

基于神经网络的燃气轮机动态过程仿真

(上海交通大学, 上海 200030) 曾 进 任庆生 翁史烈 孙薇荣

摘 要: 燃气轮机数字仿真具有高性能价格比、高仿真精度等优点。但以往的建模方法难以同时满足燃气轮机仿真精度和实时性的要求。本文对大样本空间的神经网络构造及网络学习加速方法进行了大量探索及新的有益尝试, 并成功将神经网络技术引入燃气轮机仿真构造新的仿真模型, 不仅获得了更高的仿真精度, 而且保持了系统原有的光滑性, 能满足系统仿真实时性的要求。

关 键 词: 燃气轮机; 仿真; 神经网络; BP 算法

中图分类号: TK47; TP183 文献标识码: A

1 引言

燃气轮机仿真作为许多其它研究(如最优控制、系统辨识以及故障诊断与监测)的基础, 早在 50 年代就已开始了这方面的研究, 并经历了模拟计算机仿真, 数模混合计算机仿真, 以及数字计算机仿真研究等几个阶段。随着计算机的高速发展, 在其性能不断提高的同时, 其价格却大幅度下降, 使得燃气轮机数字仿真研究正成为燃气轮机仿真研究的一个新的增长热点。这当然不仅仅是因为数字计算机具有高性能价格比的优点, 更重要的一点还在于数字计算机具有高仿真精度的特点。但是, 由于现有仿真模型的限制, 使得仿真的实时性要求难以满足且限制了后继研究的发展, 从而一直困扰着燃气轮机数字仿真的发展。

神经网络具有知识的分布存储、并行处理, 强容错性、强非线性映射能力以及很强的自学习、自适应、自组织能力, 且简单易用, 是处理非线性系统的有效手段之一。本文对大样本空间的神经网络构造及网络学习加速方法进行了大量探索及新的有益尝试, 并成功地将神经网络方法引进燃气轮机动态仿真, 不仅获得了更高的仿真精度, 而且保持了系统原有的光滑性, 能满足系统实时性的要求, 为在仿真基

础上进行的其它研究工作打下了良好的基础。

2 船用三轴燃气轮机动态仿真模型

对一般轻型燃气轮机而言, 容积惯性、部件的热惯性相对转动惯性来说非常小, 可以忽略不计, 因而我们通常考虑如下转动惯性微分方程组构成的三轴燃气轮机仿真模型:

$$\begin{aligned} KI_1 n_1 \cdot dn_1/dt &= N_{eMT} - N_{eLC} = \Delta Q_1 \\ KI_2 n_2 \cdot dn_2/dt &= N_{eHT} - N_{eHC} = \Delta Q_2 \\ KI_3 n_3 \cdot dn_3/dt &= N_{eLT} - N_{eN} = \Delta Q_3 \end{aligned} \quad (1)$$

如果考虑到负荷是螺旋桨, 而螺旋桨用来推进船舶, 则还须增加一个船体运动方程:

$$Mdv_s/dt = \pm T_p - R_t \quad (2)$$

式中: n_1, n_2, n_3 为三个转子转速(r/min); I_1, I_2, I_3 为三个转子的转动惯量($\text{kg} \cdot \text{m}^2$); $\Delta Q_i, i = 1, 2, 3$ 为转子功率差($\text{N} \cdot \text{m}$); M 为船体质量(kg); T_p 为可调桨推力(N); R_t 为船体阻力(N); v_s 为船速(m/s)

此外, 为防止燃气轮机喘振及燃气轮机燃气初温超过最高温度限, 燃气轮机系统运行过程中还须保证:

$$\begin{aligned} \pi_1(w_f, n_1, n_2, n_3) &< \pi_1^*(n_1) \\ \pi_2(w_f, n_1, n_2, n_3) &< \pi_2^*(w_f, n_1, n_2, n_3) \\ T_4(w_f, n_1, n_2, n_3) &< T_4^* \end{aligned}$$

成立。其中, π_1 为低压压气机压比、 π_2 为高压压气机压比、 T_4 为燃气轮机最高燃气初温。函数 $\pi_1^*: D_1 \subset R \rightarrow R, \pi_2^*: D_1 \subset R^4 \rightarrow R$ 分别为低压压气机、高压压气机喘振边界线。 T_4^* 为燃气轮机最高温度限。

3 右函数处理

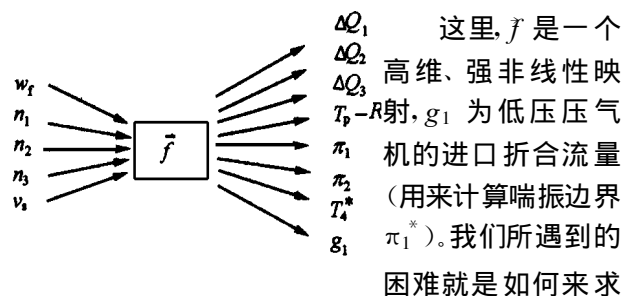
对于由油量 w_f 作为控制的一维控制系统, 如果

收稿日期: 1999-04-06; 修订日期: 2000-05-09

基金项目: 国家自然科学基金(59876021)和上海交通大学博士启动基金资助

作者简介: 曾进(1970-)女, 湖南湘乡人, 博士, 上海交大应用数学系讲师。

忽略容积惯性,保持流量平衡,则动态过程中任意状态除了取决于控制变量外,即油量 w_f ,还取决于状态变量 n_1, n_2, n_3, v_s 。所以一旦 w_f, n_1, n_2, n_3, v_s 这五个量确定后,发动机某瞬间的状态就唯一确定,发动机的所有参数都有确定的值如下:



(1) 在某个固定的稳态点上作线性展开的完全线性化方法^[1]。
 (2) 在几个不同的稳态点上线性化的分段线性化方法^[2~3]。
 (3) 在所有稳态点(即稳态线)上对控制变量 w_f 等作线性化处理^[4]。
 (4) 基于某些假设将三轴系统的运行面简化为三维空间中的一个曲面——准动态运行面, 然后再将函数在“准动态运行面”上对 n_1, n_3 进行一次修正^[5]。

多变量、强非线性是燃气轮机数学模型的特点, 对这样一个复杂问题进行线性化处理必然带来误差, 尤其是在最高温度、压气机喘振裕度等参数上误差较大^[6]。显然, 文献[5]的方法更准确, 计算效果更好, 但它在本质上是一种降维方法, 必然带来由降维所引起的误差, 且由于运算过程采用线性插值, 破坏了问题原有的光滑性, 也为在此基础上的其它后续研究带来不便。所以迄今为止, 对燃气轮机动态过程的仿真数学模型来说, 由于其强非线性的本质, 多变量输入和多变量输出的特点, 又有实时性的要求, 还没有一个理想的算法。神经网络具有强非线性映射能力, 适用于处理多输入多输出的模型, 故本文探索直接用神经网络方法来构造新的燃气轮机仿真模型。

多变量、强非线性是燃气轮机数学模型的特点, 对这样一个复杂问题进行线性化处理必然带来误差, 尤其是在最高温度、压气机喘振裕度等参数上误差较大^[6]。显然, 文献[5]的方法更准确, 计算效果更好, 但它在本质上是一种降维方法, 必然带来由降维所引起的误差, 且由于运算过程采用线性插值, 破坏了问题原有的光滑性, 也为在此基础上的其它后续研究带来不便。所以迄今为止, 对燃气轮机动态过程的仿真数学模型来说, 由于其强非线性的本质, 多变量输入和多变量输出的特点, 又有实时性的要求, 还没有一个理想的算法。神经网络具有强非线性映射能力, 适用于处理多输入多输出的模型, 故本文探索直接用神经网络方法来构造新的燃气轮机仿真模型。

4 用神经网络来构造仿真模型

神经网络信息处理系统实际上是对人脑的某种抽象、简化与模拟, 是生理神经网络一种较低水平的模仿, 它由多个非常简单的处理单元——神经元彼此按某种方式相互连接而形成网络系统, 如下图所示前向网络

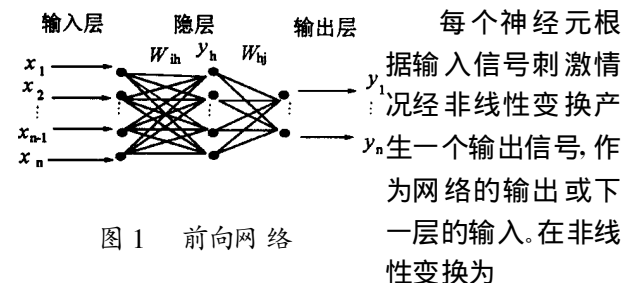


图1 前向网络

$$y_j = F\left(\sum_{i=1}^N x_i w_{ij} - \theta_j\right)$$

其中, x_i 为第 i 个输入, N 表示输入数目, y_j 为第 j 个单元的输, $w_{ij} (i = 1, 2, \dots, N)$ 为第 i 个输入点到结点 j 之间的连接强度, 亦即第 i 个输入点到结点 j 之间的加权, θ_i 表示内部输入门限值。 $F(\cdot)$ 为转移函数, 通常采用的非线性转移函数为 Sigmoid 函数

$$y = F(s) = 1 / (1 + e^{-s})$$

神经网络的训练过程就是通过对样本的学习来获得系统的非线性映射关系, 它不需要知道系统结构, 更不需要进行任何初始假设或降维处理, 本质上是实现了多元输入到多元输出之间非线性映射。这使我们设想是否可以用神经网络来构造燃气轮机系统。后面的计算研究表明了这一想法的可行性与有效性。

由于燃气轮机是一个高度复杂的高维强非线性系统, 要能反映这一复杂系统, 样本空间必须取得足够大(对四维空间 w_f, n_1, n_2, n_3 需近 10 000 个样本点; 而对五维空间 w_f, n_1, n_2, n_3, v_s 则需近 50 000 个样本点)。样本点通常由试验获得, 但对燃气轮机系统, 要想通过试验来获得能覆盖系统运行空间的全部样本点是不太现实的, 因而通过对燃气轮机系统进行动态性能计算来获得样本点。目前在神经网络计算中样本空间这么大是非常少见的, 这给神经网络的构造和学习都带来了很大的困难。对此, 本文通过大量的对比研究分别确定了一个简单的三层网络(输入为 w_f, n_1, n_2, n_3, v_s , 输出为 ΔQ_3) 和三个复杂的四层网络(输入为 w_f, n_1, n_2, n_3 , 网络 1 输出 ΔQ_1 , 网络 2 输出 ΔQ_2 , 网络 3 输出 π_1, π_2, T_p, g_1)。

本文用 BP 算法训练前向神经网络来学习复杂的燃气轮机系统, 训练过程中增加各种改进算法, 如增加动量项、使学习率可调等。而且在网络开始振荡时将单个样本训练改为批处理方式。本文的网络训练过程显示, 在网络学习初期, 使用单个样本训练的方式可以获得较高的收敛速度, 明显好于批处理方式, 但训练到达一定程度后, 网络误差开始振荡, 这时采用批处理方式可以有效地降低网络学习误差。我们认为出现这种现象的原因是: 单个样本训练方式每学习一个样本即对网络进行一次调节, 而批处理方式要对所有的样本都学习一遍后才对网络进行一次调节, 因而在相同的时间内, 单个样本训练方式对网络的调节力度明显大于批处理方式, 而且在网络训练初期, 各样本对网络的调节不会产生太大的冲突; 但当网络收敛到一定程度, 就容易出现学习后面的样本时对权的调节影响了网络对前面样本的学习误差, 因而产生振荡。而批处理方式可以提供一个总的样本下降方向, 避免了由于各样本间发生冲突而引发的振荡现象。这是本文对单个样本训练方式和批处理方式的一些想法。此外, 本文对网络的训练也进行了多种改进尝试, 如尝试新的学习率调节方式: 一般的观点认为, 学习率 η 的增加量最好是个常数, 而 η 的减少应按几何率减少, 如:

1) $\Delta\eta = \begin{cases} 0.01 & \text{如果连续 10 次 } \Delta E < 0 \\ -0.5\eta & \text{如果 } \Delta E > 0 \end{cases}$

而我们的研究表明, 对有些问题, η 的增加、减少都按几何率变化, 如:

2) $\Delta\eta = \begin{cases} 0.01\eta & \text{如果连续 10 次 } \Delta E < 0 \\ -0.01\eta & \text{如果 } \Delta E > 0 \end{cases}$

反而获得了更好的学习效果。另外, 对学不好的点进行间断性的加强学习以及在学不好的点附近加密样本空间等, 这些方法都有效地加快了网络的学习速度, 为大样本空间的网络训练作了一些有益的尝试。

网络的学习精度如下: Q_1 : 最大相对误差为 4.46%, 平均相对误差为 0.829%, 其中, 相对误差绝对值大于 3% 的样本数为 56 个, 约占总样本数的 0.6%; Q_2 : 最大相对误差为 5.17%, 平均相对误差为 0.847%, 其中, 相对误差绝对值大于 3% 的样本数为 54 个, 也约占总样本数的 0.6%; Q_3 : 最大相对误差为 2.84%, 平均相对误差为 0.366%, 其中, 相对误差绝对值大于 2% 的样本数为 23 个, 约占总样本数的 0.0427%; π_1, π_2, g_2, T_4^* : 最大相对误差为 6.81%, 平均相对误差为 0.565%, 其中, 相对误差绝对值大于 4% 的样本数为 70 个, 约占总样本数的

0.18%, 相对误差绝对值大于 3% 的样本数为 213 个, 约占总样本数的 0.58%。通过对学习数据进行分析还可以发现, 学习误差较大的点多分布在某些运行特性的边缘上, 且为这些边缘上变化较剧烈的点。并经深入的分析还发现, 在这些点上虽然学习误差较大, 但对仿真影响不大, 因为这些点在系统运行过程中并不经过其附近, 但为保证样本空间能覆盖整个系统运行空间, 同时使运行轨迹尽量在样本空间内部, 本文还是保留了这些点。

5 用神经网络进行燃气轮机仿真的结果

下面给出利用训练的网络进行油量阶跃增减时的仿真精度(与部件特性方程组和参数联系方程组迭代解相比), 其中, 系统运行时间为 30 秒, 计算时间为 12 秒, 满足实时仿真的要求。而由部件特性方程组和参数联系方程组在用同一奔腾 100 计算机迭代求解需近 35 分钟。

		最大绝对误差	最大相对误差
加速过程	n_1	0.099 1 r/s	0.074 9%
	n_2	0.046 3 r/s	0.023 %
	n_3	0.155 7 r/s	0.17%
	v_s	0.022 6 m/s	0.147 %
	n_1	0.238 8 r/s	0.181 %
减速过程	n_2	0.071 2 r/s	0.034 8%
	n_3	0.334 0 r/s	0.373 %
	v_s	0.055 2 m/s	0.367 %

本文将神经网络应用于燃气轮机仿真, 突破了传统模型难以同时满足实时性、高精度、且保持系统原有光滑性的缺陷, 而且最大计算相对误差均小于 0.4%, 好于以往的仿真结果, 是卓有成效的。

参考文献:

[1] Kerchum J R, Craig R T. Simulation of linearized dynamics of gas turbine engines[R]. NASA, TN- 86 1952.

[2] Fred Telen. Minimum time acceleration of aircraft turbofan engines by using algorithm based on nonlinear programming[R]. NASA-73741.

[3] Szuch J R. Advancements in real-time engine simulation[R]. NASA, TM-82825 N82-22915.

[4] Saravanamuttoo H I H. Analogue computer simulation of gas turbine performance[D]. Bristol: Ph. D. Thesis, University of Bristol, 1968

[5] 苏 明. 燃气轮机动态性能混合实时仿真及双变量函数发生器的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 1987.

[6] 翁史烈. 燃气轮机性能分析[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1987.

(复 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