

不同负荷低加内部泄漏故障神经网络诊断研究

马良玉, 刘婷

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003)

摘要: 针对 600 MW 火电机组低压加热器系统内部泄漏故障, 提出一种基于神经网络的以最大故障分离度为目标的寻优技术; 采用征兆模糊计算方法对典型故障样本进行规整化处理, 建立了低加内部泄漏故障诊断的神经网络模型; 结合征兆缩放优化技术和神经网络诊断模型, 对不同负荷下不同程度低加内部泄漏故障进行实时仿真实验; 实验表明上述方法对不同负荷下程度迥异的低加故障均可得到具有高故障分离度的正确诊断结果, 可准确诊断低加内部泄漏故障, 具有较好的工程实用性。

关键词: 火电机组; 低压加热器; 内部泄漏; 故障诊断; 人工神经网络; 征兆缩放优化

Neural Network Based Internal Leakage Fault Diagnosis for Low-Pressure Heater System under Multiple Load Points

Ma Liangyu, Liu Ting

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

Abstract: By taking the internal leakage faults of the low-pressure heater system of a 600 MW supercritical boiler unit as the object studied, a new approach by combining fault symptom zoom optimization technology based on artificial neural network was proposed. The neural network fault diagnosis model is established by dealing with the typical fault samples with symptom fuzzy calculation method. Real time fault diagnosis simulation tests are further realized by combining the ANN fault diagnosis model with fault symptom zoom optimization technology. It is proved that the proposed method can accurately diagnose the low-pressure heaters' inner leakage faults of different leakage severity degrees under multiple load points with good engineering practicability.

Keywords: thermal power unit; low-pressure heater; internal leakage; fault diagnosis; artificial neural network; symptom zoom optimization

0 引言

低压加热器是汽轮发电机组回热循环系统的重要换热设备, 其作用是利用来自汽轮机低压缸的各段抽汽加热进入除氧器的凝结水, 从而使蒸汽热能得到充分利用, 减少冷源损失, 提高循环热效率。随着机组运行时间增长, 由于运行温差过大导致的热应力、管板变形, 以及因汽水冲刷、磨损、腐蚀、振动造成的管壁变薄等, 均会使低压加热器泄漏越来越严重^[1-2]。由此导致低加的水位异常升高, 不仅影响机组经济性, 甚至危及汽轮机运行的安全。因此对低压加热器的内部泄漏故障进行监测和实时诊断十分必要。

现有文献对于加热器故障诊断的研究多集中在高压给水加热器^[3], 对低加故障诊断研究相对较少。由于低压加热器内部结构及系统配置与高加不同, 其内部泄漏故障规律与高加有一定差别。此外, 由于低加系统的汽水管路存在很强的耦合性, 某低加发生故障后不仅会影响自身的参数, 还会导致其它低加运行参数的变化, 因此低加故障分析及诊断应将低加系统视为一个整体来统筹考虑。

为此, 本文针对某 600 MW 超临界机组, 借助全范围仿真系统, 对低加系统内部泄漏的故障规律进行仿真研究。在此基础上, 结合征兆模糊计算、故障神经网络建模及征兆缩放优化技术, 实现不同负荷下不同程度低加系统内部泄漏故障的实时准确诊断, 并借助仿真实验验证方法的有效性。

1 低加泄漏故障类型及特征参数选取

1.1 低加及抽汽疏水系统简介

本文研究对象为某国产 600 MW 超临界火电机组的低压加热器系统, 其流程结构如图 1 所示。系统包含 5 号、6 号、7A、7B、8A 和 8B 共 6 个低压加热器, 其中 5、6 号低加水侧均为独立的小旁路结构, 8A 与 7A 低加、8B 与 7B 低加水侧分别串联之后再并联。各低加均为卧式 U 型管结构, 均设有内置凝结段和疏冷段。正常疏水采用逐级自流方式, 最终疏至凝汽器。各加热器均设有事故疏水, 分别引入与凝汽器相连的本身疏水扩容容器经扩容释压后排入凝汽器。每个加热器的疏水管路上均设有疏水调节阀, 用于控制加热器正常水位。危急疏水管道上的调节阀受加热器高水位信号控制。

1.2 低加泄漏故障类型与故障特征参数选取

低加内部泄漏是低压加热器系统最常见最严重的故障之一。根据泄漏位置不同, 低加泄漏可分为给水管本身的泄漏, 以及由于进出水室隔板密封不严或冲击损坏造成的进出水室短路。因此, 这里重点对这两类故障的规律进行仿真研究。对于图 1 所示 6 个低加, 可细分为表 1 所示 12 个故障。

收稿日期: 2015-09-06; 修回日期: 2015-10-10。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61174111)。

作者简介: 马良玉(1972-), 男, 河北井陉人, 博士, 教授, 主要从事工业过程建模与仿真, 智能技术在电站建模、控制与故障诊断中的应用研究。

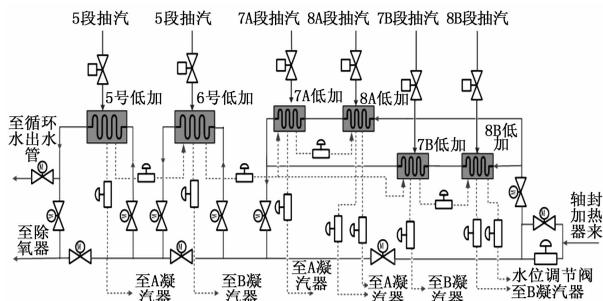


图 1 低加抽汽疏水示意图

表 1 低加系统泄漏故障项目

故障号	故障名称
F1	5 号低加进出水室短路
F2	6 号低加进出水室短路
F3	7A 号低加进出水室短路
F4	7B 号低加进出水室短路
F5	8A 号低加进出水室短路
F6	8B 号低加进出水室短路
F7	5 号低加管系泄漏
F8	6 号低加管系泄漏
F9	7A 号低加管系泄漏
F10	7B 号低加管系泄漏
F11	8A 号低加管系泄漏
F12	8B 号低加管系泄漏

分析 DCS 监控画面中低加抽汽及疏水系统有关运行参数与低加内部泄漏故障的相关性, 选取各低加正常及危急疏水阀总开度、凝结水温升、疏水温度及除氧器水位调节阀开度共 16 个参数作为故障特征参数, 见表 2。

表 2 低加泄漏故障特征变量选取

变量号	变量名
V1	5 号低加正常疏水阀及危急疏水阀总开度/%
V2	6 号低加正常疏水及危急疏水阀总开度/%
V3	7A 正常疏水及危急疏水阀总开度/%
V4	7B 正常疏水及危急疏水阀总开度/%
V5	8A 正常疏水及危急疏水阀总开度/%
V6	8B 正常疏水及危急疏水阀总开度/%
V7	5 号低加凝结水温升/℃
V8	6 号低加凝结水温升/℃
V9	7、8 号低加凝结水总温升/℃
V10	5 号低加疏水温度/℃
V11	6 号低加疏水温度/℃
V12	7A 低加疏水温度/℃
V13	7B 低加疏水温度/℃
V14	8A 低加疏水温度/℃
V15	8B 低加疏水温度/℃
V16	除氧器水位调节阀开度/%

2 不同负荷低加泄漏故障 ANN 诊断方法

神经网络由于具有很强的非线性映射、自适应学习、联想记忆能力及优良的容错性能, 在复杂非线性动态系统辨识、控制和故障诊断领域得到广泛的应用^[5]。由于火电机组可以在不同负荷工况下运行, 而且各低加内部泄漏故障程度多变, 给故障的准确诊断带来较大困难。

研究表明, 当系统拓扑结构不变时, 热力系统主要运行参数的变化与泄漏量具有近似线性变化规律, 据此文献 [6-7] 提出了一种结合征兆缩放优化技术和神经网络以实现对不同程度故障的准确识别^[8]。由于机组工况的相似性, 此方法也可运用于其他不同负荷稳态工况下的故障诊断, 区别仅在于无故障所参照的正常值不同。本文不同负荷下不同程度低加故障诊断采用该方法。该方法仅采用额定负荷工况下的典型故障样本数据构建神经网络, 并采用模糊计算方法将故障征兆集规整为 $[-1, +1]$ 区间的标准样本数据, 用于诊断模型训练。而当模型用于不同负荷工况故障的实时诊断时, 仅需确定不同负荷点各特征参数的基准值 (无故障正常运行值), 同时基于不同负荷下故障的相似性及机组运行工况的相似性, 利用征兆缩放优化技术寻找当前故障征兆与额定工况故障典型征兆集的最佳匹配, 从而实现不同负荷不同程度低加泄漏故障的准确诊断。上述诊断方法流程如图 2 所示。

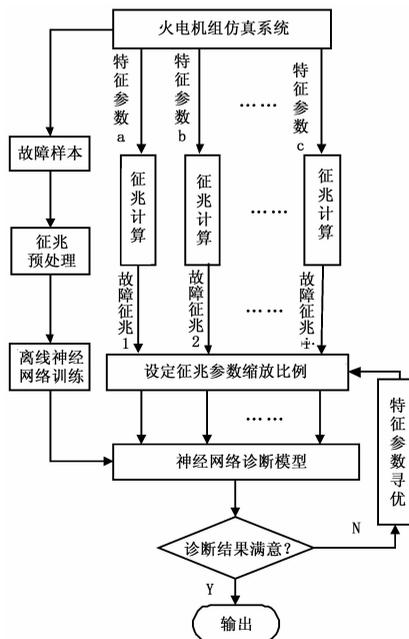


图 2 故障诊断神经网络方法流程图

本文诊断过程中, 预先提取无故障条件下仿真机在 600 MW、540 MW、480 MW、420 MW 工况下稳定运行时的正常数值为基准数据, 其它中间负荷工况的特征参数基准值则采用分段插值法拟合确定。

为将典型故障数据处理为 $[-1, +1]$ 区间的标准样本集, 借用模糊数学中隶属度的概念。热力系统故障诊断中常用的征兆类型分为语义型征兆和趋势型征兆。趋势型征兆反映参数变化的速率和方向, 语义型征兆反映参数变化的大小和方向。本文低加故障诊断主要采用语义型征兆。设参数正常时征

兆值为 0, 参数达最大变化范围上、下限时征兆值分别取 +1、-1, 则语义征兆值 $\mu(y)$ 的模糊计算式如下^[9]:

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

其中: y 为参数实际值, y_0 为相应工况下参数正常值, B 为参数变化最大幅宽。

采用上述计算方法完成故障样本的标准化处理后, 即可在 MATLAB 环境下构建神经网络模型, 并利用标准样本集完成神经网络诊断模型的训练, 确定合理的神经网络隐层节点数、权值和阈值等参数, 并存储离线训练好的模型供故障在线实时诊断使用^[10]。

在故障实时诊断时, 对机组运行过程中的特征变量进行实时监测, 按照一定采样周期获取特征参数值。根据机组当时的实际负荷拟合计算各特征参数无故障情况下的正常值, 并采用与离线样本相同的征兆计算方法得到实时故障征兆, 经征兆缩放后作为神经网络的输入, 由神经网络实时计算故障诊断结果。根据输出的故障分离度 (故障最大隶属度与次大隶属度的差值) 是否大于预先设定值, 对征兆缩放系数进行寻优, 直到诊断结果符合要求。

3 神经网络诊断模型的建立

为建立诊断模型, 借助火电机组仿真机在 600 MW 额定负荷 (协调方式) 下分别进行了低加泄漏和短路两大类共 12 组故障的仿真实验, 获取了各故障从发生到趋稳的动态过程数据。其中各低加进出水室短路故障由于恢复稳定时间较短取故障加入后 400 组连续运行数据, 低加内部泄漏故障由于恢复稳定时间较长取 600 组连续运行数据, 采样时间均为 1 s。

为将故障样本处理为 $[-1, 1]$ 区间的标准样本数据, 需预先确定式 (1) 中各 B_i 参数的取值。各 B_i 取值依据所有可能故障情况下各参数正、反向变化的最大幅值合理确定, 具体如下如表 3 所示。

表 3 征兆模糊计算参数 B_i 选取

参数	B_1	B_2	B_3	B_4	B_5	B_6	B_7	B_8
取值	61.5	123	136	66.7	44.8	47.1	4.1	4.1
参数	B_9	B_{10}	B_{11}	B_{12}	B_{13}	B_{14}	B_{15}	B_{16}
取值	2.1	4.1	1.7	4.6	4.2	2.2	3.4	5.5

采用上述取值 B_i 和式 (1) 对故障样本进行模糊化处理获取标准样本集, 用于神经网络诊断模型的建立。本文在 MATLAB 平台下建立低加内部泄漏故障的 BP 神经网络诊断模型。模型包含 16 个输入, 12 个输出。网络隐层函数采用 tansing, 输出层激活函数采用 purelin, 训练采用 L-M 算法。经反复实验, 隐层神经元节点数取 25 时, 训练完成后模型经验证具有较高的拟合精度。

为验证训练好的模型对故障训练样本的拟合效果, 依次将不同故障样本序列作为输入对模型进行验证。神经网络输出依

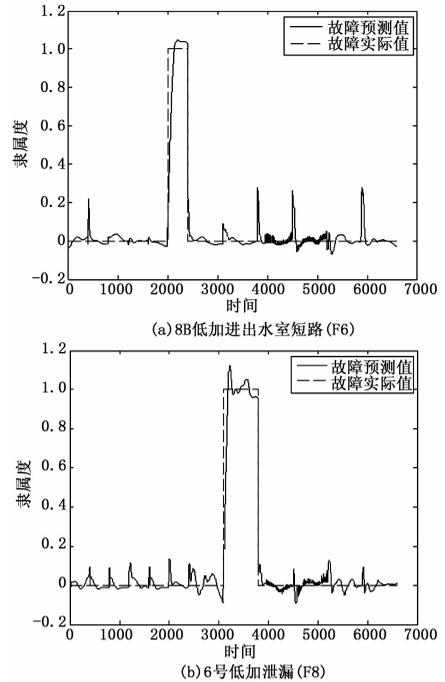


图 3 故障诊断神经网络模型离线测试

次是 F1~F12 各故障的隶属度, 训练时对相应故障的理想输出取 1, 其它取 0。如对于 8B 低加进出水室短路的故障 (F6), 训练时网络理想输出向量为 $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$ 。限于篇幅, 图 3 仅给出对应 F6、F8 两个故障的神经网络模型离线校验结果, 可见模型输出与理想输出吻合较好。

4 不同负荷下低加故障实时仿真诊断实验

以下实时仿真故障诊断实验借助 600 MW 超临界机组仿真机完成。当仿真机在协调方式下运行于不同负荷稳定工况时, 通过实时加入不同故障, 调用神经网络诊断模型, 验证故障诊断的正确性、及时性。

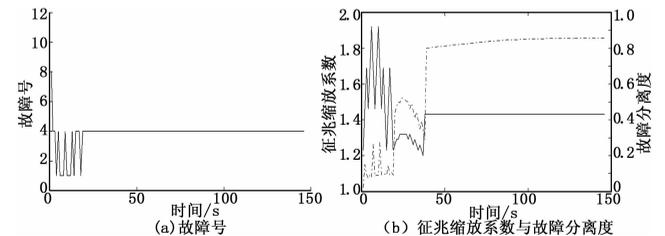


图 4 600 MW 负荷故障 F4 验证结果

4.1 600 MW 稳态工况故障仿真诊断

神经网络训练中使用的 7B 低加进出水室短路 (F4) 故障样本为额定负荷工况下的故障样本, 故障程度取 20%。为了验证本模型的对程度不同故障的诊断能力, 在线验证时设置故障程度为 15%, 实验结果如图 4 所示 (b) 中实线为征兆缩放系数, 虚线为故障分离度, 下同)。实验结果表明, 加入故障后 23 s, 系统正确识别出故障序号, 46 s 后故障征兆缩放系数稳定在 1.41, 故障分离度稳定在 0.86。

类似地, 图 5 为 6 号低加泄漏 12% (F8) 的实验结果。通过曲线可知, 系统 50 s 后正确识别出故障号码, 最终征兆

缩放系数为 0.69，故障分离度达到 0.98。

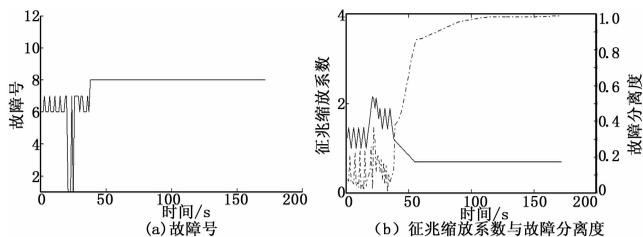


图 5 600 MW 故障 F8 验证结果

可见，在 600 MW 额定工况协调控制方式下，加入故障程度与典型样本不同的低加故障，系统均能准确识别故障号码，稳定后故障分离度能达到 0.8 以上。

为了验证该方法对不同负荷工况的适用性，进一步在不同变负荷工况进行故障仿真诊断实验。

4.2 变工况故障仿真实验

4.2.1 540 MW 稳态工况故障仿真诊断

仿真机置于 540 MW 稳态工况协调控制方式。加入 5 号低泄漏 25% 的故障 (F1)，实验结果如图 6 所示。结果表明，系统在 200 s 左右准确识别出故障号码，稳定后故障系数缩放系数为 0.22，最终故障分离度为 0.79。

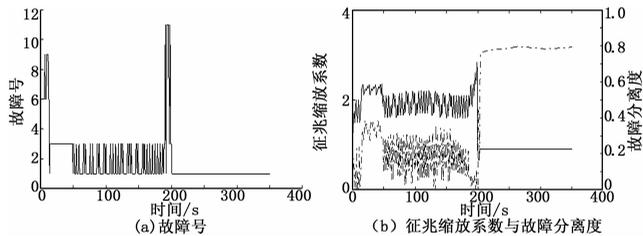


图 6 540 MW 故障 F1 验证结果

4.2.2 480 MW 稳态工况试验

仿真机置于 480 MW 稳态工况协调控制方式。加入 7A 号低泄漏 10% 的故障 (F9)，实验结果如图 7 所示。结果表明，系统在 42 s 左右准确识别出故障号码，稳定后故障系数缩放系数为 0.61，最终故障分离度为 0.93。

5 结论

借助 600 MW 火电仿真机组系统，针对低加系统内部泄漏和短路故障，结合征兆模糊计算，采用神经网络建立了低加

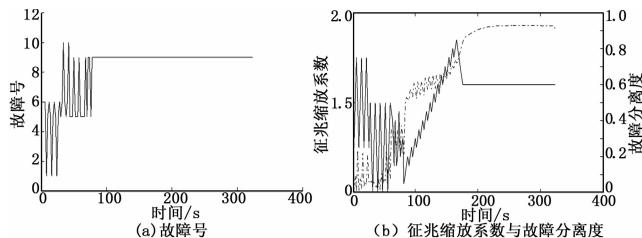


图 7 480 MW 故障 F9 验证结果

内部泄漏故障的诊断模型。将征兆缩放优化技术与神经网络诊断模型相结合，实现了不同工况、不同程度低加泄漏故障的准确实时诊断。仿真结果验证了本文方法的有效性。

参考文献:

- [1] 沙建峰, 刘继平, 严俊杰, 等. 低压加热器运行缺陷对经济性影响的计算及其分析 [J]. 河南电力, 2000, 27 (4): 9-10, 20.
- [2] 贾公礼, 王红梅, 胡乃文, 等. 低压加热器泄漏原因分析及处理 [J]. 电站系统工程, 2008, 24 (3): 45-46.
- [3] 马良玉, 王兵树, 高建强, 等. 大旁路布置高压给水加热器系统故障模糊知识库及其神经网络的诊断研究 [J]. 动力工程, 2002, 22 (1): 1615-1621, 1588.
- [4] 曹兴. 热力系统动态过程故障神经网络诊断方法研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2012.
- [5] Frank P M. New Developments Using AI in Fault Diagnosis [J]. Engineering Application of Artificial Intelligence. 1997, 10 (1): 3-14.
- [6] 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.
- [7] 马良玉, 高建强, 王兵树, 等. 300 MW 机组给水高压加热器系统故障的模糊模式识别 [J]. 中国电力, 2002, 35 (6): 36-39.
- [8] 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]. 保定: 华北电力大学, 2004.
- [9] Xiaoyong C, Dejian Z, Zhaohua W, et al. Study on intelligent detecting technology for solder joint quality of SMT based on fuzzy diagnosis technique [A]. 11th International Conference on Electronic Packaging Technology & High Density Packaging (ICEPT-HDP) [C]. IEEE, 2010: 989-992.
- [10] Hatem A. Darwish. Development and implementation of an ANN-based fault diagnosis scheme for generator winding protection [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16 (2): 208-214.

(上接第 56 页)

- [4] 杨毅, 曾祥君, 徐舜等. 基于分布式行波检测的配电网单相接地故障定位方法 [J]. 电测与仪表, 2015, 52 (5): 59-64.
- [5] 郭创新, 彭明伟, 刘毅. 多数据源信息融合的电网故障诊断新方法 [J]. 中国电机工程学报, 2009, 29 (31): 1-7.
- [6] 张旭, 魏娟, 赵冬梅, 等. 电网故障诊断的研究里程及展望 [J]. 电网技术, 2013, 37 (10): 2746-2753.
- [7] 张燕, 余维, 李平, 等. 基于 Petri 网和故障树的电力系统故障诊断模型 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (8): 3-3.
- [8] 李凤莲, 李园园, 金铨, 等. 改进的 QPSO 算法在电网故障诊断

系统中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (12): 3860-3863.

- [9] 韩德强, 杨艺, 韩崇朝. DS 证据理论研究进展及相关问题探讨 [J]. 控制与决策, 2014, 29 (1): 1-11.
- [10] Scott Ferson, Vladik Kreinovich. Constructing Probability Boxes and Dempster-Shafer Structures [R]. Sand Report, 2003.
- [11] Fulvio Tonon. Using random set theory to propagate epistemic uncertainty through a mechanical system [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2004, 85: 169-181.