

# 基于 BP 神经网络的汽轮机排汽焓在线计算方法

郭江龙, 张树芳, 陈海平

(华北电力大学 动力系, 河北 保定 071003)

**摘 要:** 汽轮机排汽点处于湿蒸汽区, 由于现场缺乏蒸汽湿度的测量手段, 排汽焓值难以直接确定, 其计算取值一直是火电机组热力系统热经济性在线分析诊断的难点之一。影响排汽焓的因素很多, 它们与排汽焓之间属于典型的非线性关系。本文利用 BP 神经网络良好的非线性映射能力, 以 NK200-12.7/535/535 型空冷机组为例, 介绍了应用 BP 神经网络建立汽轮机排汽焓计算模型的方法, 并成功应用于某电厂热经济性在线诊断系统中。

**关 键 词:** 排汽焓; BP 神经网络; 汽轮机; 模型

中图分类号: TK262 文献标识码: A

## 1 引 言

在火电机组热力系统热经济性在线分析计算中, 如何准确实时确定汽轮机排汽焓一直是一个瓶颈问题, 其原因在于汽轮机排汽点在湿蒸汽区, 焓值不能由压力、温度唯一确定, 但现场又不具备在线测量蒸汽湿度的条件。而通过变工况理论和对三维流场的研究, 解决汽轮机排汽焓的在线计算问题, 目前尚未构造出合适的模型。

理论上探讨如何计算汽轮机排汽焓的方法较多, 如参考文献[1~4]中的能量平衡法、余速损失法、曲线迭代法和焓增计算法等。这些方法虽各有特点, 但也存在一定的局限性, 如: 能量平衡法<sup>[1]</sup>需要在应用时全面考虑系统的能量进出; 余速损失法<sup>[2]</sup>需要事先通过变工况计算确定“未级前后压比—排汽余速损失”曲线; 曲线迭代法<sup>[1, 3]</sup>受迭代初值和收敛条件的限制, 迭代次数会影响热经济性在线计算的时间周期, 并有可能发散; 焓增计算法<sup>[4]</sup>则需要全面考虑热力系统各辅助汽水流量分布, 在实践中不易准确把握, 也影响了其实用性。

## 2 排汽焓计算的神经网络模型

由于汽轮机排汽点在湿蒸汽区, 其焓值不能由压力和温度唯一确定, 而现场又不具备在线测量蒸汽湿度的条件, 因此给在线计算汽轮机排汽焓造成

了困难。

通过分析可知, 汽轮机排汽焓主要由两方面因素决定, 即凝汽器的工况决定排汽温度, 进而决定排汽压力; 机组具体热力系统及其工作状况, 决定了机组的热力过程线。但排汽焓的数值对机组某一确定状态而言, 是唯一的。问题是现有理论水平与现场实际状况, 只能定性分析出影响排汽焓大小的因素, 不能明确确定出排汽焓与这些影响因素之间的函数关系。但在热经济性在线分析计算中, 我们不需要准确知晓这些因素的定量情况及影响过程, 只要有办法获得它们的最终影响效果, 就达到了我们的全部目的。因此, 排汽焓在线计算是一个典型的“黑箱”问题。因此, 本文借助于 BP 神经网络的非线性映射能力, 针对这一“黑箱”问题, 构建了数学模型。

### 2.1 BP 神经网络及有关概念

BP 神经网络亦称反向传播网络 (Back-Propagation Network), 韦伯斯 (Webos) 于 1974 年提出, 儒默哈特 (D. E. Rumelhart) 等人在 1986 年提出了解决多层神经网络权值修正的 BP 学习算法, 使其得到更为广泛的应用。它是目前最成熟、应用范围最广的一种神经网络模型, 具有极强的非线性映射能力, 可以将低维空间的非线性问题转化为高维空间的线性问题求解。

BP 神经网络包括输入层、隐层、输出层。当信号输入时, 输入信息从输入层传到隐含层, 经过隐层节点的激励函数作用后, 再把隐层节点的输出信号传向输出层, 经过输出层处理后最终给出网络的输出值。

### 2.2 模型构建

在构建排汽焓在线计算模型时, 我们根据计算对象物理特性, 确定了 BP 神经网络输入层、隐层、输出层及相应网络结构。

在影响排汽焓值的诸多因素中, 抽取了发电量、

主蒸汽参数、再热蒸汽参数、各抽汽点参数、排汽压力、给水温度为 BP 网络输入参数。实际计算中,过热蒸汽参数取焓值为特征参数,考虑到最后一级低加(靠近凝汽器侧)抽汽参数一般在湿蒸汽区的因素,取该压力下的饱和蒸汽焓值为特征参数;隐含层数为 2,分别采用双曲正切型 S 型激活函数和对数 S 型激活函数;输出层采用线性结构。

另外,由于 BP 网络隐层中的神经元采用 Sigmoid 型变换函数,该函数的取值范围为[0, 1],因此出于网络收敛的需要,网络的输入、输出值需要进行归一化处理,使其处于或近似处于[0, 1] 区间。

### 3 模型构建实例

以 NK200-12.7/535/535 型空冷机组为例,应用上述理论构建了汽轮机排汽焓在线计算模型。

#### 3.1 模型网络结构

BP 网络采用 11-3-4-1 结构,即 BP 网络具有两个隐层,第一隐含层中具有  $S_1 = 3$  个神经元,第二隐含层中具有  $S_2 = 4$  个神经元,并采用 S 型激活函数;输入层  $R = 11$ ;输出层  $S_3 = 1$ ,采用线性结构。

网络结构图如图 1 所示。

图 1 中:  $\text{tansig}$  代表  $\frac{1 - \exp[-2(n + b)]}{1 + \exp[-2(n + b)]}$ ,  $\text{logsig}$  代表  $\frac{1}{1 + \exp[-(n + b)]}$ ;

#### 3.2 数据处理

选择最大工况、额定工况、90% 工况、80% 工况、70% 工况、60% 工况、50% 工况、及该机组实验报告(共 8 组)为 BP 网络样本空间,其中前 7 组为训练样本,后 8 组为校验样本。训练样本空间原始数据如表 1 所示。

针对不同的输入参数采用了不同的归一化处理方式:

$$\text{流量: } [D] = \frac{D - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} \quad (1)$$

式中:  $D_{\max} = 700, D_{\min} = 200$ 。

$$\text{发电量: } [W] = \frac{W - W_{\min}}{W_{\max} - W_{\min}} \quad (2)$$

式中:  $D_{\max} = 250\,000,$

$D_{\min} = 50\,000;$

$$\text{焓值: } [h] = \frac{[h]^J - [h_{\min}]^J}{[h_{\max}]^J - [h_{\min}]^J} = \frac{[h]^J}{[h_{\max}]^J} \quad (3)$$

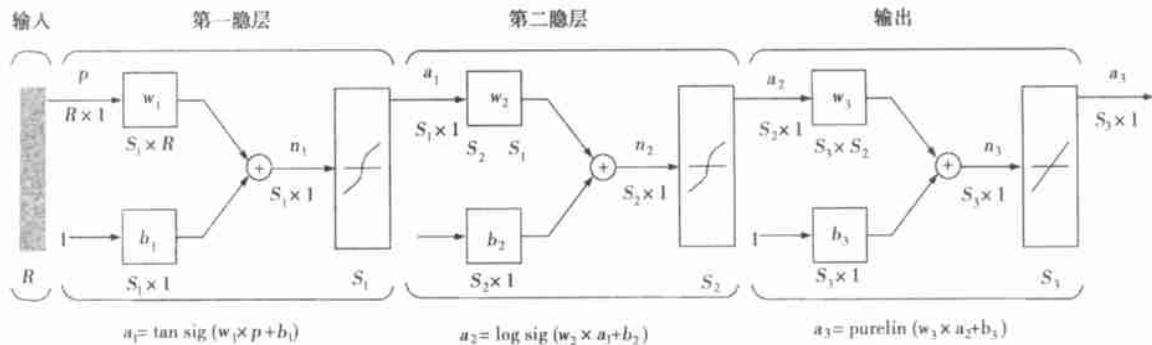


图 1 排汽焓计算模型的 BP 网络结构图

表 1 主要原始数据

	I	II	III	IV	V	VI	VII
主蒸汽流量 $D_0/t \cdot h^{-1}$	670	610	539.91	475.79	414.33	357.24	301.85
发电量 $W/kW$	218 176	202 076	180 000	160 000	140 000	120 000	100 000
主蒸汽焓值 $h_0/kJ \cdot kg^{-1}$	3 433.5	3 433.5	3 433.5	3 433.5	3 433.5	3 433.5	3 433.5
1 号段抽汽焓值 $h_1/kJ \cdot kg^{-1}$	3 145.2	3 130.4	120.7	3 111.1	3 104.8	3 110.6	3 124.9
2 号段抽汽焓值 $h_2/kJ \cdot kg^{-1}$	3 045.6	3 032.1	3 024.3	3 015.9	3 010.7	3 015.9	3 029.2
3 号段抽汽焓值 $h_3/kJ \cdot kg^{-1}$	3 380.3	3 382.0	3 385.2	3 387.6	3 390.0	3 392.1	3 394.9
4 号段抽汽焓值 $h_4/kJ \cdot kg^{-1}$	3 217.5	3 219.1	3 222.0	3 224.4	3 226.8	3 228.9	3 231.0
5 号段抽汽焓值 $h_5/kJ \cdot kg^{-1}$	3 095.4	3 097.0	3 100.0	3 102.4	3 104.8	3 106.9	3 109.3
6 号段抽汽焓值 $h_6/kJ \cdot kg^{-1}$	2 976.3	2 977.7	2 980.7	2 983.0	2 985.2	2 987.6	2 990.1
7 号段抽汽焓值 $h_7/kJ \cdot kg^{-1}$	2 883.8	2 885.1	2 888.2	2 890.4	2 892.5	2 895.6	2 897.5
8 号段抽汽压力对应饱和汽焓 $t_8/kJ \cdot kg^{-1}$	2 646.3	2 642.6	2 638.2	2 633.8	2 628.4	2 622.9	2 616.9
排汽焓值 $h_r/kJ \cdot kg^{-1}$	2 489.5	2 488.8	2 499.6	2 506.9	2 516.4	2 528.4	2 543.7

$$[h]^J = -\ln\left(\frac{h}{h_{zr}}\right) \quad (4)$$

$$[h_{\max}]^J = -\ln\left(\frac{t_c}{h_{zr}}\right) \quad (5)$$

$$[h_{\min}]^J = -\ln\left(\frac{h_{zr}}{h_{zr}}\right) = 0 \quad (6)$$

式中:  $h_{zr}$  为再热蒸汽焓值,  $t_c$  为汽轮机排汽压力对应的饱和蒸汽焓值。

### 3.3 网络训练结果

应用 MATLAB 中神经网络工具箱, 编制相应程序, 通过样本训练, 得到各层网络相应的权值和阈值:

$$w_1 = \begin{bmatrix} 0.60 & 0.56 & 0.08 \\ -0.93 & 1.30 & 0.64 \\ 52.44 & 35.29 & 55.54 \\ 4.27 & 4.85 & 6.48 \\ -15.86 & 7.38 & -15.36 \\ 11.38 & 37.92 & 50.18 \\ 32.25 & 73.28 & -83.23 \\ -24.39 & 38.40 & -23.31 \\ 43.63 & 19.57 & -40.90 \\ -37.6 & -45.66 & 22.43 \\ 1.28 & -3.48 & 14.89 \end{bmatrix}^T$$

$$b_1 = [-0.89 \quad -31.33 \quad 60.54]^T$$

$$w_2 = \begin{bmatrix} -2.68 & -1.45 & -1.89 & 2.20 \\ -1.38 & 1.75 & 3.07 & -0.07 \\ 3.33 & 3.63 & 2.39 & -3.69 \end{bmatrix}^T$$

$$b_2 = [3.09 \quad 4.08 \quad -3.22 \quad -2.96]$$

$$w_3 = [0.25 \quad 0.68 \quad 0.56 \quad 0.55]$$

$$b_3 = [0.09]$$

### 3.4 计算模型

利用获得的 BP 网络中各权值  $w_i$ 、阈值  $b_i$  按如下公式逐步计算:

$$\begin{cases} \alpha_1 = \text{tansig}(w_1 \times p + b_1) \\ \alpha_2 = \text{logsig}(w_2 \times \alpha_1 + b_2) \\ \alpha_3 = \text{purelin}(w_3 \times \alpha_2 + b_3) \end{cases} \quad (7)$$

最后对  $\alpha_3$  进行还原, 所得即为当前机组运行工况下的排汽焓值

$$h = h_{zr} e^{\alpha_3 \ln(t_c/h_{zr})} \quad (8)$$

对校验样本进行了核算, 根据样本输入  $p$  (包括 11 个数据), 及神经网络训练所得各权值  $w_i$ 、阈值  $b_i$ , 代入式 (7)、(8), 排汽焓值计算最大绝对误差为

3.586 kJ/kg, 符合工程计算需要。

### 3.5 模型应用说明

#### 3.5.1 模型输入向量 $P_{1 \times 1}$ 的获取

热经济性在线监测系统中, 压力、温度、流量功率等热工参数可直接通过测点获得, 焓值可通过水蒸气性质计算模块间接获得<sup>[5]</sup>。

#### 3.5.2 模型的在线性

BP 网络模型中耗费机时主要集中在权值  $w_i$ 、阈值  $b_i$  的计算。尽管可以采用诸如动量法、学习率自适应调整、权值调整采用梯度下降法等策略, 但仍很难满足在线计算需要。因此, 在线计算时, 可直接利用离线计算所得的权值  $w_i$  和阈值  $b_i$ , 以满足在线计算要求。

#### 3.5.3 模型的适用性

由于模型直接应用了离线计算所得的 BP 神经网络权值  $w_i$  和阈值  $b_i$ , 因此当机组大修或重大设备变更时, 需要将随后的热力实验数据扩充到训练样本空间中, 重新离线计算 BP 神经网络的权值  $w_i$  和阈值  $b_i$ , 以替换原有的相应数值, 提高模型计算精度。

## 4 结 论

根据汽轮机排汽焓在线计算的特点和神经网络解决实际工程问题的特性, 以 NK200-12.7/535/535 型空冷机组为例, 构建了网络结构为 11-3-4-1 的 BP 神经网络数学模型。实践证明, 在该网络结构下, 选取本文所述的输入参数和样本空间, 网络具有较好的收敛性, 计算结果满足工程在线需要。

该模型已应用于某电厂热经济性在线监测系统的软件开发中, 成功解决了热经济性在线分析中排汽焓的计算难点。

### 参考文献:

- [1] 任浩仁, 盛德仁. 汽轮机在线性能计算中排汽焓的确定[J]. 动力工程, 1998, 18(6): 1-4.
- [2] 曹祖庆. 汽轮机变工况特性[M]. 北京: 水利电力出版社, 1989.
- [3] 王 昱, 张 光. 关于热力计算矩阵法的两个问题的研究[J]. 现代电力, 2000, 17(1): 12-15.
- [4] 郭江龙, 张树芳. 火电机组排汽焓在线计算方法的研究[J]. 发电设备, 2001(6): 11-14.
- [5] 郭江龙. 供热机组热经济性在线监测的理论研究及系统实现[D]. 保定: 华北电力大学, 2001.

(渠 源 编辑)

multi-stream heat exchanger, dimensionless analytical method, synthesis factor

叶片可靠性预测的非线性振荡低网格边界元法 = **Nonlinear-oscillating Meshless Boundary Element Method for the Prediction of Blade Reliability** [刊, 汉] / YANG Jian (Research Institute of Chemical Machinery under the Zhejiang University, Hangzhou, China, Post Code: 310027) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(2). — 175 ~ 178

On the basis of a nonlinear fluid vibration-excitation theory a direct solution scheme for boundary integral equations of fluid structure coupling analysis has been set up to predict the fluid-excited vibration reliability of turbomachine blades. By using the linearization treatment of equivalent mean values and deviations a reliability index is evaluated, and a nonlinear meshless boundary element method proposed to analyze the reliability of blades. The results of numerical calculations indicate that the proposed method can be employed to realize a speedy and effective prediction of blade performance and to conduct an optimized probability design for a new type of turbomachinery. **Key words:** rotating machine, blade, reliability prediction, boundary element method

基于 BP 神经网络的汽轮机排汽焓在线计算方法 = **On-line Computation Method for Steam Turbine Exhaust Enthalpy Based on BP Neural Network** [刊, 汉] / GUO Jiang-long, ZHANG Shu-fang, CHEN Hai-ping (Power Engineering Department, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(2). — 179 ~ 181

The steam exhaust point of a steam turbine is located in a wet steam zone. Due to a lack of steam-wetness measuring instruments on-site it is difficult to determine directly the enthalpy of turbine exhaust steam. The calculation of this enthalpy has long been one of the difficult issues in the on-line analysis and diagnosis of thermal economics of a thermal power plant thermodynamic system. There exist numerous factors, which can affect the turbine exhaust enthalpy. The relationship between these factors and the exhaust steam enthalpy is a typical nonlinear one. With a NK200-12.7/535/535 type of air-cooled plant serving as an example the authors have recommended a method for setting up a model for calculating the turbine exhaust enthalpy by using a BP neural network. The method has been successfully put into use on an on-line diagnosis system of thermal economics for a power plant. **Key words:** turbine exhaust enthalpy, BP neural network, steam turbine, model

基于动态聚类算法的两相流流型识别方法研究 = **A Study of Two-phase Flow-pattern Identification Method Based on a Dynamic Clustering Algorithm** [刊, 汉] / JIA Zhi-hai, NIU Gang, WANG Jing (College of Mechanical and Power Engineering under the Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(2). — 182 ~ 185

Differential pressure signals of three flow patterns in a horizontal pipe, i. e., vapor/water two-phase laminar flow, agitation flow and elastic flow, have been collected. Through the use of a probability density function (PDF) method an analysis was conducted of the signal characteristics. The four eigen parameters reflecting PDF function variation, namely, peak number  $k_1$ , maximum peak value  $k_2$ , peak position  $k_3$  and variance  $k_4$ , have been defined. Then, by making use of a dynamic clustering algorithm a classification/identification was conducted for the above-mentioned three flow patterns. It can be shown that the use of PDF in conjunction with the dynamic clustering algorithm makes it possible to realize a speedy and accurate identification of the vapor/water two-phase flow pattern, testifying to the feasibility of the method under discussion. **Key words:** two-phase flow, flow pattern identification, probability density function, dynamic clustering