

基于改进的 Elman 网络的内模控制及其应用

(东南大学 动力工程系, 南京 210096) 马宝萍 徐治皋

摘要: 为了使基于神经网络的内模控制更好地适用于高阶对象, 本文提出一种基于改进的 Elman 网络的内模控制系统, 并以循环流化床锅炉中的床层温度为对象进行仿真研究, 结果表明这一系统对模型误差具有良好的鲁棒性和抗扰能力。

关键词: 神经网络; 内模控制; 循环流化床锅炉

中图分类号: TP183; TK229.6⁺6 文献标识码: A

1 引言

内模控制 (Internal Model Control, IMC) 系统不仅可与 PID 控制系统、前馈-反馈控制系统和 Smith 预估控制系统的性能相比, 而且对外部扰动和模型误差具有良好的鲁棒性, 在过程控制中得到广泛应用^[1-2]。内模控制是一种基于模型的控制, 而神经网络已被证明具有逼近任意连续有界非线性函数的能力, 因此利用神经网络辨识对象模型, 实现非线性系统的内模控制已成为可能^[3]。为了克服多层前馈网络辨识对象时的缺点, 如网络结构复杂、收敛速度慢等, 本文提出一种基于改进的动态递归网络 (Elman 网络) 的内模控制系统, 并以循环流化床床层温度的动态特性为对象进行仿真研究, 结果表明这一方案对参数波动、模型误差具有良好的鲁棒性。

2 基于神经网络的非线性内模控制系统

基于神经网络的非线性内模控制有两种实现方法, 一种是基于对象动态特性的神经网络模型, 另一种是基于对象动态特性的逆的神经网络模型, 后者的优点是不需要在线求解神经网络的逆就可以实现所需的控制律, 其结构如图 1 所示^[4], 其中 F 为线性滤波器, 用来改善系统的鲁棒性, P 为非线性对象, M_g^{-1} 为由神经网络实现的逆模型。

描述对象动态特性的逆的神经网络可以表示

为:

$$\hat{u}(t) = \psi [y(t + \tau + 1), y(t + \tau), \dots, y(t + \tau - n_y + 1), u(t - 1), \dots, u(t - n_u + 1)] \quad (1)$$

其中 τ 为纯延迟拍数, n_y 、 n_u 为系统阶次。这时神经网络的输入向量为:

$$I = [y(t + \tau + 1), y(t + \tau), \dots, y(t + \tau - n_y + 1), u(t - 1), \dots, u(t - n_u + 1)]^T \quad (2)$$

输出量为对象输入的预测值 $\hat{u}(t)$ 。

3 Elman 网络的改进及其学习算法

利用多层前馈网络 (如 BP 网络、RBF 网络等) 辨识对象时, 必须预先给出定阶的差分方程 (NARMA 模型, 如式 1 所示), 而且随着系统阶次的增加, 迅速膨胀的网络结构将使学习收敛速度更加缓慢。此外较多的输入节点也使网络对外部噪声特别敏感。相比之下, 动态递归网络由于其内部的反馈作用, 更适合于非线性动态系统的辨识, 代表了神经网络建模、辨识与控制的发展方向, 因此本文采用动态递归网络辨识, 代表了神经网络建模、辨识与控制的发展方向, 因此本文采用动态递归网络辨识对象逆模型。

Elman 网络 (Elman, 1990) 是动态递归网络的一种, 它的主要结构是前馈连接, 包括输入层、隐层、输出层, 其连接权可以进行学习修正; 反馈连接由一组“结构”单元构成, 用来记忆隐层单元前一时刻的输出值, 其连接权是固定的。当 Elman 网络用于辨识单输入单输出对象时, 只需要一个输入单元和一个输出单元, 隐层单元的输入为 $n + 1$ 个, 比相应的静态神经网络结构大大简化。此外, Elman 网络的动态特性仅由内部的连接提供, 无需使用状态作为输入或训练信号, 这也是 Elman 网络相对于静态前馈网络的优越之处^[3]。

Elman 网络采用标准 BP 学习算法训练时仅能辨识一阶线性动态系统, 这是由于标准 BP 算法只有

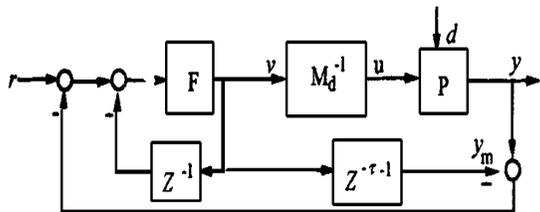


图 1 基于动态特性逆模型的非线性内模控制系统

一阶梯度, 当系统阶次增加或隐层单元增加时, 导致相应的学习率极小(为保证学习收敛), 逼近精度不能满足要求。为了有效地辨识高阶系统, 就需要采用动态反向传播学习算法或对网络结构进行修改。

本文采用一种改进的 Elman 网络来辨识单输入单输出系统^[5], 如图 2 所示, 其中网络的外部输入为 u , 输出为 y , 隐层的输出为 $x \in R^n$, 结构单元的输出为 $x_c \in R^n$ 。由于在结构单元上增加了一个固定增益为 α 的自反馈连接, 使结构单元在 k 时刻的输出等于隐层在 $k-1$ 时刻的输出加上结构单元在 $k-1$ 时刻输出值的 α 倍。

整个网络的输入、输出关系可表示如下:

$$\begin{aligned} x(k) &= f(W^1 x_c(k) + W^2 u(k)) \\ x_c(k) &= \alpha x_c(k-1) + x(k-1) \\ y(k) &= g(W^3 x(k)) \end{aligned} \quad (3)$$

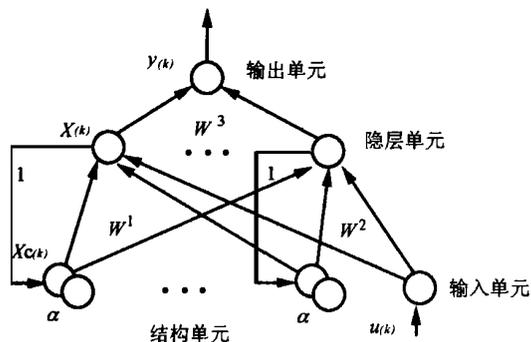


图 2 改进的 Elman 网络结构示意图

其中 $W^1_{n \times n}$, $W^2_{n \times n}$, $W^3_{1 \times n}$ 分别为结构单元到隐层、输入层到隐层以及隐层到输出层的连接权矩阵, $f(\cdot)$ 为隐层单元的激发函数(如 Sigmoid 函数), $g(\cdot)$ 为输出单元的激发函数(如线性函数)。图 2 所示 Elman 网络的 BP 学习算法为:

$$\Delta w_i^3 = \eta \delta^3 x_i(k), \quad \text{其中: } \delta^3 = (y_d(k) - y(k)) g'(\cdot), \quad i = 1, 2, \dots, n;$$

$$\Delta w_i^2 = \eta \delta^2 u_i(k-1), \quad \text{其中: } \delta^2 = (\delta^3 w_i^3) f'_i(\cdot), \quad i = 1, 2, \dots, n;$$

$$\Delta w_{ij}^1 = \eta (\delta^1 w_{ij}^3) \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^1}, \quad \text{其中: } \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^1} = f'_i(\cdot) x_j(k-1) + \alpha \frac{\partial x_i(k-1)}{\partial w_{ij}^1}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n;$$

(4)

其中 η 为学习速率。与动态反向传播算法(Kuan, 1989)比较可以发现, 修改的 Elman 网络利用标准 BP 学习算法, 就能达到基本 Elman 网络利用动态反传算法所达到的效果, 即能有效地辨识高于一阶的动态系统。

4 仿真研究

循环流化床锅炉(CFB)中床层温度是一个关键的运行参数, 通常情况要求床层温度控制在 850°C 左右, 以确保最佳燃烧效率和最佳脱硫效率。文献 [6] 提供了燃料量(M) 扰动下的床层温度(θ) 的动态特性如下所示:

$$G_\theta(s) = \frac{\theta(s)}{M(s)} = \frac{K\theta}{(1 + T_\theta s)^2} e^{-\tau_\theta s} \quad (5)$$

当锅炉负荷在 25% ~ 100% 范围内变化时, 上式中参数的变化范围是:

$$K\theta: 10 \sim 5, T_\theta: 200 \sim 100\text{s}, \tau_\theta: 60 \sim 30\text{s}. \quad (6)$$

可见这是一个二阶对象, 并且具有大延迟过程的特点, 因此常规 PID 控制器的控制效果往往不能令人满意。文献 [4] 指出非线性内模控制可用于由最小相位与纯延迟环节组合而成的系统, 因此以 $G_\theta(s)$ 为仿真对象, 对本文提出的基于改进的 Elman 网络的内模控制系统(如图 1 所示)进行研究。

4.1 采用改进的 Elman 网络辨识对象动态特性的逆

本文用直接逆系统建模法来辨识式 (5) 所示对象动态特性的逆, 即以待辨识系统的输出作为网络的输入, 网络的输出与系统输入比较, 相应的误差用来进行训练, 学习后的网络可用来代表系统的逆模型, 即图 1 中的 M_d^{-1} 。

为了使训练后的神经网络模型能更好地代表这一变参数对象, 在此用 80% 负荷下的参数生成训练样本(输入为均匀分布的随机数), 网络结构取为 1-10-1, 自反馈增益 $\alpha = 0.68$, 学习速率 $\eta = 0.016$, 经过 4 460 次训练后, 均方根误差 $E = 0.004 173$, 说明逼近精度已满足要求, 可以用这一网络来代替对象的逆模型。

4.2 内模控制系统的仿真研究

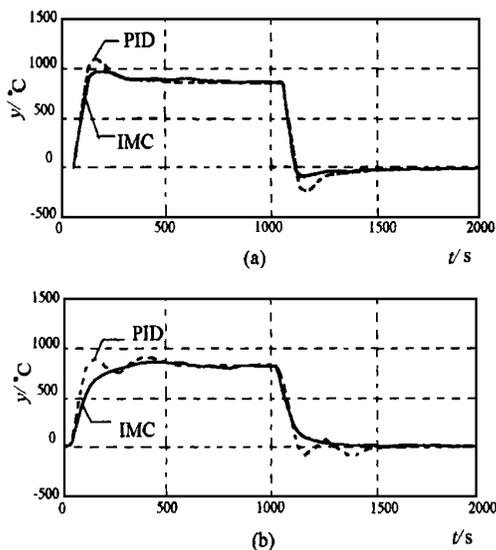


图 3 仿真曲线

用训练好的图 2 所示的 Elman 网络代替图 1 中的 M_d^{-1} 环节。当网络训练好后, 控制系统的可调参数为线性滤波器 $F(z) = \frac{1 - \alpha_f}{1 - \alpha_f z^{-1}}$ 中的参数 α_f , 可根据对跟踪性能和抗扰动能力的要求进行选取, 在此取 $\alpha_f = 0.3$, 利用 MATLAB 中的 Simulink 工具箱进行仿真, 并与常规 PID 控制系统 (其参数根据 Z-N 法进行整定) 进行比较。当设定值取为 0 秒和 1000 秒的正向、反向阶跃信号 (幅值为 $850\text{ }^{\circ}\text{C}$) 时, 响应曲线如图 3 所示。

当 $G_0(s)$ 取 80% 负荷的参数时的曲线如图 3(a), 可见, 当不存在模型误差时, IMC 的控制效果与

PID 控制的差别不很明显; 当 $G_0(s)$ 取 100% 负荷的参数时的曲线如图 3(b), 其中 PID 调节器参数保持不变, 可见, 当存在模型误差时, IMC 的控制效果要明显优于 PID 控制系统, 能够满足实际运行要求。由于此时的模型误差是由负荷变动引起, 因此, 图 3(b) 也可以看作是负荷扰动下的响应, 这就说明与 PID 控制系统相比, 内模控制系统具有很强的鲁棒性和抗扰动能力。

5 结论

本文采用改进的 Elman 网络辨识对象逆模型, 将其用于内模控制系统中, 使得基于神经网络的内模控制更好地适用于高阶对象。对循环流化床中床层温度对象的仿真研究表明, 基于改进的 Elman 网络的内模控制系统具有优良的控制性能。

参考文献:

- [1] 金以慧. 过程控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995.
- [2] Garcia C E, Morari M. Internal model control. 1. A unifying review and some new results[J]. *Ind. Eng. Chem. Pro. Des. Dev.*, 1982, 21(6): 308-323.
- [3] Hunt K J, Sbarbaro D. Neural networks for non-linear internal model control[C]. *Proc. IEE Pt D*, 1991, 138: 431-438.
- [4] 韩曾晋. 自适应控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995.
- [5] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997年.
- [6] 牛培峰. 采用国产 75 t/h 循环流化床锅炉的单元机组汽压自适应控制系统[J]. *控制理论与应用*, 1998, 15(1): 82-86.

(复 编辑)

(上接第 422 页)

测试结果表明; 建立的诊断子网络可以有效地区分上述几种故障, 并且和常规的诊断网络进行了比较, 区分度明显增强。

5 结束语

本文从全面认识故障的角度出发, 提出了基于热参数的汽轮发电机组故障诊断模型, 单利用频谱分析不能得到诊断结论时, 借助热参数可以区分相似故障。文中采用了子网络技术, 在建立不同故障的诊断模型时输入参数可以单独选择, 有效地解决了输入参数作用的冗余和不足, 可以突出每类故障主导征兆的贡献。今后, 应加强故障机理特征提取

的研究, 使诊断知识日臻完善。

参考文献:

- [1] 程道来, 吴茜, 吕庭彦. 国内电站故障诊断系统的现状和发展方向[J]. *动力工程*, 1999, 19(1): 53-57.
- [2] 戈志华, 李如翔, 宋之平. 基于 BP 网络的旋转机械故障诊断[J]. *华北电力大学学报*, 1998, 25(2): 66-71.
- [3] Venkat asubramanian, King Chan. A neural network methodology for process fault diagnosis[J]. *AIChE Journal*, 1989, 35(12): 1993-2002.
- [4] 臧朝平, 高巍, 林循泓等. 一种新型的旋转机械故障诊断神经网络模型研究[J]. *应用力学学报*, 1996, 3(S1): 33-37.
- [5] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 1992.

(渠 源 编辑)

&Power . — 2000, 15(4). — 420 ~ 422, 431

Turbogenerator failures and malfunctions are often caused by a multitude of factors. Some of the failures can hardly be identified and detected by solely relying on frequency spectrum features. Moreover, the variation in the turbogenerator load, phase and the rotor surface temperature can also serve as vital information for identifying and detecting its failures and malfunctions, though their influence on the latter may be a strong or weak one. A systematic analysis is conducted of the effect of various symptom groups on the emergence of turbogenerator failures and faults. By the selection of different symptoms for different failures a single diagnosis network model has been set up based on the use of a sub-network technology. This has effectively resolved the problem of symptom function redundancy and insufficiency. An experimental verification of the model was also fulfilled by a series of illustrative examples. **Key words:** vibration, thermodynamic parameter, failure diagnosis, sub-model, neural network

基于神经网络的燃气轮机动态过程仿真 = Simulation of a Gas Turbine Dynamic Process on the Basis of a Neural Network [刊, 汉] / ZENG Jin, REN Qing-sheng, WENG Shi-lie, SUN Wei-rong (Applied Mathematics Department, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 230030) // Journal of Engineering for Thermal Energy &Power . — 2000, 15(4). — 423 ~ 425

The digital simulation of gas turbines features a variety of advantages such as a high performance-to-cost ratio and a high simulation accuracy, etc. However, the traditional simulation modeling method often suffers from an inability to simultaneously meet the requirements of gas turbine simulation precision and real-time function. In view of this, the authors have conducted a huge amount of exploratory work concerning the construction of neural networks with a large sample space as well as an intensive study on the network learning acceleration method. As a result, they have eventually succeeded in introducing the neural network technology into the simulation of gas turbines, resulting in the construction of a new simulation model. This has led not only to a higher simulation precision but also to a retaining of the system original smoothness. Furthermore, it has also satisfied the system real-time function. **Key words:** gas turbine, simulation, neural network, BP algorithm

基于模糊数学和 RBF 神经网络的事事故预测 = Failure Prediction Based on Both Fuzzy Mathematics and a Radial Basis Function (RBF) Neural Network [刊, 汉] / BI Mei-hua, XIAO Li-chuan, XUE Guo-xin (Computer Department, Jiangsu Petrochemical Institute, Changzhou, Jiangsu, China Post Code: 213016) // Journal of Engineering for Thermal Energy &Power . — 2000, 15(4). — 426 ~ 428

It is of crucial importance to have the ability to predict incipient and potential failures of a power plant or chemical engineering process unit during its operation by tracing the development trend of relevant variables. A comprehensive research has been performed in this regard, and a series of promising results have been attained, especially regarding the application of intelligent software for coping with the relevant issues. However, all the traditional methods are mostly based on the analysis of failure modes. In this paper proposed is a fuzzy mathematics-aided method with the use of RBF neural network method to identify failure symptoms. Satisfactory results have been obtained when the proposed method was used to predict the failure of a coal-fired boiler. **Key words:** failure prediction, fuzzy mathematics, radial basis function (RBF) neural network, coal-fired boiler

基于改进的 Elman 网络的内模控制及其应用 = Internal Model Control Based on an Improved Elman Network and its Applications [刊, 汉] / MA Bao-ping, XU Zhi-gao (Power Engineering Department, Southeastern University, Nanjing, Jiangsu, China, Post Code: 210086) // Journal of Engineering for Thermal Energy &Power . — 2000, 15(4). — 429 ~ 431

To achieve a better use of the neural network-based internal model control on higher order objects, the present paper proposes an internal model control system based on an improved Elman network. Furthermore, with the temperature of a bed