

# 基于 PSO-Elman 神经网络的汽轮机排汽焓 在线预测计算

浦 健, 程 静

(南京师范大学 动力工程学院, 江苏 南京 210042)

[摘要] Elman 神经网络作为一种动态递归网络被应用到汽轮机排汽焓在线预测计算中, 以两汽轮机组末级抽汽及排汽焓值为例进行了在线计算, 证明了该方法能够准确地在线预测汽轮机排汽焓值, 具有训练速度快、结构简单、精度高的特点, 是一种行之有效的预测方法. 同时依据 BP 算法陷入局部极小值的缺点, 提出了利用粒子群算法的全局寻优能力优化 Elman 网络连接权值系数的方法, 仿真结果表明: 利用 PSO-Elman 神经网络可以建立精度更高的预测模型.

[关键词] 汽轮机, 排汽焓, Elman 神经网络, 粒子群优化算法, 在线预测

[中图分类号] TK 262 TP 391.75 [文献标识码] A [文章编号] 1672-1292(2009)02-0035-06

## Online Prediction and Calculation of Steam Turbine Exhaust Enthalpy Based on PSO-Elman Neural Network

Pu Jian Cheng Jing

(School of Power and Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

**Abstract** A new algorithm of online predicting for the exhaust enthalpy in the steam turbine based on Elman neural network which is one of dynamical recurrent neural networks is introduced in this paper. The online calculations for enthalpy of the last stage steam extraction and the exhaust of two sets are made and the examples show that this method can accurately predict the steam turbine exhaust enthalpy and that the model is simple, accurate and convergence, thus proving to be an effective and feasible predicting method. At the same time, according to the shortcoming of BP algorithm running into global minimum value, the initial weights of Elman neural network are evolved by the characteristics of global optimization of particle swarm optimization algorithm. The simulation results show that PSO-Elman neural network can be used to establish a predicting model with higher prediction precision.

**Key words** steam turbine, exhaust enthalpy, Elman neural network, particle swarm optimization algorithm, online predicting

汽轮机低压缸排汽焓是汽轮机在线性能监测中的一个重要参数, 它对火电机组经济性在线分析有着重要意义<sup>[1]</sup>. 由于低压缸的排汽工质可能处于湿蒸汽区, 需要温度、压力和干度 3 个参数才能确定排汽焓, 但目前尚不具备在线测量湿蒸汽干度的手段, 因此, 湿蒸汽排汽焓无法通过常规方法得到, 给热力系统热经济性在线分析带来困难<sup>[1-3]</sup>. 同时, 汽轮机组在线计算要求具有很高的实时性, 这就要求整个计算周期要小于数据采集的周期, 以避免出现计算滞后的现象<sup>[2]</sup>.

神经网络具有任意逼近非线性函数的能力, 文献[2]提出了利用层次径向基神经网络, 文献[4]提出了利用 BP 神经网络计算排汽焓的方法, 都取得了较好的效果; 同时, 文献[5]利用双并联人工神经网络, 也取得了良好效果. 但目前利用汽轮机排汽焓在线预测的神经网络大多是静态多层网络, 这种网络对动态系统进行预测的实质是将动态时间建模问题变为一个静态空间建模问题, 这种做法必然存在许多问题<sup>[3]</sup>. 为提高预测的准确性, 常以网络的结构膨胀为代价, 这将导致系统学习速度下降. 此外, 较多的输入节点使系统对外部噪声特别敏感<sup>[3]</sup>. 因此引入动态递归网络对动态系统进行预测是有必要的, Elman 网络作为一种较好的动态递归网络是一种极具潜力的系统预测方法. 文献[3]利用 Elman 神经网络方法对汽

收稿日期: 2008-09-05

通讯联系人: 程 静, 讲师, 研究方向: 汽轮机的教学与研究. E-mail: serene6599@ yahoo. com. cn

轮机组排汽焓进行在线预测,证明了该方法能够准确地在线预测汽轮机排汽焓值,同时具有训练速度快、结构简单、精度高的特点,是一种行之有效的预测方法.但 Elman 神经网络所用的算法与大多数静态多层网络一样,依然是 BP 算法<sup>[6]</sup>,BP 算法具有易陷入局部极小值的缺点,严重影响了神经网络的应用,因此有必要对神经网络常用的 BP 算法进行改进.目前主要的改进方案有添加动量项算法、自调整学习率与添加动量项结合算法、Levenberg-Marquardt 算法等,但这些改进在快速性、逼近精度上仍存有种种缺陷<sup>[7-9]</sup>.

本文提出了利用粒子群算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 的快速全局寻优能力优化 Elman 网络连接权值系数的方法,并将该方法应用到 200MW、300MW 汽轮机排汽焓值在线预测计算上,证明了粒子群优化 BP 算法建立汽轮机排汽焓在线预测模型提高了收敛速度,避免了 BP 算法陷入局部极小值,具有较好的预测精度,PSO-Elman 神经网络是汽轮机排汽焓值在线预测计算的一种可行的方法.

## 1 PSO 算法

PSO 算法采用速度——位置搜索模型,将每个微粒比做一个没有质量和体积但具有速度和位置的点,粒子在搜索空间以一定的速度飞行,飞行速度根据飞行经验进行动态调整.假设在一个  $D$  维的目标搜索空间中,由  $m$  个粒子组成一个粒子群体,其中第  $i$  个粒子的空间位置表示为一个  $D$  维的向量  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ,第  $i$  个粒子的飞行速度记为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ .记第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优值 pbest 的位置为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ ,整个粒子群迄今为止搜索到的最优值 gbest 的位置为  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ . PSO 算法采用下述公式对粒子进行操作<sup>[5,8]</sup>:

$$\begin{aligned} v_{id}^{k+1} &= w v_{id}^k + c_1 \text{rand}() (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}() (p_{gd}^k - x_{id}^k), \\ x_{id}^{k+1} &= x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \end{aligned} \tag{1}$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $d = 1, 2, \dots, D$ ;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子,分别调节向全局最好粒子和个体最好粒子方向飞行的最大步长,通常令  $c_1 = c_2 = 2^{[8]}$ ;两个  $\text{rand}()$  是独立的介于  $[0, 1]$  之间的随机数;第  $d$  维的位置  $x_{id} \in [-x_{\max d}, x_{\max d}]$ ,速度  $v_{id} \in [-v_{\max d}, v_{\max d}]$ ,迭代中若位置和速度超过边界范围则取边界值;迭代中止条件根据具体问题一般选为最大迭代次数或粒子群适应值最小标准误差. $w$  为惯性权重,为非负数,常取  $0.4 \sim 1.2$  但若  $w$  能随算法迭代的进行而线性减小将显著改善算法的收敛性能.令  $w_{\max}$  为最大加权系数,  $w_{\min}$  为最小加权系数,  $iter$  为当前迭代次数,  $iter_{\max}$  为算法总迭代次数,则有:

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \times iter, \tag{2}$$

粒子群初始位置和速度随机产生,然后按式 (1) 进行迭代,直至找到满意解<sup>[4,5]</sup>.

## 2 PSO 算法优化 Elman 神经网络

Elman 网络(如图 1 所示)作为一种较好的动态递归网络<sup>[3]</sup>,既有前馈连接,又有反馈连接,克服了 BP 网络不具备动态特性的缺点,使训练好的网络具备非线性映射和动态特性,从而得到动态结构和系统的动力学模型<sup>[6]</sup>.

Elman 神经网络一般分为 4 层:输入层、隐含层、承接层和输出层,隐含层单元的传递函数可采用线性或非线性函数,承接层可当作一个一步延时算子<sup>[6]</sup>.

目前,Elman 神经网络普遍采用基于梯度下降法的 BP 算法进行权值修正<sup>[3]</sup>,这类算法存在网络的收敛速度较慢、训练结果存在一定的随机性、容易出现局部极小值等不足.要使网络初始权值分布在一个较好的局部解空间内是非常困难的,为了克服这一缺点,本文利用擅于全局搜索的 PSO 算法对 BP 算法进行改进,建立一种 PSO-Elman 神经网络混合训练方法.该方法首先用 PSO 算法对 Elman 神经网络的初始权

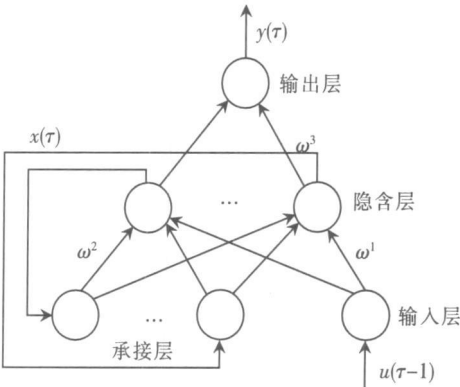


图 1 Elman 网络结构图

Fig.1 Structure to Elman neural network

值分布进行优化,在解空间中定位出一个较好的搜索空间,然后采用 BP算法在该小的解空间中搜索出最优解.

PSO-E ln an神经网络混合训练方法的具体实现步骤如下<sup>[7,9]</sup>:

- (1) 将网络的权值和阈值作为参变量,进行实数编码;
- (2) 在编码的解空间中,随机生成初始种群,种群中每一个位串表示一个神经网络的一种权值分布;
- (3) 对群体中每个个体进行适应度评价,适应度值定义为<sup>[7]</sup>

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (y_{ji}^t - y_{ji})^2,$$

(3)

其中,  $N$  为训练集的样本数;  $y_{ji}^t$  为第  $i$  个样本的第  $j$  个网络输出节点的理想输出值;  $y_{ji}$  为第  $i$  个样本第  $j$  个网络输出节点的实际输出值;  $C$  为网络输出神经元的个数.

如果好于该粒子当前的最好位置的适应度,则更新该粒子个体最好位置. 如果所有粒子中的最好位置的适应度好于当前全局最好位置的适应度,则更新全局最好位置;

- (4) 用式 (1) 对每个粒子的速度和位置进行更新,产生下一代的粒子群;
- (5) 如果当前迭代次数达到预先设定的最大次数,则停止迭代,在最后一代找到全局最优解的近似解,否则跳转到步骤 (3) 和 (4),重复进行;
- (6) 将 PSO 训练出来的最佳神经网络的权值和阈值作为 E ln an网络的初始值,对神经网络进行初始化;
- (7) 利用 BP 算法进行解的微调,直到误差收敛到设定的精度,训练结束.

3 基于 PSO-E ln an神经网络的汽轮机排汽焓在线预测计算实例

3.1 工程实例一

3.1.1 网络参数的确定

根据机组在线性能计算的要求,针对汽轮机低压缸运行的特点<sup>[2]</sup>,本文利用 PSO-E ln an神经网络对文献 [2] 中给出的某热电厂 200MW 机组数据进行排汽焓在线预测计算,该机组纯凝汽工况下原始数据(第 3 段抽汽作为供热汽流,在纯凝工况下关闭)如表 1 所示.

表 1 某热电厂 200MW 机组纯凝汽工况下原始数据

Table 1 The datas of a 200MW thermal power plant

参数	最大工况	额定工况	90% 工况	80% 工况	70% 工况	60% 工况	50% 工况
主蒸汽流量 /( t/h)	670	610	537.56	472.49	410.27	352.69	296.8
发电量 /kW	217 899	202 054	180 000	160 000	140 000	120 000	100 000
主蒸汽焓值 /( kJ/kg)	3 433	3 433	3 433	3 433	3 433	3 433	3 433
1段抽汽焓值 /( kJ/kg)	3 148.6	3 133.5	3 123.2	3 113.3	3 106.8	3 133.3	3 127.7
2段抽汽焓值 /( kJ/kg)	3 046.5	3 033.1	3 024.7	3 016.3	3 010.9	3 017.1	3 030.2
4段抽汽焓值 /( kJ/kg)	3 273.4	3 274.7	3 277.6	3 279.9	3 282	3 284.1	3 286.3
5段抽汽焓值 /( kJ/kg)	3 095.5	3 096.3	3 099.7	3 101.8	3 103.9	3 106	3 108.2
6段抽汽焓值 /( kJ/kg)	2 991.1	2 991.4	2 995.2	2 997.3	2 999.5	3 001.5	3 003.7
7段抽汽焓值 /( kJ/kg)	2 898	2 898.3	2 902	2 904.1	2 906.3	2 908.4	2 910.6
8段抽汽焓值 /( kJ/kg)	2 699	2 698.7	2 702.5	2 704.3	2 706.2	2 708.1	2 710.2
排汽焓值 /( kJ/kg)	2 463	2 461.8	2 467.1	2 469.8	2 473.4	2 477.8	2 483.6

经分析,影响上述汽轮机排汽焓值主要因素有发电量、主蒸汽焓值、主蒸汽流量、1- 8 段抽汽焓值 (第 3 段抽汽作为供热汽流,在纯凝工况下关闭) 共 10 个参数,因此本文将这 10 个参数作为神经网络的输入层节点,将排汽焓预测值作为神经网络的输出层节点,并且以最大工况、额定工况、90 % 工况和 80 % 工况下的数据作为网络训练样本,再以 70 % 工况、60 % 工况、50 % 工况下样本作为检验样本,验证网络的泛化性能.

为了减小运算过程中的噪声影响,首先对上述原始数据进行归一化处理<sup>[13]</sup>,即:

$$X = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \tag{4}$$

其中,  $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$  分别为输入样本  $X_i$  的上、下界值,  $X$  为归一化处理后得到的数值.

3. 1. 2 建立网络结构

本文采用图 1 所示的 E l m a n 网络结构. 根据前面的分析, 输入层神经元节点数为 10, 输出层神经元节点数为 1, 即汽轮机排汽焓值. 但是隐层神经元个数仍没有准确的公式进行确定, 目前主要采取经验公式与试验相结合的方法. 依据文献 [ 3 ] 给出的经验公式, 先取中间层神经元数目为 12、13、14、15 个, 最终经过试验验证, 发现中间层神经元为 14 时, 网络的预测误差最小, 预测性能最好, 因此, 本例中所建立的 E l m a n 神经网络结构确定为 ( 10 14 1 ) 型. 同时确定输入层神经元到隐含层神经元的激活函数为 T a n s i g 函数, 隐含层神经元到输出层神经元的激活函数采用 P u r e l i n 函数.

3. 1. 3 网络的训练与预测

利用本文提出的 PSO 对已建好的 E l m a n 神经网络的权值进行优化, 并设定粒子数为 100, 最大迭代步数为 1 000,  $w_{\max} = 0.9$ ,  $w_{\min} = 0.4$ ,  $c_1 = c_2 = 2$ , 以给定训练样本集的输出误差作为适应函数. 同时在训练 E l m a n 神经网络时, 最大训练步数设为 1 000, 训练误差设为 0.001. 在训练完成后, 利用训练好的网络对验证样本进行预测, 验证网络的泛化能力.

3. 1. 4 结果分析

利用 M a t l a b 软件平台编程并运行得到以下结果.

采用 PSO - B P 混合算法训练建立的 E l m a n 神经网络模型, 当实际训练步数达到 47 时, 网络达到指定精度 0.001. 对检测样本预测, 得到 70%、60%、50% 工况下的预测排汽焓值分别为 2 471.46 kJ/kg、2 475.86 kJ/kg、2 481.66 kJ/kg, 绝对误差为 1.94 kJ/kg, 平均相对误差小于 1%, 符合工程实际需要. 而未用 PSO 优化过的 E l m a n 神经网络计算后, 得到 70%、60%、50% 工况下的预测排汽焓值分别为 2 470.69 kJ/kg、2 475.09 kJ/kg、2 480.89 kJ/kg, 绝对误差为 2.71 kJ/kg. 因此, PSO - E l m a n 神经网络得到的汽轮机排汽焓在线预测模型比 E l m a n 神经网络可以得到的汽轮机排汽焓在线预测模型更精确.

同时, E l m a n 网络具有比以 B P 神经网络为代表的前向网络更强的稳定性和更快的收敛性<sup>[3]</sup>, 为说明这一点, 本文又建立了网络结构确定为 ( 10 14 14 1 ) 的 B P 神经网络, 用以对排汽焓值进行预测, 同时将预测结果与用 E l m a n 神经网络所预测的结果, 以及与用 PSO - E l m a n 神经网络所预测的结果进行了比较, 比较结果如表 2 所示.

表 2 预测结果比较  
Table 2 The comparison of the results

网络结构	训练次数	70% 工况下的预测 排汽焓值 / ( kJ/kg )	60% 工况下的预测 排汽焓值 / ( kJ/kg )	50% 工况下的预测 排汽焓值 / ( kJ/kg )	绝对误差 / ( kJ/kg )
PSO-E l m a n 网络 ( 10 14 1 )	47	2 471.46	2 475.86	2 481.66	1.94
E l m a n 神经网络 ( 10 14 1 )	90	2 470.69	2 475.09	2 480.89	2.71
B P 神经网络 ( 10 14 14 1 )	543	2 471.8	2 474.3	2 480.1	3.6

从表 2 可以看出: 对汽轮机排汽焓值计算时, E l m a n 神经网络的逼近能力、收敛速度、预测精度都要优于 B P 神经网络, 而且 E l m a n 神经网络的网络结构要比 B P 神经网络简单.

但同时也可以看出两网络都有一个缺点, 那就是, 预测精度还不是太高, 究其主要原因是: 两网络都是采用 B P 算法进行权值修正的, 标准 B P 算法具有训练速度慢, 容易陷入局部极小值, 全局搜索能力弱等缺点<sup>[7]</sup>, 因此, 标准 B P 算法有待改进. 利用粒子群的全局最优性对 E l m a n 神经网络的权值优化, 可以使 E l m a n 神经网络的逼近能力更强, 收敛速度更快.

3. 2 工程实例二

通过工程实例一, 本文证明了 PSO - E l m a n 神经网络的性能优于 E l m a n 神经网络, 并初步确定将 PSO - E l m a n 神经网络用在汽轮机排汽焓的在线计算上是可行的, 但由于该网络是首次利用在汽轮机排汽焓的在线预测计算上, 因此可行性还需要进一步验证.

文献 [ 3 ] 曾利用 E l m a n 神经网络对某一 300 MW 机组的排汽焓进行了在线计算, 通过计算也证明了

E lman神经网络的逼近能力、收敛速度、预测精度都要优于 BP神经网络. 本文决定利用 PSO-E lman神经网络对文献 [3]中提及的该 300MW 机组的排汽焓进行在线预测计算, 以期再一次证明 PSO-E lman神经网络比 E lman神经网络更适合汽轮机排汽焓的在线预测计算.

文献 [3]经过试验, 最终选取的神经网络的结构为 (11, 12, 1)型, 即该神经网络的输入节点数为 11, 中间隐含层神经元个数为 12 输出节点数为 1(即汽轮机排汽焓值). 为了便于比较, 体现 PSO-E lman神经网络的性能优于 E lman神经网络, 因此本文建立的神经网络也为 (11, 12, 1)型, 并确定输入层神经元到隐含层神经元的激活函数为 Tansig函数, 隐含层神经元到输出层神经元的激活函数采用 Purelin函数. 利用 PSO 算法对已建立的神经网络进行优化, 并设定粒子数为 90 最大迭代步数为 1 000  $w_{max} = 0.9$   $w_{min} = 0.4$   $c_1 = c_2 = 1.6$  以给定训练样本集的输出误差作为适应函数. 训练 E lman神经网络时, 最大训练步数设为 1 000 训练误差设为 0.001.

采用 PSO-E lman神经网络模型, 当实际训练步数达到 59时, 网络达到指定精度 0.001 对检测样本预测, 得到 60%、50%、40% 工况下的预测排汽焓值分别为 2 407. 12 kJ/kg, 2 420. 41 kJ/kg, 2 428. 4 kJ/kg 绝对误差为 1. 62 kJ/kg 平均相对误差小于 1%, 符合工程实际需要. 而文献 [3]中未用 PSO 优化过的 E lman神经网络计算后, 得到 60%、50%、40% 工况下的预测排汽焓值分别为 2 408. 14 kJ/kg, 2 419. 36 kJ/kg, 2 429. 77 kJ/kg 绝对误差为 2. 91 kJ/kg 因此, PSO-E lman神经网络可以得到的汽轮机排汽焓在线预测模型比 E lman神经网络可以得到的汽轮机排汽焓在线预测模型更精确.

文献 [3]还建立了网络结构为 (11, 12, 12, 1)型的 BP神经网络模型, 本文将所建立的 PSO-E lman神经网络模型与文献 [3]建立的 E lman神经网络模型和 BP神经网络模型进行了对比, 对比结果见表 3

表 3 300MW 机组预测结果比较

Table 3 The comparison of the results of 300MW set

	网络结构	训练次数	60% 工况下的预测 排汽焓值 / (kJ/kg)	50% 工况下的预测 排汽焓值 / (kJ/kg)	40% 工况下的预测 排汽焓值 / (kJ/kg)	绝对误差 / (kJ/kg)
PSO-E lman网络	(11, 12, 1)	59	2 407. 12	2 420. 41	2 428. 4	1. 62
E lman神经网络 [3]	(11, 12, 1)	118	2 408. 14	2 419. 36	2 429. 77	2. 91
BP神经网络 [3]	(11, 12, 12, 1)	694	2 410. 72	2 417. 93	2 425. 43	3. 47

从表 3可以看出: 利用本文建立的 PSO-E lman神经网络模型对汽轮机排汽焓预测时, 训练时间最快, 预测精度最高. 再一次证明了 E lman神经网络的逼近能力、收敛速度、预测精度都要优于 BP神经网络, 而 E lman神经网络的网络结构要比 BP神经网络简单, PSO 算法可以使 E lman神经网络的逼近能力更强, 收敛速度更快. 最终通过两个例子验证了 PSO-E lman神经网络模型对汽轮机排汽焓预测计算是可行的.

4 结 论

(1) 本文将一种动态递归网络——E lman神经网络应用到了汽轮机排汽焓的在线预测计算中, 并运用该网络建立了汽轮机排汽焓特性与相关运行参数之间的复杂关系模型. 以某 200 MW 汽轮机组末级抽汽及排汽焓值为例进行了在线计算, 验证了 E lman神经网络在汽轮机排汽焓的在线预测计算中计算精确度较高、收敛速度快、计算结果满足工程实际需要. 依据 BP算法易陷入局部极小值的缺点, 提出了利用粒子群算法的全局寻优能力优化动态递归网络连接权值系数的方法, 对汽轮机排汽焓在线预测建模. 仿真结果表明: 粒子群优化 BP算法建立汽轮机排汽焓在线预测模型, 提高了期望误差精度和收敛速度, 避免了 BP算法陷入局部极小值, 具有较好的预测精度.

(2) 本文又以文献 [3]中的 300MW 汽轮机组末级抽汽及排汽焓值为例进行了在线计算, 再一次验证了 PSO-E lman神经网络的优越性. 最终通过两个实例的计算验证了 PSO-E lman神经网络是汽轮机在线性能监测及排汽焓的分析计算的一种好方法.

(3) 本文例子中训练样本较少, 导致预测误差并不是太小, 因此增加训练样本个数, 有望于进一步减小预测误差.

[参考文献] (References)

- [1] 闫顺林, 徐鸿, 李永华, 等. 汽轮机排汽焓动态在线计算模型的研究 [J]. 动力工程, 2008, 28(2): 181-184  
Yan Shunlin Xu Hong Li Yonghua et al Research on online dynamic model for calculating exhaust enthalpy of steam turbine [J]. Journal of Power Engineering 2008, 28(2): 181-184 (in Chinese)
- [2] 高俊如, 丁光彬, 孟鑫, 等. 利用层次径向基神经网络的汽轮机排汽焓计算 [J]. 动力工程, 2005, 25(4): 466-468  
Gao Junru Ding Guangbin Meng Xin et al Calculation of steam turbine's exhaust enthalpy by using the hierarchical radial basis function network [J]. Journal of Power Engineering 2005, 25(4): 466-468 (in Chinese)
- [3] 宫唤春, 吴义虎. 基于 Elman 神经网络的汽轮机排汽焓在线预测计算 [J]. 热力透平, 2007, 36(4): 241-244  
Gong Huanchun Wu Yihu Online predicting and calculating of steam turbine exhaust enthalpy based on Elman neural network [J]. Thermal Turbine 2007, 36(4): 241-244 (in Chinese)
- [4] 郭江龙, 张树芳, 陈海平. 基于 BP 神经网络的汽轮机排汽焓在线计算方法 [J]. 热能动力工程, 2004, 19(2): 179-181  
Guo Jianglong Zhang Shufang Chen Haiping Online computation method for steam turbine exhaust enthalpy based on BP neural network [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power 2004, 19(2): 179-181 (in Chinese)
- [5] 孟鑫, 丁光彬, 唐蕾. 基于双并联人工神经网络的汽轮机排汽焓计算 [J]. 汽轮机技术, 2006, 48(1): 14-15  
Meng Xin Ding Guangbin Tang Lei Calculation for the exhaust enthalpy of a steam turbine based on parallel connection feed-forward network [J]. Turbine Technology 2006, 48(1): 14-15 (in Chinese)
- [6] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.  
Ge Zhexue Sun Zhiqiang Neural Network Theory and MATLAB R2007 Application [M]. Beijing Publishing House of Electronic Industry 2007. (in Chinese).
- [7] 刘德胜, 张佳薇. 粒子群优化神经网络在木材干燥动态建模中的应用 [J]. 佳木斯大学学报: 自然科学版, 2007, 25(1): 46-48  
Liu Desheng Zhang Jiawei Application on dynamics modeling of wood drying based on neural network evolved by particle swarm optimization [J]. Journal of Jiamusi University: Natural Science Edition 2007, 25(1): 46-48 (in Chinese)
- [8] 陈树, 徐保国, 王海霞, 等. 基于粒子群优化神经网络算法在发酵过程控制中的研究 [J]. 计算机与应用化学, 2007, 24(7): 885-887  
Chen Shu Xu Baoguo Wang Haixia Study of fermentation process based on PSO-BPNN [J]. Computer and Applied Chemistry 2007, 24(7): 885-887. (in Chinese)
- [9] 刘洪波, 王秀坤, 孟军. 神经网络基于粒子群优化的学习算法研究 [J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(4): 638-640  
Liu Hongbo Wang Xiukun Meng Jun Neural network training algorithm based on particle swarm optimization [J]. Mini-micro Systems 2005, 26(4): 638-640 (in Chinese)

[责任编辑: 刘 健]