

基于模糊数学和 RBF 神经网络的事事故预测

(江苏石油化工学院, 江苏 常州 213016) 毕美华 肖立川 薛国新

摘 要: 对于能源和化工装置, 在其运行过程中根据有关变量的发展趋势, 预测事故, 有着极其重要的意义。人们对此开展了广泛的研究, 特别在应用智能化软件解决此类问题方面做了较多的工作, 并取得了一系列的成果。但以往方法大多是以事故模式分析为基础的。本文提出在确定系统参数的基础上, 借助于模糊数学的方法, 用 RBF(径向基函数)神经网络的方法识别事故征兆。本文方法被用于燃煤锅炉的事故预测, 取得了满意的结果。

关 键 词: 事故预测; 模糊数学; RBF 神经网络; 燃煤锅炉

中图分类号: TK124 文献标识码: A

准确地判断系统的事事故征兆对于有效地防止事故的发生至为重要。以往人们对此进行了广泛研究。主要方法是对于每一种事故, 给出一种事故模式^[1,3]。对于某个运行工况, 如果它的状态量达到了某种事故模式, 则认为发生该种事故。否则, 认为系统处于正常运行状态。人们也建立了用于事故诊断和处理的专家系统。但以往的工作尚有其不足之处, 主要表现在没有对事故发生的严重程度以及处于萌芽状态的事事故成熟程度给出细致的刻划, 本文试图从考察系统内在结构或性能的变化出发, 分析事故的发展情况。

系统的特性参数是表征系统内在结构或性能的一组参量, 为了准确地把握系统的事事故发生情况, 必须选择那些能反映事故特征的独立参量。这组参量必须相互独立, 个数足够以全面反映系统的特性或内在结构, 同时, 每个单一参量要能表示系统的某一主要特征, 以使得由其值可分析对应事故的发展程度。

在选定了参量后, 不难发现模糊数学中的隶属度的概念特别适用于表示事故的发展情况。

实际系统往往具有高度的非线性。这时, 用神经网络的方法来使用给定样本有其优越性^[2~3]。较早使用的一类网络是 BP 网络, 但其训练算法较为

复杂, 所需训练机时较长, 且训练算法易陷入局部极小^[4]。因此, 我们使用 RBF 神经网络^[5]。下面就各有关问题分别加以论述。

1 系统特性参数的确定

系统特性参数的确定是本文方法的前提。假定所考虑的系统可以用具体的计算式[如微分方程组]来表示, 正如确定了特性参数及系统初始条件、边界条件以及操作条件后可以计算系统的状态向量的发展规律一样, 在已知系统的操作条件和状态向量等后, 也可以确定系统的特性参数。

对于许多实际的系统, 虽然处于不断的动态变化之中, 可当其操作条件或参数由一组量换为另一组量后, 系统能在不太长的时间内建立起新的平衡状态。设达到新的平衡状态所需的特征时间为 T_s , 而操作条件或系统参数发生突变所需时间为 ΔT_{op} 。如果一般地有 $\Delta T_{op} \ll T_s$, 那末, 可以认为系统处于一种随动的稳定状态。下文即以这种情形加以讨论。

设反映系统操作条件的一组操作量为 $x = (x_1, \dots, x_n)^T$ 。另有一组参数 $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)^T$ 表示系统的特性。如果 x 和 θ 一起能对应于一种稳定平衡状态, 则有

$$y_j = y_j \Big|_{t=t_0} + \int_{t_0}^t y_j(x, \theta) dt \rightarrow \varphi_j(x, \theta, y_j(t_0))$$

$$= \text{Constant} = \bar{y}_j, 1 \leq j \leq m \quad (1)$$

这里, $y_j, 1 \leq j \leq m$ 为确定系统状态的独立变量, $y_j(t_0) = y_j \Big|_{t=t_0}, 1 \leq j \leq m$ 表示它们在时刻 $t = t_0$ 处的值, $y(t_0) = (y_1(t_0), \dots, y_m(t_0))^T$ 。

一般并非每个函数 $\varphi_j(x, \theta, y_j(t_0))$ 都真正含有 $y_j(t_0)$ 。含有 $y_j(t_0)$ 的那些函数多半具有积累性质, 而非是象流量这样的一类量。不管怎样, 由于 $y_j(t_0)$ 是 y_j 已往的值, 可预先知道, 故对于当前计算而言,

$\varphi_j(x, \theta, y_j(t_0))$ 实际上仅是 x, θ 的函数。分如下两种情形。

情形(A) θ_j 的个数 $p \leq m$ 。这时, 假如 x 给定, 由 m 个非线性方程组

$$\varphi_j(x, \theta, y_j(t_0)) = \bar{y}_j, \quad 1 \leq j \leq m \quad (2)$$

可以确定出 $\theta_1, \dots, \theta_m$, 详见下述。

情形(B) θ_j 的个数 $p > m$ 。这时可从 $\theta_1, \dots, \theta_p$ 中选出 m 个较为重要的, 系统对其较为敏感的参数 $\theta_{k_1}, \theta_{k_2}, \dots, \theta_{k_m}$, 而将其余的参数 θ_k 给定为正常值。

以下不妨仅就情形(A)加以考虑。这时, 又可分为如下两种情形。

情形(A.1) $p = m$ 。这时, 可直接用 Newton-Raphson 方法求解方程组, 得到 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 。

情形(A.2) $p < m$ 。这时, 方程组是含有冗余变量的非线性方程组, 可用最小二乘法求 $\theta_1, \dots, \theta_m$, 即令

$$E = \sum_{j=1}^m [\varphi_j(x, \theta, y_j(t_0)) - \bar{y}_j]^2 \quad (3)$$

取最小, 令

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_k} = 0, \quad 1 \leq k \leq m \quad (4)$$

得

$$\sum_{j=1}^m [\varphi_j(x, \theta, y_j(t_0)) - \bar{y}_j] \frac{\partial \varphi_j(x, \theta, y_j(t_0))}{\partial \theta_k} = 0, \quad 1 \leq k \leq m \quad (5)$$

对上述方程组使用牛顿-拉斐逊法求解, 由此得到 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 。

在求得了 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 后, 就能由它们的值确定是否已出现事故征兆。

如果系统行为较复杂, 一时难以建立具体的方程组来表示其行为, 或者所建微分方程组具有相当大的刚性比, 其求解较为困难, 则需按照经验和物料及能量守恒定律, 直接由工况数据确定事故征兆。

2 事故的隶属度

在实际应用中, 如系统能迅速地建立起平衡状态, 那末, 在操作量保持不变一段时间后, 状态向量 y 与稳态向量 $y(t_0)$ 近似地相等。如能得到函数 φ_j 的具体形式, 那末由方程组(5)可由 x, y 确定出参数 $\theta_1, \dots, \theta_m$, 然后根据 θ_k 偏离正常范围的程度来确定是否已出现事故征兆。设 θ_k 的正常范围为 $[\theta_k^{(\min)}, \theta_k^{(\max)}]$ 。规定 θ_k 不正常对应于第 k 号事故。对第 k 号事故, 用一个参数 μ_k 来确定当前运行情况属于该号

事故的程 度, 照模糊数学的说法, μ_k 也就是当前运行情况对于第 k 号事故的隶属度。取

$$\mu_k = \mu_k(\theta_k, \theta_k^{(\min)}, \theta_k^{(\max)}) \quad (6)$$

其中: $\theta_k^{(\min)}$ 和 $\theta_k^{(\max)}$ 均为参量。当 $\theta_k^{(\min)} < \theta_k < \theta_k^{(\max)}$ 时, μ_k 取为零, 当 $\theta_k < \theta_k^{(\min)}$ 时, μ_k 是 θ_k 的单调下降函数, 且当 $\theta_k \ll \theta_k^{(\min)}$ 时, μ_k 接近于 1。而当 $\theta_k > \theta_k^{(\max)}$ 时, μ_k 是 θ_k 的单调上升函数, 且当 $\theta_k \gg \theta_k^{(\max)}$ 时, μ_k 接近于 1。

例如, 我们可取

$$\mu_k = \begin{cases} 0, & \text{当 } \theta_k^{(\min)} \leq \theta \leq \theta_k^{(\max)} \text{ 时} \\ 1 - \exp[-\tau(\theta_k - \theta_k^{(\max)})], & \text{当 } \theta_k > \theta_k^{(\max)} \text{ 时} \\ 1 - \exp[-\tau(|\theta_k - \theta_k^{(\min)}|)], & \text{当 } \theta_k < \theta_k^{(\min)} \text{ 时} \end{cases} \quad (7)$$

综上所述可见, 如能得知函数 $\varphi_j, 1 \leq j \leq m$ 的形式, 则可由当前的操作向量 x 及状态向量 y 求得其参数 θ , 从而由参数值来判断当前情况属于某种事故的程度。

但是, 在最一般的情况下, 系统行为具有高度的非线性, 难以用合适的方程组描述之。例如锅炉就是如此。因此, 我们考虑使用神经网络的方法来进行事故的诊断和预报。对于稳态情形, 在给定 x 和 y 后, θ 也就确定了。因此, 由式(7)可知, 存在如下的映照

$$x, y \rightarrow \mu_k, \quad 1 \leq k \leq p \quad (8)$$

BP 神经网络具有高度的非线性映照能力, 可以完成上述映照, 但由于其训练算法较为复杂, 所需机时较长, 故我们转而考虑使用 RBF 神经网络。对于实际的系统, 通常只要就各个事故分别考虑即可, 即只要考虑每个事故单独发生的情况。某个事故单独发生时相应于某个 μ_k 较大而其余 μ_k 很小的情形。在这种情形下, 特别适合使用 RBF 神经网络。

3 RBF 神经网络及其应用

一般地, 对于一个 RBF 神经网络, 设共有 q 个输入量 u_1, \dots, u_q ; 共有 p 个输出 v_1, \dots, v_p 。记

$$u = (u_1, \dots, u_q)^T \quad (9)$$

$$v = (v_1, \dots, v_p)^T \quad (10)$$

u 和 v 分别表示 q 维输入空间 R^q 和 p 维输出空间 R^p 中的点。设共有 H 个隐单元, 每个隐单元使用两个参量, 一为标量 $\sigma_h (> 0)$, 另一为向量 $u^{(h)}$ 。设有训练样本集 $\{(u^{(l)}, v^{(l)}) \mid 1 \leq l \leq L\}$ 。一般地, 应有 $q \leq H \leq L$ 。RBF 神经网络的基础是 RBF 插补。第 j 个输出为

$$v_j = \sum_{h=1}^H w_{jh} \exp \left[- \frac{(u - \hat{u}_h)^2}{\sigma_h^2} \right], 1 \leq j \leq p \quad (11)$$

对于我们所考虑的事故预测的情况, $q = n + m$, q 个输入顺次分别是 $x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_m$, 而 p 个输出顺次分别是 $\theta_1, \dots, \theta_p$ 。即

$$u = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$v = \left(\mu_1, \dots, \mu_p \right)^T \quad (13)$$

可采用如下的方法来建立 RBF 神经网络的学习样本。

(1) 给定一组 $\theta_k^{(l)}, 1 \leq k \leq p$ 及一组能使系统处于平衡的操作向量 $x^{(l)}$;

(2) 作稳态分析, 求出对应的稳态状态向量 $y^{(l)}$;

(3) 由 $\theta_k^{(l)}, 1 \leq k \leq p$ 根据式(7)或类似的算式计算当前情况对于各种事故的隶属度

$$\mu_k^{(l)}, 1 \leq k \leq p。$$

令 $\mu^{(l)} = (\mu_1^{(l)}, \dots, \mu_p^{(l)})^T$, 则 $\begin{pmatrix} x^{(l)} \\ y^{(l)} \\ \mu^{(l)} \end{pmatrix}$ 构成 RBF 神经网络的一组训练样本。 $x^{(l)}, y^{(l)}$ 一起构成 RBF 神经网络

的输入向量, $\begin{pmatrix} x^{(l)} \\ y^{(l)} \end{pmatrix}, \mu^{(l)}$ 为 RBF 网络的输出向量。在用上述方法得到了 RBF 神经网络的训练样本后, 完成其权的训练工作。以后, 可用下式计算 $\mu_k, 1 \leq k \leq p$ 。

$$\mu_k = \sum_{h=1}^H w_{kh} \exp \left[- \frac{(u - \hat{u}_h)^2}{\sigma_h^2} \right], \quad 1 \leq k \leq p \quad (4)$$

这样, 就得到了当前运行工况对于各号事故的隶属度。

4 应用举例

将本文方法用于某锅炉的炉前润滑油系统的事故仿真培训系统。该系统主要有三种事故: (1) 油泵坏; (2) 滤网堵塞; (3) 磨煤机轴承损坏。采用 RBF 神经网络来预测其事故。该网络有 3 个输出端, 对应于 3 个不同的事故; 有 8 个输入量, 其中 6 个为压力表读数, 2 个为流量表读数。采用 $H = 8$ 个隐单元。使用 20 个训练样本, 其中 5 个对应于正常工况, 另外就每种事故选取 5 个样本。对于每个事故所选的 5 个样本中, 前 3 个对应于较为接近于事故发生但系统能工作的状态, 第 4 个对应于事故已发生但程度较轻的状态, 第 5 个对应于事故较严重的状态。通过 38 次迭代计算完成该 RBF 神经网络的权的训练工作。

在仿真机上人为设置了滤网堵塞事故。令润滑油过滤网中的杂质逐渐增加, 结果有关参数逐渐偏离正常值, 相应的事故隶属度则逐渐增加。当滤网中杂质增加时, 由 RBF 神经网络算出的事故隶属度与现场统计出的滤网堵塞事故发生概率进行了对照, 见表 1。其中杂质积累参数是一无量纲量, 它是滤网中的杂质积累量与某一较大的特征杂质质量积累量的比值。在现场统计中, 通过定时分析并记录磨煤机轴承润滑油品试样可确定滤网中的杂质积累量。

表 1 滤网堵塞事故仿真和统计结果比较

杂质积累参数	仿真事故隶属度	现场统计事故发生概率
0.3	0.05	0.02
0.4	0.15	0.12
0.5	0.25	0.23
0.6	0.42	0.40
0.7	0.65	0.63
0.8	0.86	0.85
0.9	0.98	0.99
1	0.99	1.00

由上表可见, 结果令人满意。对于油泵坏和磨煤机轴承损坏两种事故, 使用本文方法, 同样取得了较好的仿真效果。

5 结论

本文使用模糊数学中的隶属度的方法来刻画事故的发生程度, 较能符合事故从萌芽状态逐渐演变为严重影响系统正常运行状态的实际情况。RBF 神经网络具有很强的非线性映照能力和良好的插补性能, 经过较少的计算即能有效地利用样本资料对运行工况下各种事故的发生程度作出判断, 从而能有效地实现事故的预测和诊断, 防患于未然。本文方法可望用于较为广泛的一类系统中。

参考文献:

[1] Thompson Michael L, Kramer Mark A. Modeling chemical processes using prior knowledge and neural networks[J]. *AIChE Journal of Process system Engineering*, 1994, 40(8): 496-502.

[2] Ruan R R, Almer S, Zhang J. Prediction of dough rheological properties using neural networks[J]. *Cereal Chemistry*, 1995, 72(3): 7-13.

[3] Zhang David D. Neural networks system design methodology[M]. Peking: Tsinghua University Press, 1996. 1-7.

[4] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1993: 34-42.

[5] Leonard James A, Kramer mark A. Radial basis function networks for classifying process faults[J]. *IEEE*, April 1991.

(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