

基于最小资源分配网络的热工对象辨识

杨世忠, 吕剑虹

(东南大学能源与环境学院, 江苏 南京 210096)

摘 要: 建立热工过程的全局非线性模型是热工控制系统全局优化的基础, 而静态神经网络难于对非线性动态过程进行建模。资源分配网络(RAN)可以动态调整网络参数, 而扩展卡尔曼滤波器(EKF)算法可加快收敛速度。将上述方法有机地结合起来, 在此基础上加入剪枝策略和滑动窗口 RMS 准则, 形成了改进的最小资源分配网络(MRAN)。将改进方法应用于典型热工过程的非线性动态建模中, 仿真结果表明 MRAN 网络结构紧凑, 建模精度高, 适合于在线应用。最后分析了网络初参数对其性能的影响。

关键词: 神经网络; 最小资源分配网络; 建模; 热工过程
中图分类号: TM623.94 文献标识码: A

引 言

随着火电机组单机容量和参数的提高以及系统本体的复杂化, 热工过程越来越表现出非线性、慢时变、大延迟和不确定性, 并且热力系统中的耦合作用也越来越明显。而另一方面, 随着对火电机组控制要求的不断提高, 建立精确的热工过程模型成为实施优化控制的基础。由于传统的建模方法主要用于建立热工对象的线性模型, 难以建立非线性的热工模型, 迫切要求寻求一种高精度的、全局的非线性建模方法。

由于神经网络具有较强的逼近非线性函数的能力, 人们尝试采用神经网络建立热工过程的非线性模型^[1]。在已有的基于神经网络的建模方案中, 所采用的神经网络通常为多层神经网络^[2]。但由于多层神经网络计算量大、收敛速度慢, 且容易陷入局部最小点, 其建模过程往往比较复杂, 实际应用时算法的实现也比较困难^[3]。近年来有学者将径向基函数(RBF)神经网络引入到电厂热工过程的建模中来, 取得了一定的进展^[4]。但大多数方法只是采用静态的 RBF 网络, 而静态 RBF 网络不能很好地建立时变的热工过程模型, 从而使这类建模方法也受到了限制。因此, 如何找到一种性能优异的动态 RBF 网络并将其应用到电厂热工过程的建模中来, 是一项有意义的工作。基于这一想法, 在研究基于 RBF 的资

源分配网络(RAN)的基础上, 结合扩展卡尔曼滤波器(EKF)算法, 并加入剪枝策略及滑动窗口 RMS 准则, 形成了改进的动态最小资源分配网络(MRAN), 并用于建立热工过程的动态非线性模型。计算表明, 所建立的 MRAN 可以获得更加紧凑的网络结构, 且具有自适应能力, 能通过自动增减隐层神经元数量和调整网络参数跟踪系统动态特性的变化, 因此, MRAN 非常适合于实时在线应用, 可用来解决热工过程的动态非线性建模问题。

1 最小资源分配网络(MRAN)及其算法

1.1 RBF 网络简介

径向基函数(RBF)神经网络是一种单隐层的前馈神经网络, 有输入层、隐层和输出层 3 层组成, 其结构如图 1 所示。

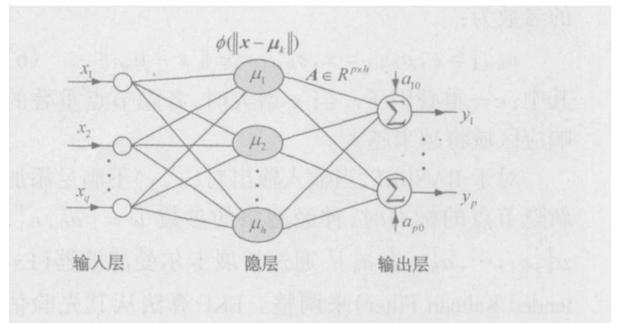


图 1 RBF 网络结构图

图 1 为 $q-h-p$ 结构的 RBF 网, 即网络具有 q 个输入, h 个隐节点, p 个输出。其中 $x = [x_1, x_2, \dots, x_q]^T \in R^q$ 为输入向量; $\phi(\cdot)$ 为径向基函数 RBF, 一般取为非线性函数; $\mu_k = [\mu_{1k}, \mu_{2k}, \dots, \mu_{qk}]^T \in R^q$ 为 RBF 的中心; $A \in R^{p \times h}$ 是输出权值矩阵; $a_0 = [a_{10}, a_{20}, \dots, a_{p0}]^T$ 是偏移向量。 $y = [y_1, y_2, \dots, y_p]^T \in R^p$ 为输出向量;

径向基函数 $\phi(\cdot)$ 最常用的是高斯函数, 其表达

收稿日期: 2006-05-24; 修订日期: 2006-07-19

基金项目: 高校博士点基金资助项目(20050286041)

作者简介: 杨世忠(1981-)男, 安徽宁国人, 东南大学硕士研究生

形式为:

$$\phi(v) = \exp(-v^2/\sigma^2) \text{ 或 } \phi(v) = \exp(-v^2/2\sigma^2) \quad (1)$$

则对应于输入 x , 第 k 个隐节点的输出响应为:

$$\phi_k(x) = \exp(-\|x - \mu_k\|^2 / (\sigma_k)^2), \quad (k = 1, 2, \dots, h) \quad (2)$$

其中: σ_k —高斯函数的宽度。 $\| \cdot \|$ —欧氏范数。对于一个 p 维输出的 y , 网络的总体输出是一种映射 $f: R^q \rightarrow R^p$, 即:

$$y = f(x) = a_0 + \sum_{k=1}^h a_k \phi_k(x) \quad (3)$$

其中: 向量系数 $a_k = [a_{1k}, a_{2k}, \dots, a_{pk}]^T$ 是指第 k 个隐节点到输出的连接权值。这样, 网络的权系数矩阵可以表达为 $A_{p \times h} = [a_1, a_2, \dots, a_h]$ 。

1.2 采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)算法的资源分配网络

资源分配网络(RAN)在学习过程增加隐节点的同时调整网络参数。它循环地检查各样本输入输出对, 当新样本满足“新颖性”(Novelty)条件时, 则分配一个新节点。“新颖性”条件为:

$$\|x - \mu_{nr}\| > \epsilon \quad (4)$$

$$\|e\| = \|y - f(x)\| > e_{\min} \quad (5)$$

其中: μ_{nr} —与 x 距离最近的中心。 ϵ 和 e_{\min} 是大小合适的阈值。当网络中新添加了隐节点后, 该节点的参数为:

$$a_{h+1} = e, \mu_{h+1} = x, \sigma_{h+1} = \kappa \|x - \mu_{nr}\| \quad (6)$$

其中: κ —重叠因子。当 κ 增大时, 各隐节点重叠的响应区域将越来越大。

对于 RANEKF, 当输入输出对 (x, y) 不满足添加新隐节点的标准时, 神经网络的参数 $w = [a_0, a_1^T, \mu_1^T, \sigma_1, \dots, a_h^T, \mu_h^T, \sigma_h]^T$ 通过扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter)来调整。EKF 算法从其先验估计 $w(i-1)$ 得到其后验估计 $w(i)$:

$$w(i) = w(i-1) + K_i e_i \quad (7)$$

其中: K_i —卡尔曼增益向量, 由下式给出:

$$K_i(z \times p) = P_{i-1} B_i [R_i + B_i^T P_{i-1} B_i]^{-1} \quad (8)$$

其中: $B_i = \nabla_w f(x_i)$ 是函数 $f(x_i)$ 在 $w(i-1)$ 处关于参数 w 的梯度向量; R_i —测量噪声的方差; $z = p + h \times (p + q + 1)$ —网络中需要调整的参数总和。

协方差矩阵 P 按下式更新:

$$P_{i(z \times z)} = [I_{(z \times z)} - K_i B_i^T] P_{i-1} \quad (9)$$

其中: $I_{(z \times z)}$ —一个单位矩阵。

卡尔曼滤波器 EKF 算法的快速收敛可能会使模型不能对将来的数据产生自适应。为了避免这个问题, 常采用随机游动模型(Random Walk Model), 则

协方差矩阵的更新式为:

$$P_{i(z \times z)} = [I_{(z \times z)} - K_i B_i^T] P_{i-1} + q_0 I_{(z \times z)} \quad (10)$$

其中: q_0 —一个标量, 它决定在梯度向量方向上所允许的随机步; P_i —一个 $z \times z$ 维的正定矩阵。

当分配了新的隐节点后, P_i 的维数增加, 则新增加的行和列必须初始化。因为 P_i 是参数协方差的估计, 选择:

$$P_i = \begin{pmatrix} P_{i-1} & 0 \\ 0 & p_0 I_{(z_1 \times z_1)} \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中: p_0 —在指定给参数的初始值中的不确定性的估计, 此处也是观测值 x_i 和 y_i 的方差; z_1 —增加隐节点后新增的网络参数, 即 $z_1 = p + q + 1$ 。

算法开始时, 取距离分辨率 $\epsilon = \epsilon_{\max}$ (ϵ_{\max} 应能覆盖整个输入空间), 然后在学习过程中逐步减小到 $\epsilon = \epsilon_{\min}$, 即:

$$\epsilon_i = \max\{\epsilon_{\max} \gamma^i, \epsilon_{\min}\} \quad (12)$$

其中: $0 < \gamma < 1$ 是一个衰减常数。

由上述分析可知, 系统开始时只建立目标函数的粗略描述, 随着 ϵ 的减小, 新分配的隐节点的宽度将越来越小, 于是系统对目标函数的描述也将越来越精确; 最后, 如果系统对整个目标函数的学习达到了给定精度, 则不再分配新隐节点。

1.3 最小资源分配网络(MRAN)

RAN 和 RANEKF 都有一个共同的缺点, 即一旦一个隐层单元产生, 则不能被删除。因此, 在它们所产生的网络中, 可能会有某些隐层单元, 虽然在初始时活跃, 但其后会对网络输出无任何贡献。Cheng 等人提出了一种在网络批量训练过程中删除隐层单元的方法^[5]。我们将这种方法引用到 RANEKF 中, 构成改进的最小资源分配网络(MRAN)。加入的删除策略表述如下。

为了删除对网络输出几乎不作贡献的隐层单元, 首先考虑第 k 个隐节点的输出 o_k :

$$o_k = a_k \exp\left[-\|x - \mu_k\|^2 / (\sigma_k)^2\right] \quad (13)$$

通过式(13)可以看出, 影响隐层单元的输出有 3 个关键因素, 即权值 a_k , 宽度 σ_k 及距离 $\|x - \mu_k\|$ 。当第 k 个隐单元的宽度 σ_k 很小时, 其输出 o_k 也将很小; 同理, 如果 $\|x - \mu_k\|$ 很大, 也就是说此隐单元与当前输入距离较远, 这样当前隐节点的输出也将会变小。因此, 仅仅考虑权值是不够的。为判断一隐节点是否应该被删除, 所有隐节点输出向量 o_k ($k = 1, \dots, h$) 的分量都应该被连续地检验。如若要删除第 k 个隐节点, 当且仅当在过去某一段时间 n_w 内, 输出向量 o_k ($k = 1, \dots, h$) 的所有分量对网络输出没有贡献。为使网络更

具有普遍意义和分析方便, 对隐层单元输出向量作归一化处理, 即隐层输出向量为 $r_k = [r_{1k}, r_{2k}, \dots, r_{pk}]$, 且 $r_{lk} = \|o_{lk}\| / \|o_{l, \max}\|$, 其中 $\|o_{l, \max}\|$ 是所有隐节点对第 $l (l=1, 2, \dots, p)$ 个输出节点的输出中的绝对值的最大值。如果 r_k 中的所有分量在连续的 n_w 观测时段内均小于一个值, 则表明第 k 个隐节点对网络输出没有贡献, 应该被删除。

在删减冗余隐节点的同时, 应该在添加隐节点时提出更严格的要求。这是因为一旦网络输入中含有噪声, 则受噪声影响的输入与最近的隐节点之间的距离可能大于式(4)中的 ϵ ; 同时, 由于噪声的引入, 网络的输出误差可能会超过式(5)中的 e_{\min} 。这样, 网络就会因为噪声而增加节点。为了减少噪声的影响并使隐单元的数目变化平滑, 可采用滑动窗口 RMS 准则来改进网络的学习^[9], 即在增加一个隐单元之前必须跨越一个滑动数据窗的输出误差的均方根(Root Mean Square)。在第 i 个采样时刻网络输出的 RMS 值为:

$$e_{\text{rms}}^i = \sqrt{\sum_{j=1}^{i-(n_w-1)} (e_j^T e_j) / n_w} \quad (14)$$

其中: $e_j = y_j - f(x_j)$ 。在式(14)中, 对每一个观测值, 采用一个滑动窗口来包含基于 $y_i, y_{i-1}, \dots, y_{i-(n_w-1)}$ 的一定数量的输出误差。当一组新观测值到达时, 该窗口中的数据通过引进最新的数据并删除最旧的数据以得到更新。从这种意义上看, 就好像是数据窗通过在线获得的数据进行滑动, 因此称之为数据滑动窗。窗口的大小由 n_w 的值决定。这样, 附加的增加准则为:

$$e_{\text{rms}}^i > e'_{\min} \quad (15)$$

其中: e'_{\min} —所选择的阈值。

1.4 算法综合

综上所述, 采用 EKF 算法来调节 RAN 的网络参数, 并结合剪枝算法及滑动窗口 RMS 准则, 得到改进最小资源分配网络(MRAN), 总的序贯学习算法表述如下:

(1) 对每一个观测值 (x_i, y_i) (i 指采样时刻), 计算全部的网络输出:

$$f(x_i) = a_0 + \sum_{k=1}^h \alpha_k \exp\left[-\|x_i - \mu_k^i\|^2 / (\sigma_k^i)^2\right]$$

(2) 计算增加准则中需要的参数:

$$\epsilon_i = \max\{\epsilon_{\max} \gamma^i, \epsilon_{\min}\}, \quad \|e_i\| = \|y_i - f(x_i)\|,$$

$$e_{\text{rms}}^i = \sqrt{\sum_{j=i-(n_w-1)}^i (e_j^T e_j) / n_w}$$

(3) 如果满足 $\|x_i - \mu_{nr}^i\| > \epsilon_i$ 且 $\|e_i\| > e_{\min}$ 且 $e_{\text{rms}}^i > e'_{\min}$, 则分配第 $h+1$ 个隐节点, 其参数为:

$$a_{h+1}^i = e_i, \quad \mu_{h+1}^i = x_i, \quad \sigma_{h+1}^i = \kappa \|x_i - \mu_{nr}^i\|$$

否则转(4);

(4) 用 EKF 法调节网络参数 a_0^i 及 $\alpha_k^i, \mu_k^i, \sigma_k^i$ ($k=1, \dots, h$):

$$w_i = w_{(i-1)} + K e_i, \quad K_i (z \times p) = P_{i-1} B_i [R_i + B_i^T P_{i-1} B_i]^{-1}, \quad P_i = [I - K B_i^T] P_{i-1} + q_0 I$$

(5) 计算所有隐节点的输出向量 o_k^i ($k=1, \dots, h$) 找出其中绝对值最大的输出向量 $\|o_{\max}^i\|$, 然后计算归一化输出向量 r_k^i ($k=1, \dots, h$);

(6) 如果在 n_w 的连续观测时间内, r_k^i 的所有分量都小于一阈值, 则删减第 k 个隐单元, 同时减少 EKF 算法中的维数。

2 计算实例

2.1 MRAN 应用于燃机模型的辨识

根据文献[7], 由燃气轮机理论可知, 燃机模型可以简化为二阶模型, 对象方程描述为:

$$\begin{cases} y_1(k) = \frac{1}{1+y_1^2(k-1)} [0.8y_1(k-1) + u_1(k-2) + 0.2u_2(k-3)] \\ y_2(k) = \frac{1}{1+y_2^2(k-1)} [0.9y_2(k-1) + u_2(k-2) + 0.3u_1(k-3)] \end{cases}$$

其中: $u_1(k)$ —燃料流量; $u_2(k)$ —回热系数; $y_1(k)$ —输出功率; $y_2(k)$ —燃烧室温度。

采用均方根误差 RMSE(the Root Mean Squared Error)作为模型辨识精度的性能指标:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^N e_{ij}^2 / N \times P}$$

其中: N —网络输出单元的个数; P —全部的测试样本数; e_{ij} —网络在第 i 个样本处对第 j 个输出单元的输出误差。

选取网络的输入为 $[y_1(k-1), y_2(k-1), u_1(k-2), u_2(k-2)]^T$, 输出变量为 $[y_1(k), y_2(k)]^T$ 。训练过程中, 取输入信号 u_1, u_2 为两组不相关的 1000 组随机信号序列。网络参数为: 距离分辨率 $\epsilon_{\max} = 1.0, \epsilon_{\min} = 0.1$, 衰减常数 $\gamma = 0.77$, 重叠因子 $\kappa = 0.92$, 输出误差限 $e_{\min} = 0.2$, RMS 限值为 $e'_{\min} = 0.65$, 滑动窗口的大小为 $n_w = 30$ 。网络中使用的 EKF 算法参数: $p_0 = R_i = 1, q_0 = 0.001$ 。

采用与训练样本来自同一序列的另 300 组样本对所得到的网络进行精度测试, 得到其均方根误差 $\text{RMSE} = 0.0644$, 隐节点个数为 9。仿真曲线如图 2 所示, 网络参数如表 1 所示。

2.2 MRAN 应用于汽包锅炉的动态系统辨识

根据文献[8], 汽包锅炉是一个复杂的非线性系统, 其非线性模型为:

$$\begin{cases} x_1(t) \\ x_2(t) \end{cases} = \begin{cases} 0.014u_1(t) - 0.0033(x_1(t))^{1.125}u_2(t) \\ 0.01408(x_1(t))^{1.125}u_2(t) - 0.064x_2(t) \end{cases}$$

$$y(t) = 0.2957(x_1(t))^{1.125}u_2(t) + 3.456x_2(t)$$

其中: $x_1(t)$ —汽包压力, kg/m^2 ; $x_2(t)$ —再热汽压力, kg/m^2 ; $u_1(t)$ —燃料流量, t/h ; $u_2(t)$ —阀门开度 ($0 < u_2(t) < 1$); $y(t)$ —输出功率, MW 。为分析问题简便, 设定 $u_2(t) = 0.8$, $u_1(t)$ 在 $0 \sim 70$ 之间变化。取采样时间为 10 s , 通过龙格库塔方法计算得 2000 组数据对作为测试输入输出样本。

表 1 燃机模型 MRAN 网络的参数

		隐节点序号 k								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
中心值	μ_{1k}	0.557	-0.074	-1.853	0.704	2.328	0.098	-1.009	-0.194	0.811
	μ_{2k}	1.410	0.610	1.341	-0.416	-1.161	-1.351	-0.995	-0.342	0.929
	μ_{3k}	-0.472	-0.189	0.060	0.062	-0.277	0.266	-0.425	-0.673	0.921
	μ_{4k}	0.426	0.081	-0.136	0.045	0.286	-0.330	0.871	-1.674	-0.401
权值	a_{1k}	1.003	0.090	-2.062	-0.131	2.258	0.135	-1.173	-0.174	0.273
	a_{2k}	2.091	-0.425	1.652	0.509	-1.466	-1.337	-1.172	-0.164	0.273

表 2 汽包锅炉模型 MRAN 网络的参数

		隐节点序号 k										
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
中心值	μ_{1k}	28.113	185.05	-17.558	60.837	94.787	77.112	164.2	222.15	10.311	115.18	136.41
	μ_{2k}	93.323	84.115	70.657	94.966	22.097	-19.305	-23.56	76.844	-23.943	50.604	99.672
权值 a_k		108.79	183.61	65.538	126.12	3.3237	-62.912	-38.374	117.09	-44.597	1.2034	84.454

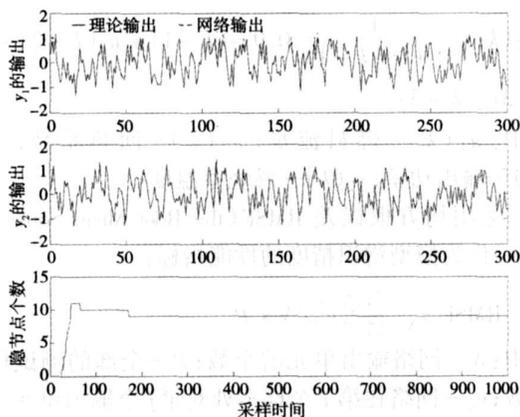


图 2 燃机模型 MRAN 网络的测试结果

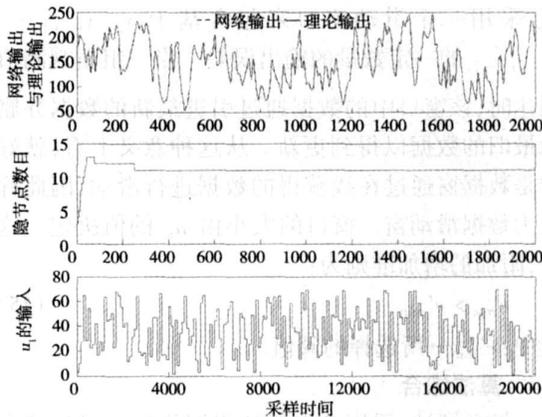


图 3 汽包锅炉模型 MRAN 网络的测试结果

选取网络的输入为 $[x_1(t), x_2(t)]^T$, 输出变量为 $[y(t)]$ 。训练过程中, 取输入信号 x_1, x_2 为两组不相关的随机信号序列。网络参数为: 距离分辨率 $\epsilon_{\max} = 12.0$, $\epsilon_{\min} = 8.0$, 衰减常数 $\gamma = 0.97$, 重叠因子 $\kappa = 0.7$, 输出误差限 $e_{\min} = 5.0$, RMS 限值为 $e'_{\min} = 20.0$, 滑动窗口的大小为 $n_w = 30$ 。网络中使用的 EKF 算法参数: $p_0 = R_i = 1, q_0 = 0.002$ 。

用前述的 2000 组数据对网络进行测试, 最终得到其均方根误差 $\text{RMSE} = 4.925$, 隐节点个数为 11 。仿真曲线如图 3 所示, 网络参数如表 2 所示。

2.3 初始参数对网络性能的影响

在建立网络结构的过程中, 初始参数的调整非常重要。从以上两个仿真实例可以明显看出, 对于不同的样本, 它们的初始参数是不相同的; 同时, 各个参数的变化对于网络性能的影响程度也是不同的。以 2.1 节的算例为实例, 简要地就初始参数对网络性能的影响进行分析。

2.3.1 e_{\min} 对网络性能的影响

由表 3 可以看出, e_{\min} 对网络结构的影响很大, 对输出精度也有一定影响。随着 e_{\min} 的增大, 虽然

模型精度有所降低, 但隐节点数大大减小, 网络结构得到简化, 同时运算时间也减少。因此, 在对模型精度要求不是很高的热工过程中, 适当降低精度要求可以提高神经网络的实时建模能力。

表 3 对网络性能的影响

e_{\min}	隐节点数	均方根误差 (RMSE)	运算时间/s
0.01	28	0.037 4	27.6
0.02	24	0.058 6	24.9
0.05	20	0.061 3	16.5
0.1	13	0.076 9	10.3
0.2	12	0.064 4	8.2
0.5	11	0.068 4	7.1

2.3.2 e'_{\min} 对网络性能的影响

由表 4 可见, e'_{\min} 也对网络性能有较大影响。适当减小 e'_{\min} 可以降低模型误差, 但却会带来隐节点的增加及运算时间的延长。同时, e'_{\min} 过小会使网络训练过程中隐节点的增删过于频繁, 不适用于实际热工过程的应用。

表 4 e'_{\min} 对网络性能的影响

e'_{\min}	隐节点数	均方根误差 (RMSE)	运算时间/s
0.2	58	0.031	187.8
0.3	48	0.041	144.8
0.5	25	0.044	23.2
0.6	16	0.055	11.2
0.7	6	0.083	3.4
0.8	4	0.110	2.2

其它一些初始参数, 如 ϵ_{\max} , ϵ_{\min} 也对网络的结构和性能有一定影响。在实际建模过程中, 要针对不同的模型选择合适的初始参数, 以使网络综合性能达到最优。

3 结 语

介绍了基于 RBF 网络的资源分配网络 (RAN),

指出了其在建模过程中存在的不足, 如无法删除对网络不产生贡献的隐节点。通过采用能够加快收敛速度的 EKF 算法及能够删除冗余隐节点的剪枝策略, 使得网络结构更加紧凑。同时加入滑动窗口 RMS 准则, 提高了网络的泛化能力, 并最终建立了改进的最小资源分配网络 (MRAN)。进而将改进的 MRAN 应用到两种热工过程的在线建模, 从计算结果看, MRAN 网络具有结构紧凑、模型精度高、泛化能力强及收敛速度快的特点, 非常适合于热工过程的在线建模。最后分析了网络初始参数 e_{\min} 及 e'_{\min} 对网络性能的影响, 表明了在建模过程中, 正确选取初参数对优化网络性能的重要性。

参考文献:

- [1] IRWIN G, BROWN M, HOGG B, et al. Neural network modeling of a 200 MW boiler system[J]. IEE Proc-Control Theory Application, 1995, 142(6): 529-536.
- [2] NOURA H, THEILLIOL D, AUBRUN C. Control law reconfiguration for nonlinear systems based on multilayer neural network and fuzzy model; application to a thermal plant // Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. France: IEEE, 1994. 453-458.
- [3] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [4] 杨戈, 吕剑虹, 刘志远. 基于 RBF 神经网络的热工过程在线自适应建模算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(1): 191-195.
- [5] CHENG Y H, LIN C S. A learning algorithm for radial basis function networks; with the capability of adding and pruning neurons[J]. IEEE Int Conf on Neural Networks, 1994, 1: 797-801.
- [6] SUNDARARJAN N, SARATCHANDRAN P, LU Y W. Radial basis function neural networks with sequential learning. MRAN and its applications[M]. Singapore: World Scientific, 1999.
- [7] 倪维斗, 徐基豫. 自动调节原理与透平机械自动调节[M]. 北京: 机械工业出版社, 1999.
- [8] WIGREN T. Recursive identification based on nonlinear state space models applied to drum-boiler dynamics with nonlinear output equations // 2005 American Control Conference June 8-10[C]. Portland, OR 2005. (渠源 编辑)

(上接第 90 页)

参考文献:

- [1] DI PALMA F, MAGNI L. A multi-model structure for model predictive control[J]. Annual Reviews in Control, 2004, 28(1): 47-52.
- [2] SENTONI GUILLERMO B, BIEGLER LORENZ T. State-space nonlinear process modeling; identification and universality[J]. AIChE Journal, 1998, 44(10): 2229-2239.
- [3] SENTONI G B, BEIGLER L T. Model reduction for nonlinear DABNet models // Proceedings of the American Control Conference[C]. San Diego, CA, 1999. 2052-2056.

- [4] WANG LI WEI, WANG XIAO, FENG JU FU. Intrapersonal subspace analysis with application to adaptive Bayesian face recognition[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(4): 617-621.
- [5] 刘志远, 吕剑虹, 陈来九. 新型 RBF 神经网络及在热工过程建模中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 118-122.
- [6] NARENDRA K S, GEORGE K. Adaptive control of simple nonlinear systems using multiple models // Proceedings of the IEEE American Control Conference[C]. American: IEEE, 2002. 1779-1784.
- [7] 翟勇军, 费树岷. 基于在线学习的多模型自适应控制[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(9): 80-83.

variable speed regulation, flow guide regulation

HHT 与 RBF 神经网络在离心泵故障振动信号处理中的应用 = **The Application of HHT and RBF Neural Networks for Processing Fault-vibration Signals from Centrifugal Pumps** [刊, 汉] / ZHOU Yun-long, HONG Jun, ZHAO Peng (College of Energy Source and Mechanical Engineering under the Northeast University of Electric Power, Jilin, China, Post Code: 132012) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 84 ~ 87

According to the specific features of fault-vibration signals of a centrifugal pump, presented is a new method for fault diagnosis of vibration signals of a centrifugal pump by employing a combination of Hilbert-Huang transformation (HHT) and a radial basis function (RBF) neural network. First, the time series data from the vibration signals of a centrifugal pump is subject to an empirical mode decomposition (EMD) followed by a Hilbert-Huang Transformation to obtain the energy of various intrinsic mode functions (IMF). Moreover, with "energy ratio" serving as an element, the eigenvector obtained from vibration signals of the centrifugal pump by utilizing the energy ratio can depict very well fault information for different vibrations. By using a RBF neural network, the mapping extending between the eigenvector and fault modes can be established to realize a fault diagnosis, thus achieving a high diagnostic rate for such conditions as normal state, mass imbalance, rotor misalignment and foundation loosening fault of a centrifugal pump. The experimental research results show that the method under discussion can effectively diagnose the vibration signals of a centrifugal pump. **Key words:** centrifugal pump, Hilbert-Huang transformation, RBF (radial basis function) neural network, fault diagnosis

热力系统局部非线性模型辨识 = **Discrimination of the Local Nonlinear Model of a Thermodynamic System** [刊, 汉] / DONG Jun-hua, XU Xiang-dong (Department of Thermal Energy Engineering, Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 88 ~ 90, 95

In a multi-model control (MMC) version, a majority of local models are based on a linear model and their number and accuracy may influence the effectiveness of the multi-model control. An algorithm for the discrimination of nonlinear models is proposed based on a radial basis function (RBF) neural network. By adopting a nonlinear model structure proposed by G. B. Sentoni and others and utilizing the approximation ability of a radial basis function (RBF) neural network, realized was the discrimination of nonlinear models in a thermodynamic system. During the process of learning the RBF neural network, one can accelerate the converging process of learning by regulating the learning speed according to a performance function. Finally, a simulation verification was conducted. A multi-model control system based on two local linear models instead of five local nonlinear models can diminish the oscillation during a switching-over with the control accuracy being somewhat enhanced. The experimental results indicate that the discrimination algorithm under discussion can reduce the number of fixed models, thereby shortening model searching time and raising model prediction accuracy. **Key words:** thermodynamic system, local model, non-linearity, RBF neural network

基于最小资源分配网络的热工对象辨识 = **Discrimination of a Thermodynamic Object Based on a Minimum Resource Allocation Network** [刊, 汉] / YANG Shi-zhong, LU Jian-hong (College of Energy Source and Environment under the Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 91 ~ 95

The establishment of a comprehensive nonlinear model for a thermodynamic process serves as a basis for the overall optimization of a thermodynamic control system. However, it is difficult for a static neural network to establish a model for nonlinear dynamic processes. A resource allocation network (RAN) lends itself to dynamically adjust the network parameters while an extension Kalman filter (EKF) algorithm can accelerate the converging speed. By organically combining the above-mentioned methods and adding on this basis pruning tactics and a sliding-window root-mean-square criterion, an improved minimum resource allocation network (MRAN) can be formed. The improved MRAN has been applied to the nonlinear dynamic modeling of a typical thermodynamic process. The simulation results show that the MRAN features a compact network structure and high modeling accuracy, thus making it suitable for on-line applications. Finally, analyzed

is the impact of network initial parameters on its performance. **Key words:** neural network, minimum resource allocation network, modeling, thermodynamic process

基于元体能量平衡法的垂直 U 型埋管换热特性的研究 = A Study of Heat Exchange Characteristics of Vertical U-shaped Embedded Tubes Based on an Element Energy Balance Method [刊, 汉] / YANG Wei-bo, SHI Ming-heng (Department of Power Engineering, Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 96 ~ 100

Based on a method of element energy balance, established was a heat exchange model for vertical U-shaped embedded tubes. The model has taken account of the liquid temperature change along their flow path. The thermal interference problem between two tube feet has been reflected through the introduction of a thermal interference angle and an equivalent heat-transfer spacing, making the model more in compliance with the actual heat transfer conditions. Based on the model, a numerical simulation was conducted of the heat exchange characteristics of the U-shaped embedded tubes. The simulation results show that an increase in the heat conduction coefficient of soil and backfill substance, spacing between the tube feet and in-tube fluid flow rate and a decrease in the thermal interference angle of the tube feet and inlet fluid temperature under heat supply conditions can all lead to a better heat exchange effectiveness of the embedded tubes. Among the above factors, the heat conduction coefficient of the soil exercises a most conspicuous influence but that of the backfill substance shall not be increased unrestrictedly. Its magnitude has to take into account the influence of the increased thermal interference between the tube feet and its correlation with the tube feet spacing. In the meantime, concerning an increase in the flow rate, a restriction in flow resistance increase must be taken into consideration. A variable flow rate design method can be used for relevant adjustment and optimization. In addition, to give full play to the efficacy of geothermal source heat pumps (GSHP), one should during actual design pay attention to mutual matching of the characteristics of three factors; i. e. embedded tubes, heat pumps and loads. **Key words:** vertical U-shaped embedded tube, element energy balance, heat exchange characteristics, geothermal source heat pump (GSHP), numerical simulation

气固钙基脱硫反应的钙平衡分析方法 = An Analytic Method Featuring Calcium Balance during a Gas-solid Calcium-based Desulfuration Reaction [刊, 汉] / FAN Bao-guo, XIAO Yun-han, TIAN Wen-dong (Engineering Thermophysics Research Institute under the Chinese Academy of Sciences, Beijing, China, Post Code: 100080), QI Hai-ying (Thermal Energy Engineering Research Institute under the Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 101 ~ 104

Based on the total mass conservation principle of calcium element in a desulfuration agent before and after a reaction, the authors have proposed a novel method for analyzing a calcium-based gas-solid desulfuration reaction-calcium balance method. Compared with the method for analyzing the desulfuration process purely from the gas-phase side, the calcium balance method can determine not only the efficiency of the desulfuration system and the utilization rate of the desulfuration agent but also the type of products. Moreover, the difference in the recycling value of the desulfuration products at different locations can also be identified. The results of an analysis of bed materials under specific operating conditions for the calcium-based medium-temperature desulfuration process on a circulating fluidized bed (CFB) show that the desulfuration products mainly consist of calcium sulfate, and calcium sulfite accounts for a very small proportion with a concurrent generation of a certain amount of calcium carbonate. The transformation rate of the desulfuration agent is consistent with the conversion-based transformation rate of values measured at the gas-phase side. **Key words:** calcium balance method, calcium-based desulfuration agent, CFB medium-temperature desulfuration