

研究、试验与设计

文章编号: 1001-2060(2005)06-0562-03

基于 Kohonen 神经网络的燃气轮机故障诊断

田质广¹, 董振东², 孟宪尧¹

(1. 大连海事大学自动化所, 辽宁 大连 116026; 2. 济南钢铁设计院, 山东 济南 250002)

摘 要: 针对基于热力参数的燃气轮机 8 种典型常见故障, 根据 Kohonen 神经网络诊断的工作原理、诊断特征, 研究了基于 Kohonen 神经网络方法在燃气轮机故障诊断中的应用方法, 得出了 Kohonen 模型具有自学习功能, 运算速度快, 类型识别能力强的优点, 是一种适合于燃气轮机分类故障较好的具有特色的神经网络。

关 键 词: 燃气轮机; Kohonen 神经网络; 故障诊断

中图分类号: TK479 文献标识码: A

1 引 言

燃气轮机是一种日益发展的、洁净的、高效的发电装置^[1]。由于燃气轮机状态监控和故障诊断能大大提高机组运行的安全性和可靠性, 同时也能大幅度降低维修成本, 所以燃气轮机故障诊断模型的研究不仅有很大的理论意义, 而且有较强的应用价值。由于机组部件长期工作在高温、高压状态, 受到热疲劳等因素的影响, 很多部件有可能发生故障, 这不仅给电厂带来经济上的巨大损失, 甚至有时威胁到人员和财产的安全。因此要求能及早发现机组系统的故障并采取相应的措施, 把损失降低到最低程度。近年来, 神经网络的研究和应用有了很大发展, 神经网络以其诸多优点, 在故障诊断领域受到高度的重视, 并得到广泛的研究和应用^[2-3]。目前主要集中在对 BP 模型的神经网络故障诊断推理方法进行研究, 但在实际应用中存在两个不足: 一是从数学上看多层感知器算法是一个非线性优化问题, 由于采用了传统的无约束最小化方法来实现误差函数的极小化, 因此不可避免地存在局部极小问题; 二是网络的隐层节点数的选取尚无理论上的指导, 而是根据经验采用试探法选取的^[3]。为此人们提出了各种改进方法, 如附加动量项、调整学习率和改进作用函数等, 取得了一定结果, 但没有从根本上

解决问题。Kohonen 网络是一种竞争式神经网络, 能进行无监督的自组织学习, 较好地解决了 BP 神经网络存在的问题^[4]。从应用的结果可看出, Kohonen 神经网络的方法为燃气轮机系统故障诊断提供了一条新的途径, 可及时发现并诊断故障, 提高燃气轮机机组运行的经济性和安全性。

2 Kohonen 神经网络

Kohonen 神经网络由输入和输出两层神经元组成。输入层中每一神经元通过可变权值与输出层各神经元相联, 输出神经元形成一个二维平面阵列。

Kohonen 神经网络采用无导师学习制, 网络权值根据输入训练样本进行自适应、自组织地逐渐收敛到样本空间内需划分到的子集中心, 训练成功后的网

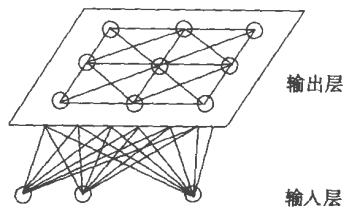


图 1 Kohonen 神经网络

络具有对样本的记忆和联想能力, 可以实现对输入信号的分类^[3]。其拓扑结构如图 1 所示。网络输入层单元数 N 由分类所用的特征量的数目确定, 输出层单元数 K 由分类结果的数目确定, 一般由 $m \times m$ 个神经元组成, 且构成一个二维平面阵列。输入层和竞争层的神经元实行交互连接。设网络有 q 个输入模式:

$$x_i = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{in}^k) \quad k=1, 2, \dots, q$$

竞争层神经元 j 与输入层神经元间的连接权值为 $w_{ji} = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}) \quad j=1, 2, \dots, m^2, i=1, 2, \dots, n$, 每个竞争单元与输入层之间的连接权值均

收稿日期: 2005-03-25; 修订日期: 2005-06-30

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目(Y2004F15)

作者简介: 田质广(1969-), 男, 山东济南人, 大连海事大学讲师, 博士研究生。

在 $[0, 1]$ 之间。为方便起见, 设 $\sum_i w_{ji} = 1, j$ 为某竞争单元, i 为与之相连的各输入层单元的编号。

网络的学习算法和诊断特征如下:

(1) 将网络的连接权 (w_{ji}) 赋予 $[0, 1]$ 区间内的随机值。确定学习率 $\eta(t)$ 和邻域 $N_g(t)$ 的初值 $\eta(0), N_g(0)$ (一般 $0 < \eta(0) < 1$), 以及总学习次数 T 。

(2) 在 q 个学习模式中, 任选一个模式 x_k 供给网络输入层, 并进行归一化处理。

$$x_i = \frac{x'_i - x'_{\min}}{x'_{\max} - x'_{\min}} (a_{\max} - a_{\min}) + a_{\min} \quad (1)$$

其中: x'_i —待规格化数; x'_{\max} —输入数据的最大值; x'_{\min} —最小值; a_{\max} —网络允许输入数据的最大值; a_{\min} —最小值, x_i —规格化结果。

(3) 对连接权矢量 w_j 进行归一化处理, 计算 w_{ji} 与 x_k 的欧氏距离。

$$\bar{w}_{ji} = \frac{w_{ji}}{\|w_j\|} = \frac{(w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})}{\sqrt{w_{j1}^2 + w_{j2}^2 + \dots + w_{jn}^2}} \quad (2)$$

$$d_j = \left| \sum (\bar{x}_i - \bar{w}_{ji})^2 \right|^{1/2}, j = 1, 2, \dots, m^2 \quad (3)$$

(4) 求出最小距离 d_g , 确定获胜神经元 g 。

$$d_g = \min [d_j] \quad j = 1, 2, \dots, m^2 \quad (4)$$

(5) 调整邻域内的连接权。

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \alpha(d_j)\eta(t)[x_i^k - w_{ji}(t)] \quad (5)$$

$j \in N_g(t)$

式中: $\alpha(d_j)$ —距离 d_j 的函数,

$$\alpha(d_j) = e^{-\lambda [d_j/m]^2} \quad \lambda = 0.3 \sim 10$$

(6) 另选一个学习模式, 返回步骤(2), 重复计算。

(7) 更新学习率 $\eta(t)$ 及邻域 $N_g(t)$ 。

$$\eta(t) = \eta(0) |1 - t/T| \quad (6)$$

$$N_g(t) = \text{INT} [N_g(0) [1 - t/T]] \quad (7)$$

式中: t —学习次数, $0 < t \leq T$

(8) $t = t + 1$, 返回步骤(2), 直至 $t = T$ 。

(9) 训练结束的条件为: $\max(|w_j^{t+1} - w_j^t|) \pi \epsilon$ 使网络趋于稳定。

若把被诊断的输入模式与网络输入层连接, 按照上述学习算法进行计算, 竞争层的获胜神经元就会兴奋起来, 从而识别输入信号的所属类别, 实现对故障的诊断。

3 燃气轮机系统中常见故障

在燃气轮机发动机运行中人们总是不断地采集一些热力参数, 但考虑结构、安全等方面的因素, 运

行时可测量的参数数量较少, 然而这些定期不断采集、不断积累的参数中蕴藏着丰富的有关机组技术状态的信息。燃气轮机系统的故障征兆参数较多, 引起故障的原因也很多, 故障与原因之间的关系非常复杂, 难以用精确的数学模型来描述^[1]。采用上海交通大学王永泓教授的应用小偏差方程建立燃气轮机故障性能模型思路: 通过建立燃气轮机气动参数的影响系数矩阵, 得到测量参数与性能参数之间的关系, 再结合燃气轮机常见的故障判据, 就可得到热力参数变化与故障类型的映射关系。小偏差方程的建立是利用燃气轮机的状态方程, 参数联系方程, 部件特性方程写出燃气轮机组在某一工况下的小偏差方程, 稍加整理后可得到以性能参数为自变量, 可测参数为从变量的方程组, 建立可测参数与性能参数之间的关系。选取 6 个参数作为故障征兆参数: (1) 压气机转速的变化; (2) 燃气透平前燃气温度变化; (3) 滑油温度的变化; (4) 压气机效率变化; (5) 燃气透平效率变化; (6) 燃油消耗量变化。把正常状态作为一种模式, 其它常见故障模式包括: 压气机转子叶片损伤; 发动机喘振; 燃气透平工作叶片拉断或损坏; 燃油喷嘴腐蚀; 涡轮叶片磨损; 燃气透平气流通道零件烧毁; 压气机积垢; 压气机气流通道零件磨损等, 建立归一化的燃气轮机故障原因与征兆表, 如表 1 所示。由于小偏差方程的推导和燃气轮机在不同温度和工况下故障判据表的建立非常复杂, 为节省篇幅省略了建立过程, 只给出了归一化的表, 整个过程参见文献 [1]。

表 1 燃气轮机故障原因与征兆

样本	特征值					
	1	2	3	4	5	6
g1 压气机积垢	0.00	0.00	0.00	0.00	0.94	0.00
g2 压气机喘振	0.11	0.04	0.05	0.12	0.33	0.10
g3 压气机叶片表面磨损	0.00	0.00	0.00	0.41	0.52	0.12
g4 涡轮喷嘴腐蚀	0.10	0.82	0.00	0.11	0.00	0.00
g5 涡轮叶片磨损	0.00	0.00	0.98	0.00	0.00	0.00
g6 涡轮叶片积垢	0.00	0.80	0.15	0.01	0.00	0.00
g7 涡轮叶片机械损伤	0.00	0.26	0.00	0.95	0.00	0.00
g8 燃烧室扭曲变形	0.00	0.21	0.12	0.71	0.00	0.00

4 诊断实例及结论

用 Matlab 进行仿真, Kohonen 神经网络的输入层为 6 个神经元, 竞争层由 64 (8×8) 个神经元组成, 按照 Kohonen 神经网络训练和诊断原理, 设定总学习

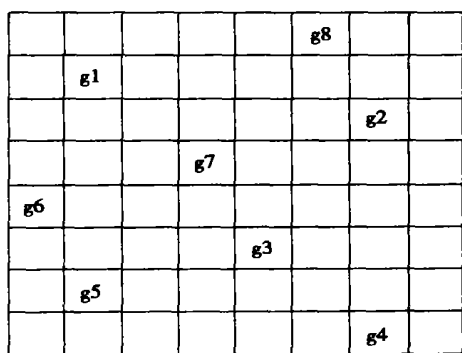


图 2 竞争层标准样本的分布结果

次数 $T=1000$, 将表 1 所示的 $g_1 \sim g_8$ 等 8 个标准样本输入到该软件中, 利用软件对神经网络进行反复训练, 结束后将最终的权值保存起来。经过反复训练, 提取到每种标准样本所对应的竞争层兴奋神经元位置, 直接在计算机屏幕上显示, 如图 2 所示。Kohonen 神经网络的输出是二维平面上的拓扑结构, 而不是定量的数值结果, 这对故障诊断结果的整理有些不便。Kohonen 神经网络的输出本身就存在着诊断结果定量评价的信息。可以用输出平面上被诊断故障样本与各已知模式之间的几何距离 D_i 作为评价指标: $D_i = [(j - j^*)^2 + (k - k^*)^2]^{1/2}$, 式中: j^* 与 k^* 为被诊断样本在 Kohonen 神经网络输出平面上的坐标; j 与 k 为已知故障模式在 Kohonen 网络输出平面上的坐标。不仅如此, 还可以利用 Kohonen 网络本身具有的样本排序功能对 D_i 值进行排序。竞争层不同的神经元代表了不同的故障类型, 燃气轮机某种故障与标准样本的故障类型越相似, 在竞争层上的兴奋神经元的几何位置就越接近。试验

中, 选取一故障样本 $g_x = (0.10 \ 0.90 \ 0.00 \ 0.20 \ 0.000.10)$, 将其输入到已训练好的 Kohonen 神经网络中, 在竞争层出现了图 3 的分类结果。故障样本输出 g_x 在几何距离 D_i 最接近故障形式 g_4 , 表明该故障形式为 g_4 类。

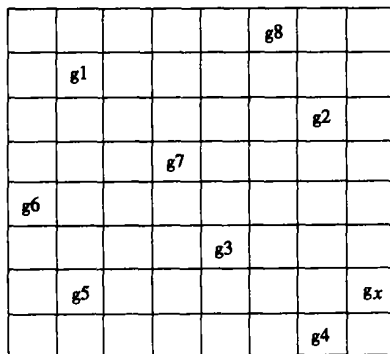


图 3 故障诊断结果

故障诊断的应用结果表明: Kohonen 神经网络具有连续地自学习能力, 能够自动适应输入数据的变化, 当网络训练出现未考虑的样本情况时, 也能给出正确的分类结果, 实现自适应, 网络训练速度快。

参考文献:

- [1] 黄晓光. 基于热力参数的燃气轮机故障诊断[D]. 上海: 上海交通大学, 2002.
- [2] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [3] 金 明, 吴新振. 基于 Kohonen 网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 变压器, 1997, 34(8): 28-30.
- [4] 范作民, 白 杰, 阎国华. Kohonen 网络在发电机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2000, 15(1): 89-92.

新 设计

生物质气化发电示范工程

由中科院广州能源研究所承担的国家“十五”期间 863 项目的生物质气化发电优化系统及其示范工程, 已开发出适合我国国情的生物质中小型气化发电系统。该技术采用 CFB 气化炉和多级气体净化装置, 配置多台 200~400 kW 的气体燃料内燃发电机组, 用谷壳木屑、稻草等多种生物质作原料来发电。

气化发电系统燃气热值为 5.02~6.27 MJ/m³, 系统发电效率达 16%~25%, 发电参数正常稳定, 投资约 3 500~5 000 元/kW, 不包括设备折旧和各种税费 运行成本约 0.25~0.35 元/kWh。系统废水处理循环使用, 无二次污染, 具有显著的经济效益和社会效益。

(赵旺初 供稿)

高温 CO₂ 吸附/吸收剂的研究进展 = **Recent Advances in the Research of High-temperature CO₂ Adsorbents and Absorbents** [刊, 汉] / HUANG Yu-yu, LI Zhen-shan, CAI Ning-sheng (Key Laboratory for Thermal-energy Power Engineering and Thermal Sciences under the Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(6). — 557 ~ 561

Fossil fuel-fired thermal power plants are a major source of CO₂ emissions. The direct removal of the latter from high-temperature flue gases can contribute to a decrease in system energy losses. Hence, increasing attention has been directed to the research and development of high-temperature CO₂ adsorbents and absorbents. Analyzed and compared were the carbon-based adsorbents, zeolites and hydrotalcite-like compounds in high-temperature CO₂ adsorbents as well as lithium-based absorbents and calcium-based absorbents in high-temperature CO₂ absorbents. Chemically modified hydrotalcite-like compounds at a temperature in excess of 140 °C possess the highest CO₂ adsorbing capacity among high-temperature adsorbents. At a temperature of 600 °C or higher the precipitated calcium carbonate and CaO/Ca₁₂Al₁₄O₃₃ in calcium-based absorbents have a relatively high absorbing ability and cyclic reaction activity. In consideration of the existing problems regarding the above-mentioned high-temperature adsorbents and absorbents the authors have proposed as focuses of research the following items: high-temperature adsorption/absorption mechanism, the enhancement of the ability of cyclic adsorption/absorption of CO₂ and the improvement of related preparation technology. **Key words:** carbon dioxide, high temperature, adsorbent, absorbent

基于 Kohonen 神经网络的燃气轮机故障诊断 = **Kohonen Neural Network-based Gas Turbine Fault Diagnosis** [刊, 汉] / TIAN Zhi-guang, MENG Xian-yao (Automation Research Institute under the Dalian Maritime University, Dalian, China, Post Code: 116026), DONG Zhen-dong (Design Institute of Jinan Iron & Steel Co., Jinan, China, Post Code: 250002) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(6). — 562 ~ 564

With respect to eight kinds of thermodynamic parameters-based gas turbine typical and common faults studied are the Kohonen neural network-based methods used for diagnosing gas turbine faults on the basis of diagnostic working principles and specific features of the Kohonen neural network. It has been found that the model of Kohonen network has the following merits: self-learning function, rapid operating speed and strong pattern-recognition ability. The Kohonen network is a relatively good neural network with characteristic features suitable for diagnosing various gas turbine faults. **Key words:** gas turbine, Kohonen neural network, fault diagnosis

联合循环中蒸汽系统建模的通用性和精细性 = **Versatility and Precision of the Steam System Modeling of Combined Cycle Systems** [刊, 汉] / SHAO Yan-jun, LIN Ru-mou, JIN Hong-guang (Institute of Engineering Thermophysics under the Chinese Academy of Sciences, Beijing, China, Post Code: 100080), YANG Yong-ping (Department of Power Engineering, North China University of Electric Power, Beijing, China, Post Code: 102206) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2005, 20(6). — 565 ~ 570

Theoretical modeling is the foundation for the characteristics research of combined cycle systems, while the versatility and precision of models constitute a central issue of modeling. The approaches for enhancing the versatility and precision of models were studied during the modeling of a steam system in a combined cycle. First, a new approach and method was