

DOI: 10.13622/j.cnki.cn42-1800/tv.1671-3354.2017.10.013

基于数据驱动的水轮机调速系统健康状态预测

林秉良¹, 蔡维由², 蔡天富², 周绮凤³, 陈启明⁴, 林茂¹, 张强⁴

(1. 华电福新能源股份有限公司古田溪水力发电厂 福建 古田 352258; 2. 武汉大学动力与机械学院 湖北 武汉 430072;
3. 厦门大学航天航空学院 福建 厦门 361005; 4. 武汉四创自动控制技术有限责任公司 湖北 武汉 430070)

摘要: 水轮机调速系统是水轮发电机组的关键控制系统。运用故障树与专家系统相结合的方法对调速系统可能发生的故障进行诊断,并基于历史数据,挖掘与故障相关的可能因素,对专家系统无法解决的故障进行分析,构建了基于数据驱动的水轮机调速系统健康状态预测系统。

关键词: 水轮机调速系统; 健康状态预测; 专家系统; 故障树; 数据挖掘

中图分类号: TK730.4⁺1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-3354(2017)10-0051-05

Data-driven Health Status Prediction of the Hydraulic Turbine Governing System

LIN Bingliang¹, CAI Weiyou², CAI Tianfu², ZHOU Qifeng³, CHEN Qiming⁴, LIN Mao¹, ZHANG Qiang⁴

(1. Gutianxi Hydropower Plant, Huadian Fuxin Energy Co., Ltd., Gutian 352258, China;
2. School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
3. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China;
4. Wuhan Strong Automatic Control Technology Co., Ltd., Wuhan 430070, China)

Abstract: The hydraulic turbine governing system is the key control system of the hydro-turbine generator unit. In this paper, the fault tree method and the expert system are combined to predict the potential faults of the governing system. Based on the historical data, a data-driven health status prediction system is developed for the hydraulic turbine governing system to detect the possible factors of the faults and analyze the unsolved faults.

Key words: hydraulic turbine governing system; health status prediction; expert system; fault tree; data mining

水轮机调速系统是一个水、机、电相互影响、相互制约的复杂非线性系统。它是以水轮机调速器为系统控制器,以引水系统、水轮发电机组及其负载为系统控制对象共同构成的闭环控制系统。水轮机调速系统作为发电机组控制系统的重要构成部分,不仅承担着启停机组、调节频率、调节有功功率的重要任务,是一次调频的自动控制装置,而且也是二次调频、自动发电控制(AGC)及电站与机组的安全监控系统的最终执行机构。因此,水轮机调速系统性能的好坏,直接关系到水电厂及与之相连的整个电力系统的安全运行和供电品质^[1-2]。

水轮机调速系统健康状态预测是一个重要且充满挑战的课题。当水轮机调速系统因部件弱化、损坏或

运行工况变差时,会引起其特性变差甚至不能正常运行。在实际应用中,引起这些现象或故障的原因是非常复杂的,可能是控制对象、电气调节器硬件装置、机械液压系统、油质各因素引起的,也可能是它们中的两个或三个因素相互耦合产生的。因此,要一一进行检测分析出现故障的原因,是一项非常复杂和繁锁的任务^[2-3]。

目前,我国水轮机调速系统的检修方式基本上仍执行传统的计划检修模式或故障后检修模式。虽然机组的状态检修模式将有利于提高有效运行小时、获得更高的经济效益,且近年来,也投入了大量的人力、物力进行这方面的研究,但距离真正实现状态检修尚有一定的距离。随着科学技术的发展,尤其是计算机技

收稿日期: 2017-09-20

作者简介: 林秉良,男,工程师,主要从事电站运行维护管理方面的工作。

术的发展,大型水轮发电机组在线监测与故障诊断系统在近十多年来获得了日益广泛的开发与应用。与传统的计划检修或故障后检修模式不同,近年来,越来越多的专家和学者开始尝试结合数据挖掘和人工智能的方法开展故障诊断研究。代表性的工作包括采用主成分分析、独立成分分析等方法抽取与故障相关的主要因素^[4-5];采用专家系统结合领域专家知识进行故障推理^[6],以及采用人工神经网络、支持向量机等方法构造故障分类器^[7-9],实现故障诊断。

本文结合现有调速系统在线监测与故障诊断的基本方法,综合运用故障树与专家系统相结合的方法对调速系统可能发生的故障进行诊断,并采用数据驱动的方法,对专家系统无法解决的故障进行分析,基于历史数据,挖掘与故障相关的可能因素,实现水轮机调速

系统故障诊断及状态预测。

1 调速器健康监测系统架构

由于水轮机调速系统是个复杂的系统,除了主要控制设备调速器,以及为安全附加的事故配压阀、分段关闭装置外,还有油压装置及其控制系统、漏油箱及其控制系统等,这些部件之间是互相关联、相互影响的,要对整个系统实现故障诊断和健康状态预测,要采集的信号数据较多。因此,需要首先利用已有的水轮机调速器和油压装置及其控制系统(含漏油箱及其控制系统),同时再补充流量计、油质分析仪、油混水传感器一些必要的测量元件,测量、收集调速系统运行数据,在此基础上分析并实现整个系统的控制、诊断及预测。其硬件构成及原理如图1所示。

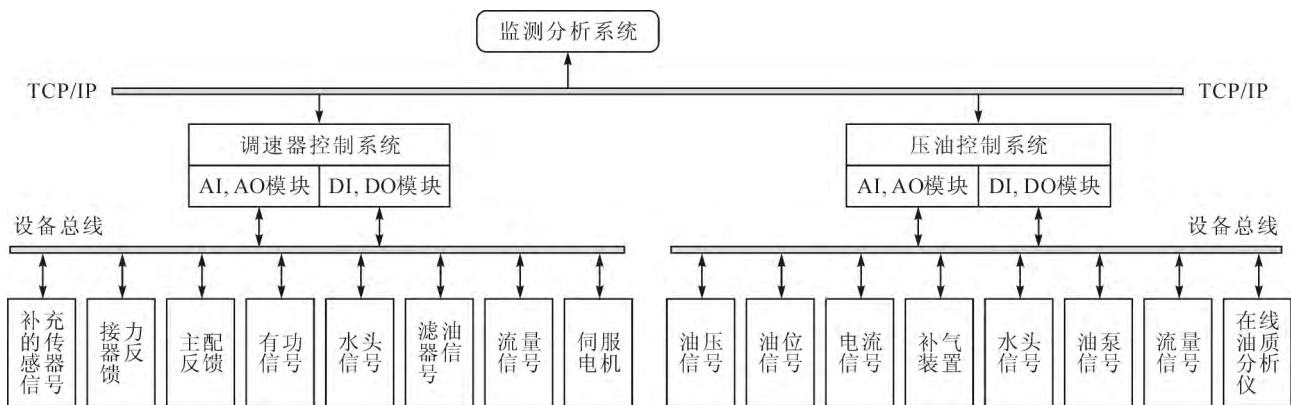


图1 水轮机调速系统健康状态预测硬件构成

图1所示的调速系统的健康状态预测系统,是利用调速器控制系统本体采集的一些信息和压油控制系统采集的一些数据信息,经过以太网TCP/IP进行数据交互、数据融合后对调速系统的健康状态进行分析、评估。如电液转换装置检测、引导阀或主配压阀卡阻检测、继电器活塞两腔串油检测、主配磨损检测、机械零位和电气零位检测、继电器分段关闭最快速度检测、分段关闭拐点检测、油质检测、油泵效率弱化检测、油泵电机检测等,同时,将有关数据上送到远方监测分析系统,进行远程诊断和健康状态预测。

2 基于混合专家系统的预测模型

2.1 故障树与专家系统

为了提高水轮机调速系统的诊断效率,首先采用故障树与专家系统相结合诊断方法,对较为直观的故

障进行分析。该方法能充分发挥两种诊断技术的优势互补,从而使诊断系统更加完善。利用故障树主要是对诊断系统进行建模与可靠性分析^[10];而专家系统则是在故障树的基础上结合自身的搜索策略与推理策略进行推理诊断。

故障树直观、明了,思路清晰,逻辑性强,可做定性分析,也可做定量分析,采用故障树方法的步骤如下:

S1——由故障症状、故障原因的层级关系,确定从顶端到中间、再到底端事件的全部事件列表;

S2——由故障症状与故障原因之间的逻辑关系,连接事件与事件之间的逻辑图;

S3——对故障树进行定性分析;

S4——实际运用。

针对调速系统故障树的应用如图2示例。

专家系统能够有效地运用专家多年积累的有效经验和专门知识,通过模拟专家的思维过程,解决需要专

家才能解决的问题。

2.2 数据库的建立及表达

2.2.1 数据采集及预处理

实验数据来自古田溪水力发电厂二级站调速器系统,其硬件架构如图 1 所示。导叶开度、机组有功、机频、并网实时记录故障前后 60 s 的数据(即机组并网后,始终保存 60 s 的机组导叶开度、有功、机频和并网信号(油开关辅助接点)的数据。当发生故障时继续记录这些数据 60 s,并保存。这样,在出现故障时就可保存故障前后共 2 min 的数据)。将采集后的数据按实际需求将实时采集的数据转化成预测诊断所需的格式。

2.2.2 知识库的建立

针对健康预测问题,结合专家知识建立知识表,在知识表的基础上建立专家知识规则库。本文研究的部件和诊断问题主要包括:电液转换装置健康状态预测、主配健康状态预测、引导阀健康状态预测、组合阀及油泵健康状态预测、油泵电机健康状态预测、分段关闭装置健康状态预测、事故配压阀健康状态预测、接力器健

康状态预测、接力器反馈传感器健康状态预测、油质污染预测,以及油泵启动频繁度预测等。

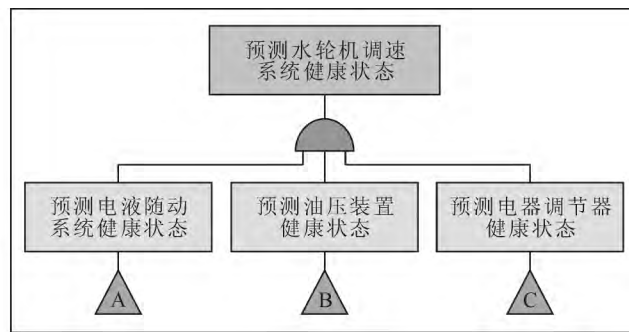
以调速系统油压装置健康状态预测故障树为例,选择基于规则的表示方法建立专家系统知识库的规则示意如下:

RULE1: IF(通过预测调速系统的油压装置健康状态) THEN(可以得到水轮机调速系统健康状态);

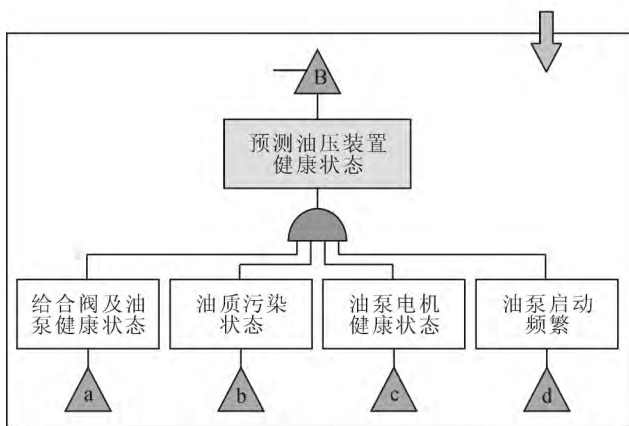
RULE2: IF(通过监测组合阀及油泵的健康状态) OR(监测油质污染状态) OR(监测油泵电机健康状态) OR(监测油泵启动的频繁度情况) THEN(可以得到预测调速系统的油压装置健康状态);

RULE3: IF(通过监测油泵工作效率) OR(监测组合阀卸载时间的变化) OR(监测单向阀泄漏情况) OR(监测油泵电机卡阻情况) OR(监测卸载阀是否完全关闭) THEN(可以得到监测组合阀及油泵的健康状态);

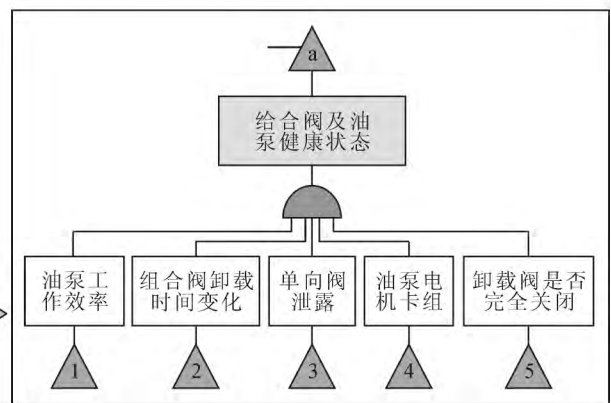
RULE4: IF(通过监测油中是否有混水) OR(杂质颗粒物是否过多) THEN(可以得到预测油质污染状态);



(a)水轮机调速系统健康状态预测主故障树



(b)油压装置健康状态预测主故障树



(c)组合阀及油泵健康状态预测主故障树

图 2 调速系统健康状态预测故障树

2.2.3 状态预测的推理方法

根据调速器各部件健康状态决策知识库,给出如下所示的决策关系结构图(图3)。

2.3 故障诊断的推理方法

每隔一段时间(由软件设定),读取监测数据,分

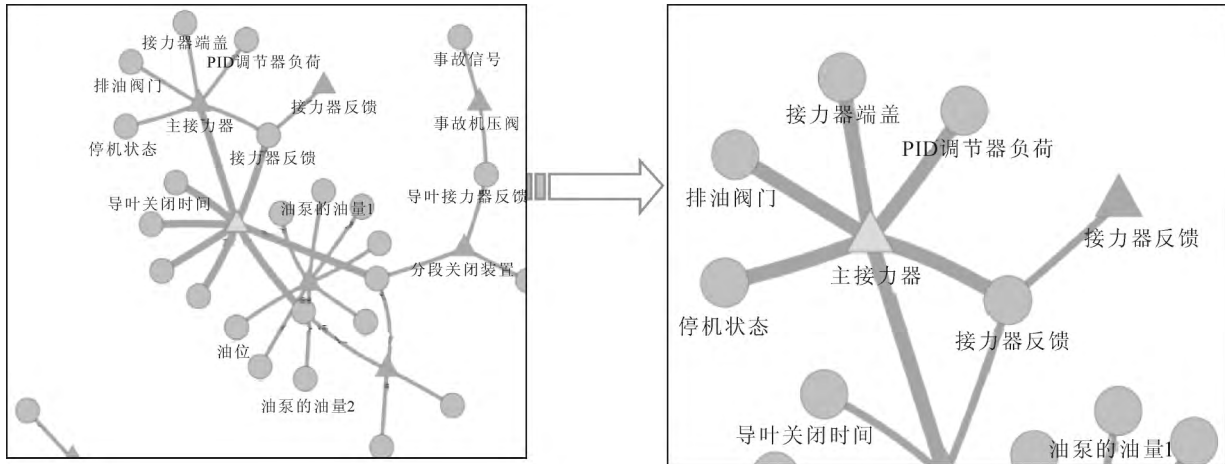


图3 健康预测-决策关系结构图

析是否有故障,对知识库中已记录的故障(除直接给出结果外)重新进行学习,然后更新阈值。对未知原因的异常作为重点分析,采用数据挖掘的方法挖掘出原因。具体方法如下:

1) 直接诊断:部分故障可以由调速器直接提供诊

断信息,包括接力器反馈故障、功率反馈故障、水头反馈故障、伺服电机反馈故障、电机限位故障、驱动器故障、压力油罐压力过高等。

2) 结合健康状态预测诊断:部分故障原因可以结合状态预测推理分析的结果得到,如接力器两腔串油、接力器分段关闭规律异常、引导阀或主配压阀发卡等。

重,最后可以根据权重排序,得到合适的特征。由于ReliefF算法简单,运行效率高,且结果比较令人满意,我们采用ReliefF从调速系统原始数据中,选择出和故障最相关的特征,从而实现快速、准确的故障识别。

3.2 基于Radom Forest的多分类故障诊断模型

本系统将一种泛化性好、抗噪性强且稳定性高的机器学习算法——随机森林(Random Forest, RF)应用到调速器故障诊断中。随机森林是Breiman于2001年提出的一个新的组合分类器^[12]。它首先采用Bagging方法制造有差异的训练样本集,并以分类回归树作为元分类器,当构建单棵树时,采用类似随机子空间划分的策略,随机地选择特征对内部节点进行属性分裂。这种“双随机”的策略在各子分类器之间形成较大的差异性,使随机森林具有优越的分类性能,成为最成功的集成学习方法之一。

本系统从收集的历史故障数据中,每次随机选取每种损伤情况样本的70%作为训练随机森林的数据,剩下的30%作为测试数据,进行多次试验,调整模型参数,构建基于RF的故障诊断模型,并用于对监测数据的诊断。

3 基于数据驱动的调速器故障诊断系统

由于水轮机调速系统自身结构的复杂性,很难用一个精确的数学模型描述其工作状态。同时,由于调速系统工作环境的复杂性,各类监测数据可能含有大量噪声,常用的诊断方法往往无法诊断出多因素耦合故障,以及专家知识无法直接解释的故障。针对这些复杂故障,本文采用基于数据驱动的方法构建诊断模型。

3.1 基于ReliefF的故障特征提取方法

ReliefF是在Relief的基础上拓展出来的一种针对多类问题的特征权重算法^[11]。算法每次从训练样本集中随机取出一个样本R,然后从和R同类的样本集中找出R的k个近邻样本,从每个和R不同类的样本集中分别找出k个近邻样本,然后更新每个特征的权

4 设备状态评估分级

根据上述建立的设备状态预测的故障树模型和专家推理策略,进一步构建了设备健康状态预测及评估

系统。该系统的工作流程是: 从调速系统健康状态监测系统获得各设备特征数据, 判断调速系统运行是否处于稳定工况, 再根据前面建立的混合专家系统即数据驱动故障诊断模型, 进行设备健康状态预测。对预测结果进行评估, 并根据设备健康度阈值及分级标准 (警戒、危险、失效) 对设备进行健康状况评价, 最后将报警及诊断结果输出到调速系统健康状态预测的软件界面, 为维护人员提供处理建议。水轮机调速系统健康状态预测及评估软件流程图如图 4 所示。

图 5 展示了所开发的水轮机调速系统健康状态预测界面。状态预测输出界面包括实时数据、相关参数反馈及检测日志信息。日志信息包括设备名称、设备健康状态、处理建议及检查处理步骤。

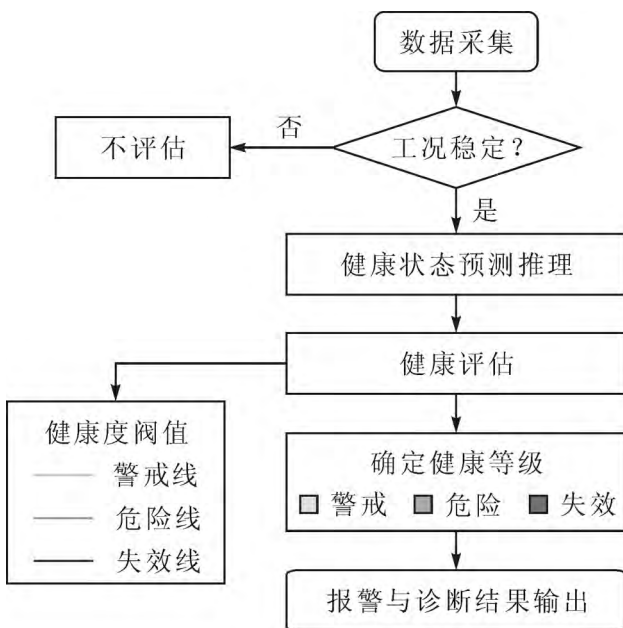


图 4 水轮机调速系统健康状态预测及评估软件流程图



图 5 水轮机调速系统健康状态预测界面

5 结 语

本系统提出一种基于混合专家系统和数据驱动的健康检测模型框架及系统构建。该系统中调速设备经过状态监测与故障诊断, 运用专家系统和智能决策的预测判断, 形成正确的检修决策结论, 再通过系统的决策报告软件将检修决策送到决策部门, 实现调速设备的诊断检修、维护和管理。该系统已实现并应用于古田溪水力发电厂二级站调速系统升级改造中, 可以促进设备由定期维护和事后维修向预知性维修的转变, 使水轮机调速系统在故障发生之前得到及时的预报, 并进行正确的维修。同时, 还可减小或避免维修过剩造成的巨大浪费和停机所带来的损失, 有效地提高了电站运行效益。

参考文献:

- [1]张昌兵. 水轮机调节系统[M]. 成都: 四川大学出版社, 2015
- [2]蔡维由. 中小型水轮机调速器的原理调试与故障分析处理[M]. 1版. 北京: 中国电力出版社, 2006
- [3]刘兴文. 水轮机调节系统状态监测与故障诊断探讨[J]. 湖北电力, 2001, 25(1): 23-24
- [4]马智明, 阳宪惠. 主成分分析法在故障诊断中的应用[J]. 数理统计与管理, 2000, 19(6): 39-40
- [5]Zhu W, Zhou J, Xia X et al. A novel KICA - PCA fault detection model for condition process of hydroelectric generating unit[J]. Measurement, 2014, 58: 197-206
- [6]Zhu Y, Yang YH, Hogg BW, et al. An expert system for power systems fault analysis, IEEE Transactions on Power Systems [J]. 1994, 9(1): 503-509
- [7]Yan TS. An improved evolutionary neural network algorithm and its application in fault diagnosis for hydropower units [J]. International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2010(1): 548-551
- [8]国发娟, 常黎. 基于 BP 网络的水轮机调节系统状态监测与故障诊断[J]. 水电能源科学, 2007, 25(3): 85-87
- [8]周绮凤, 杨小青, 周青青, 等. 基于随机森林的建筑物结构损伤识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(2): 197-201
- [10]Panja SC. Fault tree analysis of Rukhia gas turbine power plant [J]. Transactions on Hong Kong Institution of Engineers, 2015, 22(1): 32-56
- [11]Robnik - Sikonja M, Kononenko I. Theoretical and empirical analysis of Relief and RRelief [J]. Machine Learning, 2003, 53(1): 23-69
- [12]Breiman L. Bagging predictors [J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123-140