、处理烟气量、灰分、粉尘粒径、粉尘比电阻为网络的输入参数, 旨在通过效率的测定, 发现效率下降后, 则根据其参数的异常情况及时进行相应的改进和调节。

2.2.2 除尘效率的神经网络构建

本文的数据样本源自文献[6]中电除尘器仿真机, 在一定的实验初始条件下, 通过降负荷以及改变灰分、粉尘粒径、比电阻等因素做了全面的实验, 训练学习样本为 15 个(见表 1)。网络有 5 个输入, 1 个输出, 采用一个隐层, 经反复训练知隐层节点数为 20 时, 网络的泛化能力最好, 即为 5—20—1 的结构。隐层采用双曲正切函数作为激励函数, 输出层采用线性结构。网络结构如图 2 所示。

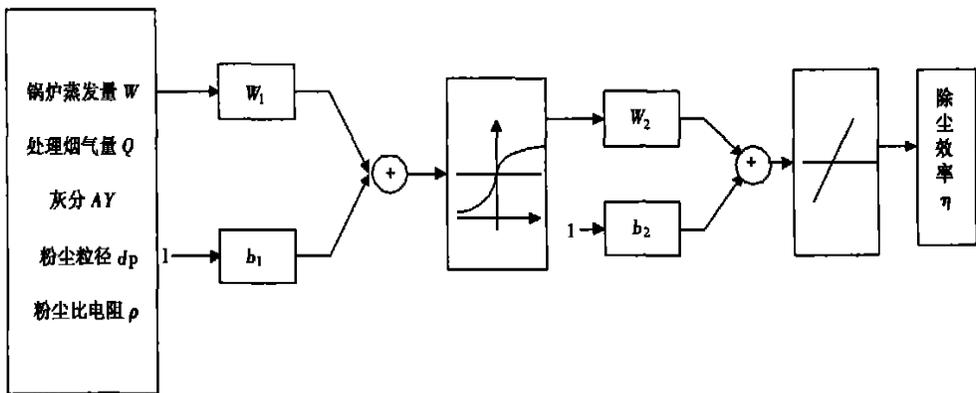


图 2 电除尘器效率的 BP 网络结构

表 1 训练学习样本

锅炉蒸发量 / t·h ⁻¹	烟气量 / m ³	燃煤灰分 / %	粉尘粒径 / μm	比电阻 (× 10 ¹⁰) / Ω·cm	效率 / %
920	1 783 951	27	20.69	9.88	98.75
860	1 674 823	27	20.69	9.88	98.69
800	1 552 468	27	20.69	9.88	98.65
720	1 398 822	27	20.69	9.88	98.56
980	1 901 889	14	20.69	9.88	98.56
980	1 901 889	27	20.69	9.88	98.78
980	1 901 889	34	20.69	9.88	98.84
980	1 901 889	40	20.69	9.88	98.89
980	1 889 731	27	14.05	9.88	98.61
980	1 896 271	27	18.82	9.88	98.71
980	1 904 161	27	24.46	9.88	98.97
980	1 898 723	27	30.02	9.88	99.10
980	1 901 889	27	20.69	0.089 7	98.80
980	1 901 889	27	20.69	0.88	98.79
980	1 901 889	27	20.69	77.4	98.78

3 算法的改进

3.1 数据处理

因为激励函数是一条输出为[-1, 1]之间的S形状的曲线,当输入在(-1, 1)范围内时,输出变化率比较大,而在(-1, 1)范围之外,则变化率非常小,达到饱和,所以本文对所有输入样本值SV进行了归一化处理。

$$[SV] = (SV - SAV) / SAV \quad (4)$$

式中:[SV]—归一化处理值;SV—输入样本值;SAV—输入样本集算术平均值。

3.2 基本 BP 算法改进

3.2.1 收敛速度问题

标准 BP 算法在修正权值 W(K)时,只是按照 K 时刻的负梯度方式进行修正,而没有考虑到以前积累的经验,即前时刻的梯度方向,从而使学习过程发生振荡,收敛缓慢。为此可采取加动量项的方法,实质上相当于阻尼项,它减少了学习过程中的振荡趋势,从而改善收敛性。另外标准 BP 算法收敛速度慢的另一个重要原因是学习率选择不当。在误差曲面上处于平坦区,若学习率选的太小,收敛太慢;而当落到误差剧烈变化的地方,学习率选得太大,则有可能修正过头,导致振荡发散。本文采用加入动量项和学习率自适应调整法进行修正。计算隐层和输出层之间的权值修正如下:

$$w_2(j) = w_2(j) + y_{ert} \times dw_2(j) + arf \times dw_{20}(j);$$

式中:

arf—动量项系数;

yert—学习速率。

学习速率采用了如下自适应调整:误差比上一时刻减小时,在误差曲面上处于平坦区,应增大学习速率;反之,误差比上一时刻增大时,在误差曲面上处于剧烈区应减小学习速率;

$$\text{delt}J = J - J_0;$$

$$\text{if } (\text{delt}J < 0)$$

$$yert = yert \times 1.005$$

$$\text{else if } (\text{delt}J > 0)$$

$$yert = yert \times 0.995;$$

end

其中:J—误差函数,即为样本输出和网络输出之间绝对误差平方和的二分之一。

3.2.2 局部极小点问题

BP 算法采用的是最快速度下降法,从理论上讲,其训练是沿着误差曲面的斜面向下逼近的,但对于一个复杂网络来说,其误差曲面非常不规则,分布着许多极小点,发现极小点后,要及时避开,修改 W、b 的初值,使得开始“下降”的位置不同,则有可能避开极小点。本文通过实验,确定了如下的初始值范围:

$$-0.01 + 0.02 \times \text{rand}$$

使初始值在一个小范围内。

3.2.3 样本顺序问题

基本 BP 算法为从样本集中取一个样本 (X_p , Y_p), 将 X_p 输入网络; 计算相应的实际输出 O_p ; 计算 O_p 与理想输出 Y_p 的差; 按极小化误差的方式调整权矩阵, 调好以后再取下一个样本, 直到所有样本训练结束。然而通过对实验结果仔细分析, 发现 BP 网络接受样本的顺序对训练结果有较大影响, 原因是这种依次调整使得排在较前的样本对网络的影响被排在较后的样本的影响掩盖掉了, 按此方法训练, 很难达到需要的精度。本文网络的权和阈值的修正是在所有样本输入以后, 计算其总误差后进行的, 即:

$$\delta w = \text{yert} \sum_{p_i=1}^p \frac{\partial J}{\partial w} | p_i \quad (5)$$

式中: p_i —样本个数, 取为 1, 2, 3, \dots , P 。

这种批处理的修正方法, 可以保证其总误差向减小的方向变化, 且收敛速度快。

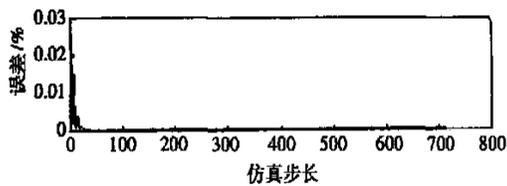


图 3 实际系统除尘效率与神经网络模型输出除尘效率的误差曲线

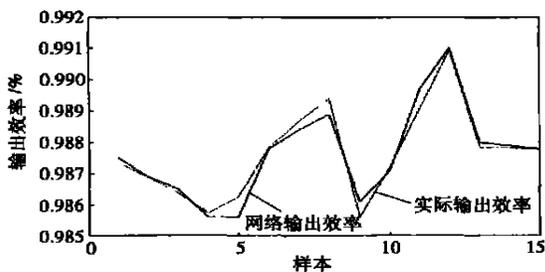


图 4 实际系统除尘效率曲线与神经网络模型输出除尘效率曲线的对比关系

4 仿真

4.1 样本学习

采用表 1 所示 15 组训练样本, 对图 2 网络进行训练。取动量项系数为 0.8, 学习初始速率 0.018 7, 误差指标为 0.000 01, 仿真结果如图 3 ~ 图 4 所示。由图可以看出, 仿真中迭代 800 次时, 误差精度已经达到设定的 0.000 01, 网络输出曲线和实际系统输出曲线也拟合的很好。

4.2 测试样本

选取实验的初始条件样本, 锅炉蒸发量 $W=980$ t/h, 烟气量 $Q=1\ 901\ 889$ m³, 燃煤灰分 $A_y=27\%$, 粉尘粒径 $d_p=20.69$ μm, 比电阻 $=9.88 \times 10^{10}$ Ω·cm, 效率 $=98.78\%$, 输入网络, 做归一化处理, 输入样本为 Test In=[0.041 2 0.041 6 -0.015 9 -0.013 7 -0.846 8], 输出样本为 0.002 3, 网络输出为 0.002 5, 做归一化的反运算得到网络对应的输出效率为 98.776 1%, 可见神经网络可以很好地在线确定除尘效率。

5 结束语

(1) 本文数据样本源于电除尘器仿真系统, 在实际应用中, 数据对象则应该而且完全可以来自于电除尘器现场实时运行数据。

(2) 只要有足够多的能反映对象特性的样本, 并且选择适合的 BP 网络参数, 则可以获取与实际系统能良好匹配的模型。

(3) 神经网络的函数逼近能力, 还可用于研究电除尘器的各个相关参数, 如粉尘比电阻、粒径比电阻、入口烟气量、含尘浓度、烟气温度和烟气压力等对除尘效率的影响, 这对于研究电除尘器的建模和控制是一个有潜力的方向。

参考文献:

- [1] 孙海健. 一个小型集散控制系统—DCC96 静电除尘器自动控制系统的设计[J]. 电力自动化设备, 1999, 19(6): 45-47.
- [2] 林宏. 电除尘器设计与计算[M]. 兰州: 兰州电力除尘设备研究所, 1983.
- [3] 胡守仁. 神经网络导论[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993.
- [4] 马启龙. 影响电除尘器性能的原因分析[J]. 云南电力技术, 1999, 27(2): 28-30.
- [5] 樊素明. 电厂电除尘器除尘效率的改进措施[J]. 电力建设, 2003, 24(9): 56-57.
- [6] 武晓莉. 电除尘器集散控制系统的仿真研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2001.

ciency of the regenerated desulfurizing agent is stable. Compared with a fresh desulfurizing agent the desulfurization efficiency is slightly lower. **Key words:** flue gas desulfurization, sodium sulfite, cycle

基于ROLS算法的RBF神经网络燃料电池电特性建模= **Electric-characteristic Modeling of a Fuel Cell Based on ROLS Algorithm and RBF (Radial Based Function) Neural Network Identification Technique**[刊, 汉] / MIAO Qing, CAO Guang-yi, ZHU Xin-jian (Fuel Cell Research Institute under the Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(4). — 387 ~ 389

An innovative method is presented for the electric-characteristic modeling of a direct methanol fuel cell (DMFC) through the use of ROLS algorithm-based RBF (radial based function) neural network identification technique. With the operating temperature of the cell serving as an input and the voltage/electric current density of the cell serving as an output 1200 groups of experimental data were utilized as training and test samples to set up under various operating temperatures a dynamic response model of the cell voltage/electric current density. Simulation results indicate that the modeling method by using the RBF neural network identification technique is effective with the established model featuring a relative high precision. **Key words:** direct methanol fuel cell, radial based function, neural network identification, ROLS algorithm

基于神经网络的电除尘器效率在线确定方法= **A Method for the On-line Determination of the Efficiency of a Neural Network-based Electrostatic Precipitator**[刊, 汉] / LI Da-zhong, TIAN li (North China Electric Power University, Baoding, China, Post Code: 071003), ZHANG Zheng-wei, et al (Datang Xu Chang Longgang Power Generation Co. Ltd., Yuzhou, Henan Province, China, Post Code: 452500) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(4). — 390 ~ 393

There exist numerous factors, which can affect the efficiency of an electrostatic precipitator. This also makes it difficult to conduct an on-line determination of the precipitator efficiency. In view of the above the authors have proposed a new method for setting up a model of electrostatic precipitator efficiency with the help of a neural network. In this kind of neural network model it is only necessary to input such operating parameters as boiler steam output, flue gas flow to be processed, ash, dust particle diameter and dust specific resistance, etc and one can readily realize the on-line determination of the electrostatic precipitator efficiency. The results of a simulation indicate that this neural network-based model has a fair effectiveness approximating to an actual system, thus providing a useful reference for the further modeling and optimized control of an electrostatic precipitator system. **Key words:** neural network, electrostatic precipitator, dust collection efficiency

辐射通道一维稳态温度场数值模拟= **Numerical Simulation of the One-dimensional Steady-state Temperature Field of a Radiation Channel**[刊, 汉] / HAN Jia-de, LU Yi-ping (Institute of Mechanical & Power Engineering under the Harbin University of Science & Technology, Harbin, China, Post Code: 150080), ZHANG Pei-ting (Heilongjiang Research Institute of Special Equipment Inspection, Harbin, China, Post Code: 150040) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(4). — 394 ~ 396

To determine the temperature distribution in a radiation-convection channel, a mathematical model was set up on the basis of energy conservation theory to reflect the heat transfer of air in a tube to a circular tube wall under radiation and convection nonlinear boundary conditions. A finite difference method is presented for solving the one-dimensional steady-state heat exchange of tube wall temperature and in-tube cooling air temperature. For the radiation heat exchange calculation adopted was a radiation heat transfer factor-based Monte Carlo method. The impact of relevant parameters on the temperature distribution in the radiation channel is analyzed. The parameters being studied include radiator surface temperature, the ratio of piping length to radius, the flow speed of cooling air in the tube, etc. The results of the calculation indicate that the surface temperature of the radiator represents a major factor influencing the maximum temperature in the radiation channel. The method under discussion can provide temperature field data for the detailed thermodynamic characteristics calculation of a radiation channel. **Key words:** radiation heat transfer, finite difference method, numerical simulation, temperature field