

基于神经网络的超临界锅炉四管泄漏故障诊断

马良玉, 汪宁妹, 马进

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 四管泄漏是电站锅炉的常见故障, 不仅导致非正常停炉和经济损失, 严重时还会危及运行人员的生命安全, 深入研究四管泄漏故障规律并采用先进方法对四管泄漏故障类型和位置进行实时诊断具有重要意义; 为此, 借助火电机组全范围仿真系统, 针对不同的协调运行方式, 对某 600 MW 超临界机组锅炉四管泄漏故障的规律进行了详细的仿真研究; 在此基础上, 采用神经网络与征兆缩放技术相结合的智能诊断方法, 实现四管泄漏故障的实时诊断; 实验结果表明: 该方法对不同协调运行方式下程度不同的四管泄漏故障均可得到具有较高故障分离度的正确诊断结果, 具有较好的工程实用性。

关键词: 超临界锅炉; 四管泄漏; 神经网络; 故障诊断; 仿真实验

ANN-Based Diagnosis of Four-Tube Leakage Faults for Supercritical Boiler Unit

Ma Liangyu, Wang Ningshu, Ma Jin

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Four-tube leakage faults are the most common faults of a power plant boiler, not only resulting in abnormal boiler shutdown and economic loss, but also endangering the safety of operating personnel. It is of great significance to grasp the changing rules of four-tube leakage faults and to recognize the fault type and location real-time with advanced fault diagnosis method. With the help of a full-scope simulator, detailed fault simulation tests are carried out for the four-tube leakage faults of a 600MW supercritical boiler unit under different coordinated control modes. An intelligent fault diagnosis method, which combines artificial neural network with symptom zoom technology, is applied to realize online fault diagnosis of four-tube leakage faults of varied severity at different load points and operating modes. The fault diagnosis simulation tests show that this method can recognize and position the four-tube leakage faults correctly with good engineering practicability.

Keywords: supercritical boiler; four-tube leakage; artificial neural network; fault diagnosis; simulation tests

0 引言

锅炉“四管”泄漏指锅炉的过热器、再热器、省煤器与水冷壁由于过热、磨损、腐蚀、焊接质量等原因造成的管内工质泄漏故障。由于长期承受高温高压的运行环境, 四管泄漏是锅炉最常见的故障, 不仅导致非正常停炉, 带来经济损失, 严重时还会危及运行人员的生命安全^[1]。由于锅炉内部汽水管道间相互连接, 运行参数间高度耦合, 四管泄漏的故障现象具有一定相似性, 同一故障随锅炉运行方式不同现象也会有差别, 因此故障发生后准确判定泄漏位置有较大难度。

为此, 本文借助火电机组仿真系统, 对不同运行模式下锅炉四管泄漏故障规律进行详细的仿真研究, 在此基础上采用人工神经网络和征兆缩放技术相结合的方法实现四管泄漏故障的在线诊断, 并通过故障仿真诊断实验验证方法的有效性^[2-4]。

1 神经网络故障诊断方法

1.1 神经网络诊断方法主要步骤

火电机组锅炉四管泄漏故障诊断包括四管泄漏故障知识库的建立、神经网络诊断模型离线训练及故障实时诊断等环节, 其流程见图 1^[5-6]。

上述方法的详细实现步骤如下:

收稿日期: 2014-02-18; 修回日期: 2014-03-29。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174111)。

作者简介: 马良玉(1972-), 男, 河北井陘人, 博士, 副教授, 主要从事智能技术在电站建模、控制与故障诊断中的应用研究。

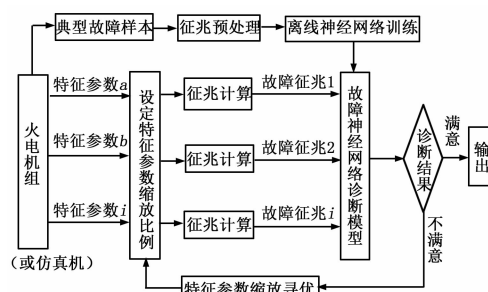


图 1 故障诊断方法流程图

1) 典型故障样本提取: 从现场收集 (或借助仿真实验获取) 典型故障样本, 包括不同控制方式、不同工况下各故障相关特征参数的运行数据。

2) 特征参数正常值 (应达值) 确定: 确定不同工况下机组无故障运行时各特征参数的正常值。

3) 故障知识库的构建: 采用合适的征兆计算方法, 将各特征参数值与其正常工况标准值 (应达值) 比较, 将各典型故障样本中的数据规整为 $[0, 1]$ 或 $[-1, +1]$ 区间的标准故障样本, 便于神经网络计算。

4) 神经网络模型离线训练: 根据特征参数选取数目及故障数目确定神经网络结构, 利用标准故障样本完成故障诊断神经网络模型的训练 (本文故障诊断模型采用 BP 神经网络结构)。

5) 神经网络在线诊断: 对特征参数进行实时监测, 根据神经网络输出结果计算最大故障隶属度与次大故障隶属度的差

值(定义为故障分离度)。若故障分离度大于设定值则认为诊断结果有效,若小于设定值则采用征兆缩放技术对各输入特征参数值进行寻优,并重复神经网络计算,直到故障分离度大于设定值为止^[7-8]。

1.2 故障特征参数预处理方法

电站热力系统故障征兆一般可分为语义型征兆和趋势性征兆等类型^[9]。本文所用的征兆计算方法主要是语义型征兆。语义型征兆指那些直接由人类自然语言进行描述的征兆信息,是热力系统故障诊断中的一类重要的征兆信息,如“压力大幅增加”、“温度轻微偏高”等。本文采用的故障语义征兆值 $\mu(x)$ 的模糊计算式如下:

$$\mu(x) = \begin{cases} 1, & y \geq y_0 + b \\ \sqrt{\frac{y - y_0}{b}}, & y_0 - b < y < y_0 + b \\ 0, & y = y_0 \\ -1, & y \leq y_0 - b \end{cases} \quad (1)$$

式中, y_0 为参数正常工况应达值; y 为参数实际值; b 为参数变化最大幅宽。

由于不同负荷对应的特征参数正常值不同,为了使故障诊断能适应于不同工况,征兆计算所选用的 y_0 应取各不同工况对应的正常运行值,本文取机组各典型稳定负荷点为无故障运行数据。

2 不同模式下四管泄漏故障仿真研究

2.1 锅炉机组对象简介

本文研究对象为某 600 MW 超临界燃煤机组,该机组采用东方锅炉有限责任公司制造的 DG-1900/25.4-II 型超临界、单炉膛、一次再热、固态排渣、II 型锅炉,其结构如图 2 所示。

机组 DCS 系统中与四管泄漏故障相关的的监视参数有:机组负荷、主汽压力、给水流量、蒸汽流量、水冷壁进出口集箱蒸汽温度、水冷壁出口集箱过热度、各级过再热器进出口蒸汽温度及压力,各级减温水调门开度及喷水量,炉膛负压、省煤器进出口烟气温度及给水温度,引风机动叶开度等。

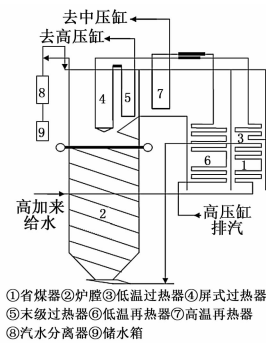


图 2 600MW 超临界锅炉汽水流程图

2.2 四管泄漏故障规律的仿真研究

根据锅炉主控(燃料控制)和汽机主控(汽轮机调门控制)是否投自动,该机组协调系统有全手动、汽机跟随(燃料手动,调门自动)、锅炉跟随(调门手动、燃料自动)、机炉协调 4 种不同的运行方式。考虑到不同运行方式下,汽机调门和燃料响应的不同,同一泄漏故障发生后,现象也会有很大差

异。为全面总结四管泄漏故障的规律,借助该机组的全范围仿真系统,对每一故障在 4 种不同的运行模式下进行仿真实验,分析比较现象的异同,并以此为基础总结故障知识库,为神经网络离线训练做好准备。

表 1 锅炉四管泄漏故障实验项目

故障号码	故障名称	故障仿真实验内容
U1	右侧高温过热器泄漏	当机组分别在手动、锅炉跟随、汽机跟随、机炉协调 4 种方式 600MW 稳定运行时,分别对每一故障进行 4 次独立实验。 各故障泄漏程度分别设置为:左(右)侧高过泄漏 12.8%,左(右)侧高再泄漏 20%,左(右)侧省煤器泄漏 11.8%,水冷壁泄漏 8.1%,对应的泄漏流量均保持在接近 60 t/h 左右。
U2	左侧高温过热器泄漏	
U3	右侧高温再热器泄漏	
U4	左侧高温再热器泄漏	
U5	右侧省煤器泄漏	
U6	左侧省煤器泄漏	
U7	水冷壁泄漏	

本文研究的具体故障项目见表 1。通过对 DCS 监控参数与四管泄漏故障的相关性进行分析,实验中选择与故障相关程度最紧密的 20 个特征参数(如表 2 所示),提取故障仿真运行数据,并进行分析。

表 2 四管泄漏故障特征变量选取

故障特征参数	
1. 机组负荷/MW	11. 左侧高再出口汽温/℃
2. 主汽压力/MPa	12. 右侧高再出口汽温/℃
3. 给水与蒸汽流量差值/t/h	13. 左侧高再出口汽压/MPa
4. 引风机动叶开度/%	14. 右侧高再出口汽压/MPa
5. 左侧高过出口汽温/℃	15. 左侧再热器减温水流量/t/h
6. 右侧高过出口汽温/℃	16. 右侧再热器减温水流量/t/h
7. 左侧高过出口汽压/MPa	17. 左右侧省煤器出口烟温差/℃
8. 右侧高过热出口汽压/MPa	18. 省煤器出口给水温度/℃
9. 左侧二级减温水喷水量/t/h	19. 水冷壁出口集箱汽温/℃
10. 右侧二级减温水喷水量/t/h	20. 汽水分离器出口蒸汽压力/MPa

考虑到仿真实验项目多,数据和图变量较大,限于篇幅这里仅针对右侧高过泄漏,对 4 种模式下部分特征参数的变化规律进行分析比较。表 3 列出不同模式 600 MW 工况下右侧高过泄漏程度为 12.8% (泄漏量约为 63 t/h) 时 4 个主要参数的变化情况,即泄漏发生后机组重新恢复稳定运行后参数实际值与无故障运行时正常值的差值。正数表示增大,负数表示减小。

表 3 右侧高过泄漏变化规律

故障类别	参数变化方式	泄漏后参数实际值-正常值			
		实际负荷(MW)	主汽压力(MPa)	给水与主蒸汽流量差(t/h)	引风机动叶开度(%)
右侧高过泄漏	锅炉跟随	-7	-0.6	64	4.16
	汽机跟随	-32	0	64	1.69
	基本方式	-35	-2.6	60	1.62
	协调方式	-2	-0.95	65	4.86

分析表 3 数据:

(1) 右侧高过发生泄漏后,实际负荷和主汽压力都有不同程度的降低,但在协调方式下机组重新恢复稳定后负荷基本恢复正常值,而汽机跟随和基本方式下负荷下降的幅度较大。

(2) 故障发生前, 给水流量与蒸汽流量相等, 泄漏故障发生后, 给水流量与主蒸汽流量偏差增加, 且 4 种方式下增大幅度基本相同。

(3) 泄漏后引风机动叶会自动开大, 这是由于管内工质泄漏到炉膛中, 导致炉内烟气增多, 为了维持炉膛负压引风机自动开大。在锅炉跟随和协调方式下, 由于泄漏后燃料量自动增加, 导致烟气流量也会增加, 所以相对于汽机跟随和基本方式引风机动叶开度较大。

通过上述分析可看出: 4 种不同模式下, 对应同一故障各特征参数的变化规律不尽相同。因此深入研究四管泄漏故障的特征规律尤为重要。

3 故障诊断神经网络模型的训练

本文在 600 MW 稳态工况下采集了包含 4 种不同模式下 7 种故障共计 6 603 组样本数据 (采样时间 10 s), 用于神经网络的训练。运用故障征兆模糊预处理算法, 将包含表 2 中 20 个输入的样本数据规整为 $[-1, +1]$ 区间的标准样本知识库, 用于神经网络的训练。

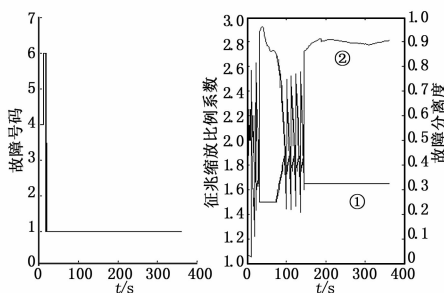
基于 Matlab 神经网络工具箱函数构建包含 20 个输入, 7 个输出的 BP 神经网络并完成网络训练。网络隐层、输出层激活函数分别选用 tansig 和 purelin 函数, 训练采用 L-M 算法^[12]。中间隐层单元数经反复试验确定为 17。运用训练好的神经网络模型即可实现锅炉四管泄漏的在线实时诊断。

4 四管泄漏故障实时诊断仿真

文献经过研究指出, 锅炉主要运行参数与泄漏量近似成线性关系^[14], 据此文献提出了征兆缩放寻优技术以实现针对不同程度同一故障的准确识别^[7-8]。考虑到机组工况的相似性, 该方法也适用于对应不同负荷的多个稳态工况, 区别仅在于特征参数应达值的不同^[2]。本文同样采用该技术, 以实现多个不同负荷工况、不同程度四管泄漏故障的识别。

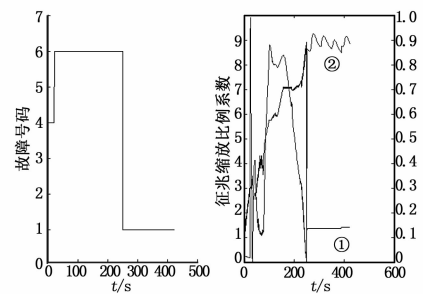
4.1 600 MW 稳态工况故障仿真试验

神经网络训练样本中的右侧高温过热器泄漏故障, 为额定工况下程度为 12.8% 的样本。为了验证神经网络对不同控制方式下同一故障的诊断能力, 分别在锅炉跟随和全自动两种方式下在仿真机上设置与典型故障样本程度不同的右侧高过泄漏故障 (程度 8%), 进行在线诊断实验, 结果见图 3。其中, 左侧曲线为故障代码, 右侧曲线①为征兆缩放系数, ②为故障分离度。



(a) 锅炉跟随方式

由图 3 可见, 在锅炉跟随和手动方式下加入右侧高温过热器泄漏故障, 神经网络均可识别出正确的故障号码 U1。最终稳定后故障分离度为 0.907 和 0.891, 征兆缩放比例系数分别为 1.65 和 1.35, 说明实际故障比典型故障程度小。

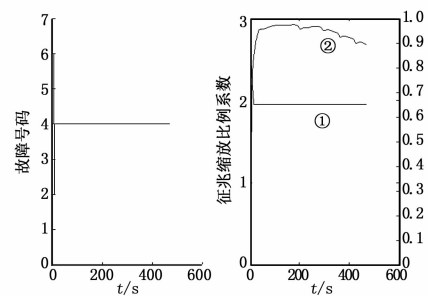


(b) 手动方式

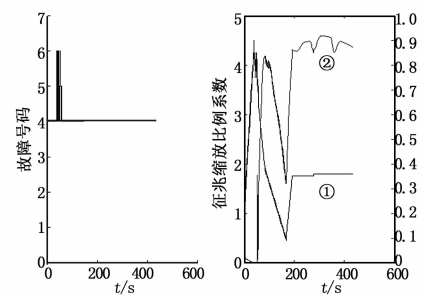
图 3 不同方式下右侧高过泄漏 8% (U1) 诊断结果

4.2 变工况故障仿真试验

本文神经网络模型训练时用的左侧高再热泄漏故障 (U4) 样本, 为额定工况下泄漏程度为 20% 的样本。为验证神经网络对不同工况不同泄漏程度故障的诊断能力, 分别在 600 MW 和 540 MW 协调方式下加入比典型故障样本程度较小的左侧高温再热器泄漏故障 (程度 10%), 进行仿真诊断实验, 结果见图 4。



(a) 600 MW 负荷工况



(b) 540 MW 负荷工况

图 4 不同负荷下左侧高温再热器泄漏 10% (U4) 诊断结果

由图 4 看出, 在 600 MW 和 540 MW 不同负荷下分别加入左侧高再热泄漏 10% 故障, 神经网络均可识别出正确的故障号码 U4。最终稳定后故障分离度分别为 0.892、0.871, 征兆缩放比例系数为 1.95 和 1.8, 说明实际泄漏量比典型故障样本程度小。

5 结论

借助 600 MW 超临界火电机组仿真系统, 对超临界锅炉四管泄漏故障特征规律进行仿真研究的基础上, 采用神经网络与征兆缩放技术相结合的智能诊断方法, 针对不同的控制方式和工况, 对不同程度的泄漏故障开展了详细的仿真诊断研究。

(下转第 2030 页)

数据, CAN2 接收数据的方式测试 CAN 通讯通道故障。另外, 在测试通路的关键点处增加选通开关, 由嵌入式控制器执行测试控制与测试捕获, 并保存各关键点测试数据, 通过比较分析不同测试点的捕获值, 隔离 CAN 通讯收发通路的故障及与核心 FPGA 的连接故障。

4 测试程序生成与下载

测试程序开发环境由北京航天测控公司自主研发, 主要完成测试需求分析、测试任务开发、测试数据生成与压缩及测试程序下载等。该开发环境集成了板级电路的可测试性设计模型库, 包括数字部分 (如边界扫描测试)、模拟部分和数模混合电路的可测试性设计模型。用户在开发过程中只需按照测试需求配置每种模型的相关参数, 系统软件将按照测试任务的模块测试顺序, 以预定协议生成测试程序和测试数据, 并可通过下载器下载至电路板上的嵌入式控制模块中。具体过程如图 7 所示。

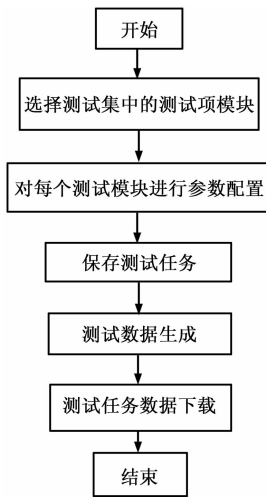


图 7 测试流程设计过程

(上接第 2026 页)

该方法在确定不同工况特征参数正常值的基础上, 通过实时计算故障征兆值, 运用额定工况下典型故障样本训练好的神经网络对不同控制方式和不同负荷下的四管泄漏故障进行在线诊断, 并以故障分离度为目标对征兆缩放比例寻优, 以获得最佳诊断结果。仿真结果表明: 该方法可准确地诊断不同控制方式和不同负荷下不同程度的四管泄漏故障, 具有良好的故障识别效果。

参考文献:

[1] 张磊, 廉根宽. 电站锅炉四管泄漏分析与治理 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2009.

[2] 马良玉, 马永光, 王兵树. 不同负荷下高加给水系统程度迥异故障诊断的新方法 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30 (2): 115-121.

[3] 马良玉, 王兵树, 佟振声, 等. 对分式凝汽器故障诊断的模糊模式识别及神经网络方法 [J]. 中国电机工程学报, 2001, 21 (8): 68-73.

[4] 倪宏伟, 彭辉. 神经网络在热电厂对象建模中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2006, (5): 622-624.

[5] 吴今培, 肖健华. 智能故障诊断与专家系统 [M]. 北京: 科学出版社, 1997.

[6] 马良玉, 王兵树, 高建强, 等. 大旁路布置 U 型管式高加系统故

5 测试结果与分析

为验证上述测试性设计方案, 在数字 IO 电路板的关键功能电路中设置了故障跳线, 可测试项目有:

- (1) 模块自检。(2) 电源检测。(3) CAN 通讯通道测试。(4) 边界扫描测试。(5) IO 通道故障诊断。

在嵌入式测试执行前, 嵌入式控制器先进行上电自检, 自检通过后再启动嵌入式测试。嵌入式测试首先进行电源检测, 如该项测试不通过则测试结束, 直接由故障指示灯给出“不通过”显示。电源检测通过后, 再进行其他测试项目。经测试验证, 板级嵌入式测试性设计能够完成数字 IO 电路板的关键功能电路的故障检测和故障隔离, 满足测试需求。从而实现了数字 IO 电路板故障的自动检测, 增强了测试自动化。

6 结论

随着电路板嵌入式测试技术的研究和新设计技术的发掘, 未来的测试诊断将实现: 在系统运行中或基本不拆卸的情况下, 利用系统自身的检测能力, 独立掌握系统当前的运行状态, 独立查明产生故障的部位和原因, 预知系统的异常和故障动向, 以声、光和显示屏等多种形式进行信息输出, 并辅助操作人员和维修人员采取必要对策。由此, 嵌入式测试性设计技术将成为提高武器装备测试性, 维修性和提升复杂武器系统快速维修能力的最为简单有效的技术手段。

参考文献:

[1] IEEE Std 1149.1-2001. IEEE Standard Test Access Port and Boundary-Scan Architecture [S].

[2] Wilson, Ron. ITC 2009 Panel Explores Future of Analog Test [J], Test & Measurement world, 2009, 11.

[3] 杜影, 等. 基于 FPGA 的板级 BIST 设计与实现策略 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 16 (3): 389-391.

[4] 田仲, 石君友. 系统测试性设计分析与验证 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2003.

[5] 障碍模糊知识库及其神经网络诊断研究 [J]. 动力工程, 2002, 22 (1): 1615-1621.

[7] 马良玉, 段巍, 高建强, 等. 电站热力系统故障智能诊断系统的功能结构与诊断模型 [J]. 电力系统自动化, 2002, 26 (7): 50-54.

[8] 马良玉, 王兵树, 高建强, 等. 生产过程轻微和早期故障智能诊断的一种新方法 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22 (6): 116-119.

[9] 马良玉. 结合仿真技术的电站热力系统故障智能诊断研究 [D]. 华北电力大学 (河北), 2004.

[10] Butler K. L., Momoh J. A. A neural net based approach for fault diagnosis in distribution networks [J]. IEEE PES Winter Meeting, 2000 (2): 1275-1278.

[11] Mourad E., Nayak A. Comparison-based system-level fault diagnosis: a neural network approach, parallel and distributed Systems [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012; 23 (6), 1047-1059.

[12] 朱凯, 王正林. 精通 MATLAB 神经网络 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.

[13] 史业峰, 王小川, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.

[14] 杨卫娟, 周俊虎, 曹欣玉, 等. 锅炉四管泄漏热力计算分析 [J]. 中国电机工程学报, 2000, 20 (8): 85-88.