

# 风洞群真空泵组集中监测与智能故障诊断系统的设计

罗昌俊<sup>1</sup>, 马永一<sup>1</sup>, 王小飞<sup>1</sup>, 明丽洪<sup>1</sup>, 冯春艳<sup>2</sup>

(1. 中国空气动力研究与发展中心计算空气动力研究所, 四川 绵阳 621000;

2. 北京博华信智科技股份有限公司, 北京 100029)

**摘要:** 真空是风洞群开展试验必备的动力资源; 作为风洞群动力保障之一, 真空泵组具有数量多、分布分散、结构复杂、集成度高、运行噪声大等特点; 为满足真空泵组设备健康管理和维修决策支持的需要, 设计并研制了风洞群真空泵组集中监测与智能故障诊断系统; 该系统采用 PLC 隔离通信、数据可视化、设备状态监测及智能预警、基于故障机理和规则推理的专家系统等技术, 实现了真空泵组的集中监测和故障智能诊断, 解决了风洞动力设备故障预判和提前预警困难、故障定位不易准确、缺乏专家知识库等问题; 经实用验证, 该系统实现了风洞群真空泵组故障智能预警和故障诊断分析, 提高了综合诊断监测效率, 值得推广。

**关键词:** 风洞群; 真空泵组; 集中监测; 故障诊断; SOA; 智能预警

## Design of Vacuum Pumps Centralized Monitoring and Intelligent Fault Diagnostic System for Wind Tunnel Group

LUO Changjun<sup>1</sup>, MA Yongyi<sup>1</sup>, WANG Xiaofei<sup>1</sup>, MING Lihong<sup>1</sup>, FENG Chunyan<sup>2</sup>

(1. Computational Aerodynamics Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China; 2. Beijing Bohua Xinzhi Technology, Inc., Beijing 100029, China)

**Abstract:** Vacuum is a necessary dynamic resource for wind group test. As one of the wind tunnel power resources supply system, vacuum pumps have the characteristics of plentiful in number, dispersed distribution, complex structure, high integration, heavy running noise and so on. In order to meet the needs of equipment health management and maintenance decision support for vacuum pumps, the centralized monitoring and intelligent fault diagnostic system was designed and developed. The adoption of technologies of PLC isolation communication, data visualization, equipment condition monitoring and intelligent earing warning, expert system based on fault mechanism and rule reasoning, enables centralized monitoring and fault diagnosis and analysis, solves the problems of fault prediction and early warning of power resources supply equipment, the difficulty of fault location, the lack of expert knowledge base. The system has been verified to realize the intelligent early warning and fault diagnosis of vacuum pumps, and improve the efficiency of comprehensive monitoring and diagnosis, which is worth popularizing.

**Keywords:** wind tunnel group; vacuum pumps; centralized monitoring; fault diagnosis; SOA; intelligent early warning

## 0 引言

大型风洞设备设施是国家重大战略资源, 风洞试验需要纯水、电力、压缩空气、高/低真空等多种动力资源<sup>[1]</sup>。如图 1 所示, 真空系统为风洞试验提供真空环境, 由若干套真空泵组、球罐、管道和插板阀等组成, 通过真空泵组抽吸真空球罐, 达到试验所需真空度。风洞群真空泵组作为关键设备, 由于数量多 (上百台套)、结构复杂、分布分散、连续高负荷运转等因素, 容易发生轴承、齿轮、转子等零部件磨损、转子不平衡等故障, 严重时将造成设备损坏、停机停产, 从而影响风洞试验开展。但真空泵组维修普遍采用的定期维修或事后维修方式, 会产生维修不足或过度维修的情况<sup>[2-3]</sup>。因此, 需要

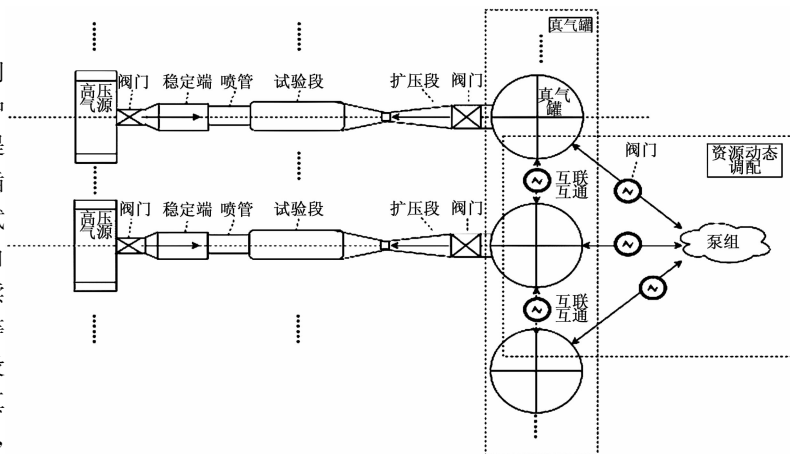


图 1 风洞群真空动力资源

收稿日期: 2021-06-22; 修回日期: 2021-08-11。

作者简介: 罗昌俊(1968-), 男, 四川广汉, 硕士, 研究员, 主要从事总体技术、风洞测控和设备健康管理等方向的研究。

引用格式: 罗昌俊, 马永一, 王小飞, 等. 风洞群真空泵组集中监测与智能故障诊断系统的设计[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(9): 17-22.

实现对真空泵进行集中监测和在线故障诊断, 以保证设备安全运行, 并提高维修效能。

目前, 国内很多大中型工业行业均采用了针对设备检修的故障管理系统<sup>[4-6]</sup>, 但大多缺乏对于设备健康状况的评估和故障的自动预判, 缺乏对故障知识库的有效管理。

目前已有的故障预测方法主要有三类: 1) 基于模型的故障预测方法, 即在设备数学模型已知时, 结合设备当前运行状态进行预测的方法<sup>[7-9]</sup>。这类故障预测方法结果较为准确, 但全系统精确模型的建立十分困难, 甚至无法建立; 2) 基于大数据的故障诊断系统, 结合数据提取、挖掘、分析等技术, 实现设备故障诊断和预警<sup>[10-12]</sup>。这类故障预测方法的预警模型训练需要长期的数据支撑, 并通过对每台泵的大量数据分组训练、交叉检验来评估单体模型效果, 训练有效性可能影响诊断的准确性; 3) 基于知识的故障预测方法是根据相关领域专家经验, 结合设备实际运行情况进行预测的方法<sup>[13-16]</sup>。这类故障预测方法结果的准确性依赖于知识来源的正确性和推理机制的合理性。

因此, 结合已有的真空泵组长期运行维护经验, 采用智能故障诊断的理论和方法, 建立集中监测系统, 对于保障风洞试验顺利开展、降低维修成本、提高维修效能, 具有重要意义。

### 1 系统架构设计

针对真空设备系统复杂、故障预判和提前预警困难、故障定位不易准确、缺乏专家知识库、难以支撑维修决策等问

题, 开展设备健康诊断设计, 系统总体架构如图 2 所示。

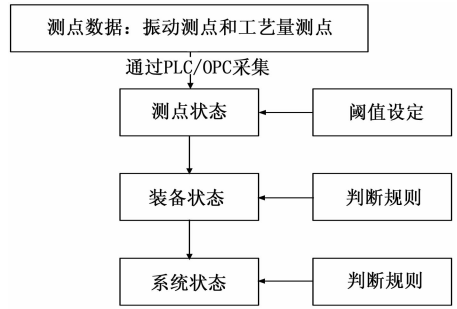


图 2 集中监测与故障诊断系统总体架构

主要思路如下:

- 1) 采集真空系统现场运行数据, 实现对真空动力系统运行状态的集中监测。
- 2) 通过设备状态监测及预警技术, 实现设备异常提前报警, 减少或避免设备发生严重故障, 逐步实现事后维修向基于状态的预测性维修的转变。
- 3) 建立基于故障机理和规则推理的故障诊断专家系统, 当设备发生报警后, 系统可以自动定位故障原因。
- 4) 建立维修知识库和状态监测分析工具, 为准确定位故障和维修决策提供数据支撑。

### 2 系统硬件结构设计

风洞群真空泵组集中监测与故障诊断系统终端数据上行传输路径如图 3 所示。

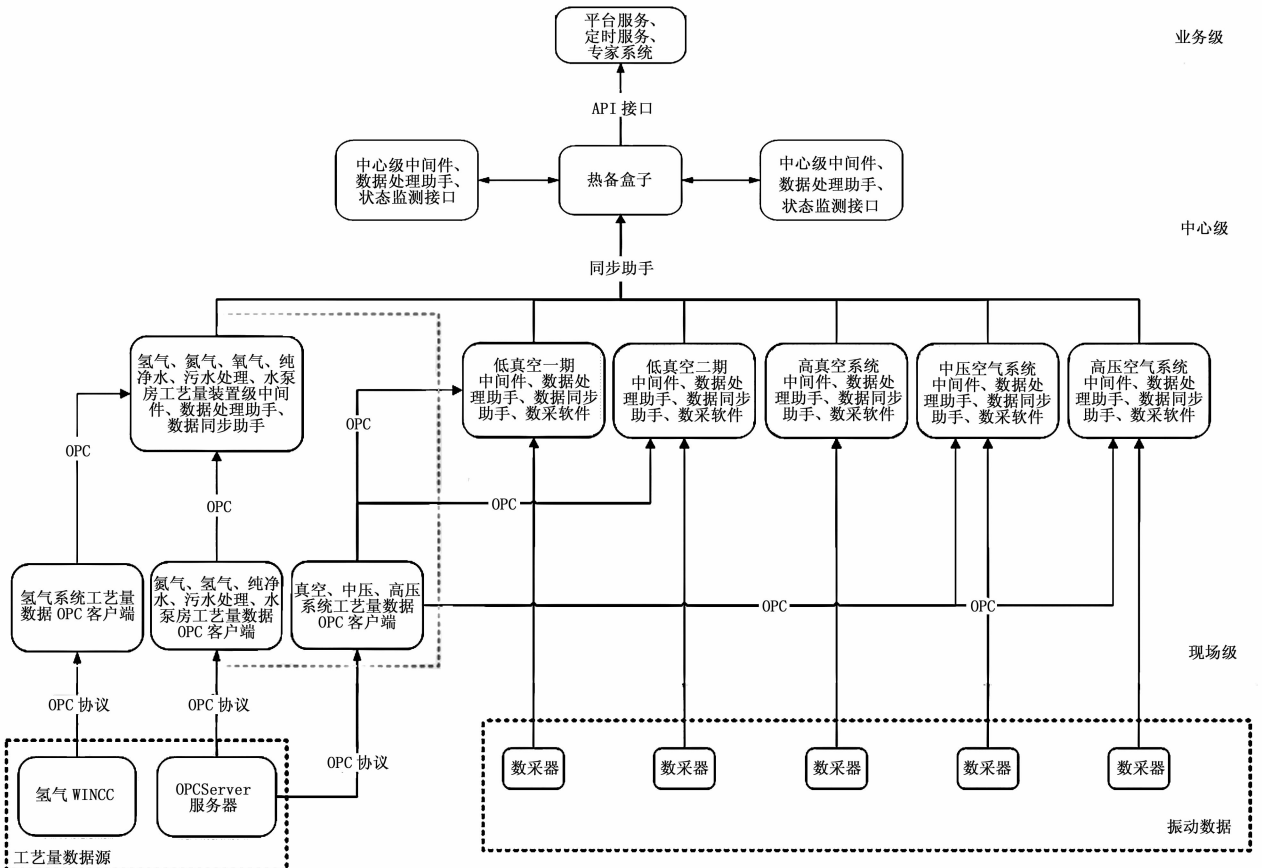


图 3 终端数据上行数据流设计

真空设备健康管理系统包括现场级、中心级和业务级 3 个层级。健康管理数据分为两类: 振动量数据和工艺量数据, 其中振动量数据由数据器采集振动传感器数据后发送至装置级中间件处理, 并通过数据同步助手发送至中心级; 工艺量数据由真空动力系统已有的相应传感器及 PLC 进行采集并经通信 PLC 发送至 OPCServer, 然后 OPCServer 对外提供 OPC 协议数据, 经 OPC 客户端进行读取转发<sup>[17]</sup>。

### 2.1 振动量数据采集

如图 4 所示, 每台泵组安装 3 套振动传感器, 分别监测泵组驱动端(前端)径向、轴向以及非驱动端(后端)径向 3 个位置的振动情况。每个测点分别监测加速度  $a$  和速度  $v$  两种信号, 通过数据采集器进行采集和信号调理, 并传入数据应用管理服务器供存储和应用。

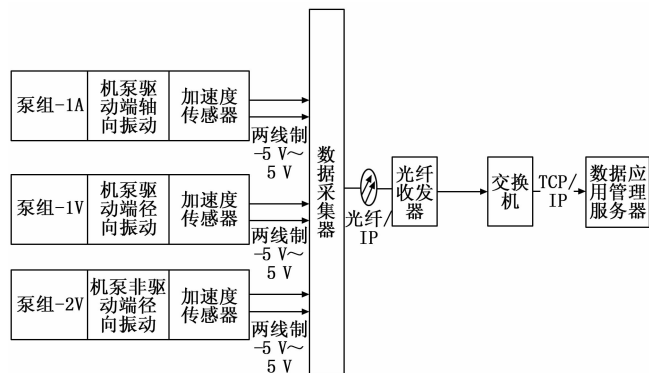


图 4 真空泵组振动监测系统逻辑框图

### 2.2 工艺量数据采集

如图 5 所示, 在真空动力系统的本地监控系统中配置西门子 S7-1500 系列 PLC, 并配置 2 个 ProfiNET 网络接口, 其中一个 ProfiNET 网络接口与本地监控系统中的 PLC 进行 S7 单边通信<sup>[18]</sup>, 并获取数据。

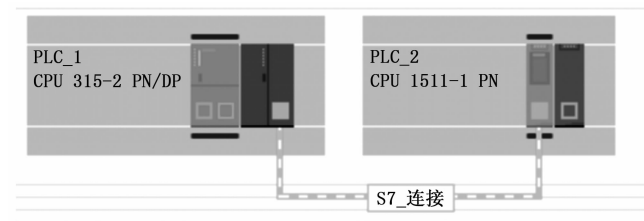


图 5 现场通信组态图

## 3 系统软件设计

系统采用基于 SOA 面向服务 (Service Oriented Architecture) 的软件体系架构<sup>[19]</sup>, 系统中所有的程序功能都被封装在一些功能模块中, 而这些功能模块就是 SOA 架构中的不同的服务, 这些服务可以组装构建完成一个或多个任务、业务功能所需要的应用和流程。

### 3.1 多层次集中状态监测

如图 6 所示, 以工艺流程图形式展示真空系统机组和设备状态。分两个层级进行展示: 第一层级以工艺流程图

形式展示系统机组的总体态势、阀门状态及调度人员关注的参数; 第二层级跳转到机组层级或者设备层级的工艺流程图, 展示该机组局部工艺流程图, 支持测点报警阈值设置, 包括报警方式(低通、高通、带通、带阻)选择和上限、高高限、下限、下下限等参数的设置。

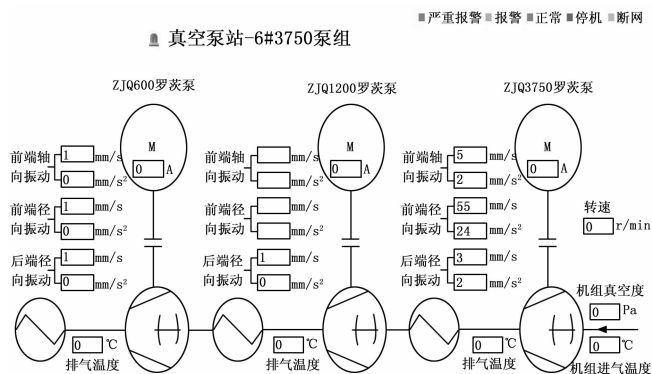


图 6 多层次真空泵组集中监测界面

如图 1 所示, 设备操作人员或运行人员可设置、查看所监测设备各测点状态, 危险和报警测点优先排列, 这样可快速定位需重点关注的测点。

表 1 泵组故障诊断逻辑对应设备及测点(示例)

序号	设备结构编码	显示名称	测点名称	测点号	报警限
1	C5-A-011-4	1# 400 泵	电流	1I	71
			排气温度	1T	130/135
2	C5-A-011-3	1# 600 泵	电流	1I	57
			排气温度	1T	130/135
3	C5-A-011-2	1# 1 200 泵	电流	1I	140
			排气温度	1T	130/135
4	C5-A-011-1	1# 3 750 泵	电流	1I	443
			排气温度	1T	130/135
5	C5-A-012-4	2# 400 泵	电流	1I	71
			排气温度	1T	130/135
6	C5-A-012-3	2# 600 泵	电流	1I	57
			排气温度	1T	130/135
7	C5-A-012-2	2# 1 200 泵	电流	1I	140
			排气温度	1T	130/135
8	C5-A-012-1	2# 3 750 泵	电流	1I	443
			排气温度	1T	130/135

### 3.2 故障诊断分析

该模块提供针对真空泵组等设备的半自动诊断功能, 同时提供用于专业故障诊断人员使用的图谱诊断分析功能。

如图 7 所示, 根据不同类型设备的振动、工艺量等参数, 提供机组概貌图、趋势分析、冲击诊断、转子类故障诊断、倒谱图、单多值棒图、其它参数趋势图、机泵报警查询等多种故障诊断分析功能。

## 4 关键技术和方法

### 4.1 状态评估和故障机理模型的建立

针对真空泵进行故障机理和特征的分析, 建立基于故

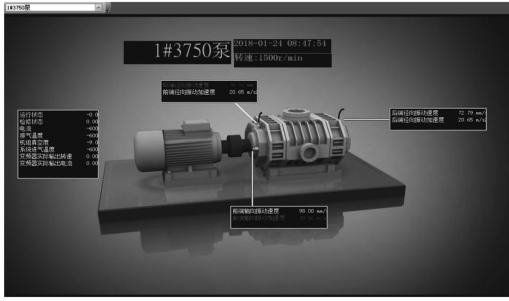


图 7 低真空 1#3750 泵概貌图

障演化机理挖掘、分析、修正的诊断模型，从而实现基于状态评估和故障机理模型的故障诊断。

以常见的真空泵轴承磨损故障为例，由于在运输中轴承受到振幅很小的摇摆运动作用、配合面间有微小间隙造成的滑动磨损、上游试验段排放的杂质随试验气体进入泵腔及密封件内，对中不良，装配不当等原因，造成滚动轴承滚动体、内圈或外圈的磨损。轴承磨损通常会导致轴承游隙增大，机组效率下降，振动和噪声增大，轴承寿命降低。轴承磨损主要有：轴承滚动体磨损、轴承内圈磨损、轴承外圈磨损及滚动体保持架磨损。

轴承磨损故障特征：振动加速度峰值和 RMS 值会缓慢上升，振动信号呈现较强的随机性。基于上述故障机理和征兆，给出状态评估和故障机理模型如图 8 所示。

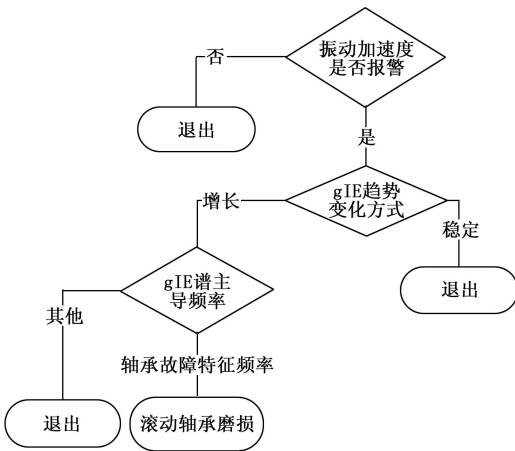


图 8 轴承磨损诊断机理模型

## 4.2 智能预警技术

### 1) 动态阈值报警：

由于动设备零部件众多、连接方式复杂，使其呈现出范围不确定性、高度非线性、强关联性等特点，这些都给动设备在线监测报警带来诸多挑战。常规报警采用固定阈值，但在动设备实际运行过程中，经常会由于工艺参数的调整、设备的启动切换、人为操作等给动设备的正常运行带来一定干扰，致使某一或某些监测参数在某一时间段内反复波动，且波动范围常常超过常规报警监测系统所设定的阈值。

通过对设备在不同负荷下的振动及工艺量参数进行自

动学习，针对监测设备在某一特定负荷下的振动及工艺量参数特征，应用动态自学习阈值代替监测系统系统中常规报警阈值，完成智能动态阈值报警。

某低真空泵组中 3750 泵的振动加速度常规报警值为  $100 \text{ m/s}^2$ ，危险值为  $120 \text{ m/s}^2$ 。该泵组某测点振动监测趋势从 1 月 23 日 10:47 开始缓慢爬升，在此之前该测点趋势一直平稳在  $15 \text{ m/s}^2$  左右，到 10:53 爬升到  $251 \text{ m/s}^2$ ，8 分钟内趋势异常爬升了  $236 \text{ m/s}^2$ 。

根据自学习动态阈值报警算法<sup>[20-21]</sup>，计算正常运行阶段的动态自学习预警阈值，取尖峰噪声引起的采集误差  $\alpha = 0.05$ ，得到拟合后的趋势数据的预警阈值下限  $\text{Thd}_1 = 40.6$ 、上限  $\text{Thd}_2 = 73.7$ ，自学习预警阈值空间  $[40.6, 73.7]$ 。当该泵组趋势数据超过阈值空间后提前报警。经排查，故障原因是罗茨真空泵转子配合间隙改变，导致转子发生碰磨故障。真空泵转子配合间隙的改变可能与轴承持续磨损、同步齿轮持续磨损等有关。

实践证明，自学习动态阈值预警方法比固定阈值报警方法更能适应工况、环境的复杂性，实现真空设备故障的早期预警。

### 2) 智能快变报警：

在一定时间内，某一参数（如振动）出现一定幅度变化，及时报警。当出现报警情况，一旦被判定为关键数据，系统自动加密数据保存间隔。

### 3) 反复穿越识别报警：

具备报警事件识别功能，具备筛选或减少反复穿越引起的误报功能，防止针对同一报警事件进行重复报警。

防止反复穿越技术是在定值报警基础做出的优化。在设备反复穿越报警但总体平稳时，设备报警只有一次。反复报警的测点，只有报警值比上一次报警值大 15% 以上时，设备才再次产生新的报警事件。

## 4.3 智能诊断技术

针对大型旋转机械类设备（高压压缩机、中压压缩机、罗茨真空泵）采用定阈值报警、横向对比报警技术，基于振动故障机理和规则推理，建立故障诊断逻辑和专家系统，可自动给出诊断结论。

当设备发生报警后，通过基于故障机理和规则推理的故障诊断专家系统，可以自动定位故障原因，目前专家系统内置 40 个诊断规则，并支持前台编辑。

专家系统定位故障原因后，触发维修工单，系统通过调取知识库故障维修方案给出维修建议，开展维修活动的审批和调度工作，并最终不断积累维修任务数据，持续更新知识库，比如标准故障库、维修方案库、设备关联工具/备件、故障诊断规则等。

如图 9 所示，在剩余寿命预测预测方面，通过设备累计运行时间和故障次数计算设备平均无故障运行时间；通过关键部件平均寿命和运行时间之差计算部件剩余寿命；通过阀门允许开关次数和累计开关次数只差计算阀门剩余寿命（剩余可开关次数）。

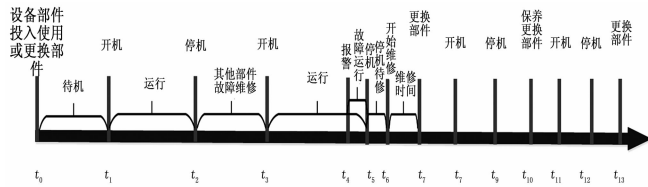


图 9 设备生命周期图

假设设备在使用过程中某备件, 共计发生过  $N_0$  次故障, 每次故障后经过修复又和新的继续使用 (或直接更换), 其工作时间分别为  $T_i$ , 计算  $T_i$  时减去设备“待机”和因其他部位维修、保养导致的停机时间。具体如下:

$$T_i = (t_6 - t_0) - (t_1 - t_0) - (t_3 - t_2) - (t_6 - t_5) \quad (1)$$

$$proPower = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} MTBF = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^N T_i \quad (2)$$

剩余寿命 = 该部位平均无故障运行时间 - 已运行时间: (3)

当设备/阀门剩余寿命达到报警阈值时, 系统给出报警提示。剩余寿命预测对于维修有一定的指导意义, 同时可以作为库存优化和采购的数据支撑。

### 5 实验验证

#### 5.1 实验步骤和方法

为验证集中监测与故障诊断系统中故障诊断专家系统的准确性, 通过数采模拟故障信号的方式进行验证, 由于信号模拟有一定难度, 仅对部分主要故障进行了模拟。将领域专家通过频谱分析得到的结论与故障诊断专家系统诊断结论进行对比。如果结论一致, 说明专家系统诊断结论正确。

#### 5.2 实验过程

真空泵组的主要故障包括不平衡、不对中、流体激振和滚动轴承故障等。以模拟转子不平衡故障为例, 具体过程如下:

##### 1) 建立诊断逻辑:

转子不平衡按发生的过程可分为原始、渐性和突发性突衡。其中: 原始不平衡是由于转子制造误差、装配误差以及材质不均匀等原因造成; 渐发性不平衡是由于转子上部均匀结垢、介质中粉尘的平均沉积、介质中颗粒对齿轮箱转子的不均匀磨损以及工作介质对转子的磨蚀等因素造成; 突发性平衡是由于转子上零部件脱落或有异物附着、卡塞等造成。

诊断逻辑描述如下: 时域波形为正弦波, 特征频率为 1 X, 常伴频率有较小的高次谐波, 振动速度值加大。专家系统中诊断逻辑 id: plant\_qdxx\_zkxt\_lcb\_03。

##### 2) 数据模拟:

模拟设备为低真空 1#3750 泵, 加载的模拟信号如图 11 所示。

#### 5.3 实验结果分析

如图 12 所示, 前端径向振动速度发生报警, 领域专家通过分析发现振动速度主导频率为 1 倍频, 常伴频率为较

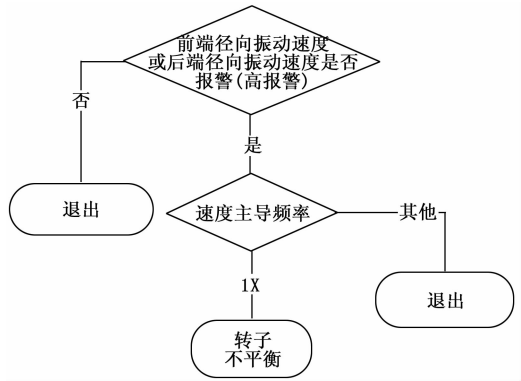


图 10 转子不平衡故障诊断逻辑

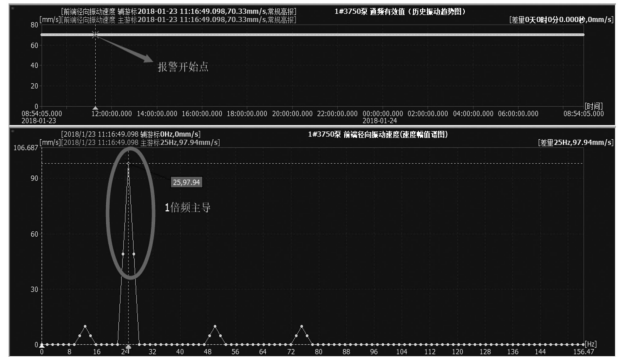


图 11 低真空 1#3750 泵前端径向振动速度趋势

小的 2 倍频、3 倍频谐波, 诊断结论为转子不平衡。

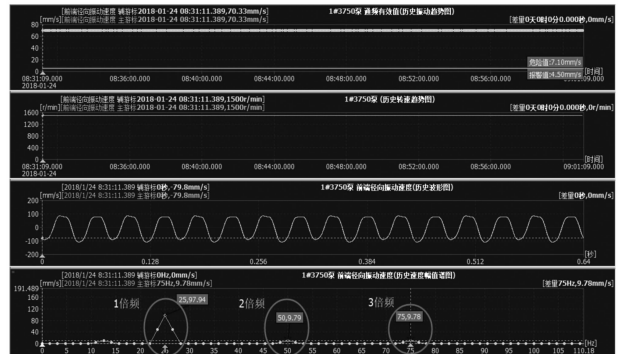


图 12 低真空 1#3750 泵前端径向振动频谱

如图 13 所示, 故障诊断专家系统的结论为转子不平衡。

序号	报警名称	当前值	单位	额定范围	报警	短周期	长周期	报警原因
1	前端径向振动速度	20.658	mm/s <sup>2</sup>	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			转子不平衡
2	前端轴向振动速度	70.328	mm/s <sup>2</sup>	4.5 7.1 10 0	2018-01-23 11:09:44			
3	前端轴角振动速度	20.657	mm/s <sup>2</sup>	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
4	后端径向振动速度	0.566	mm/s <sup>2</sup>	4.5 7.1 10 0	2018-01-23 11:09:44			
5	后端轴向振动速度	20.646	mm/s <sup>2</sup>	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
6	后端轴角振动速度	0.565	mm/s <sup>2</sup>	4.5 7.1 10 0	2018-01-23 11:09:44			
7	变频器输出电流	0	A	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
8	变频器输出转速	0	r/min	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
9	排气温度	-600.001	℃	130 135 10 0	2018-01-23 11:09:44			
10	机罩温度	-9	Pa	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
11	轴伸状态	-400	---	---	---			
12	电流	-600.003	A	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
13	轴承气温度	-600	℃	30 40 10 0	2018-01-23 11:09:44			
14	运行状态	-599.998	---	---	---			

图 13 专家系统诊断结论—转子不平衡

通过领域专家诊断结果与专家系统诊断结果对比,两者诊断结果一致,说明专家系统诊断结论可靠。

## 6 结束语

本文设计了一种风洞群真空泵组集中监测与故障诊断的系统架构。系统的建立与应用<sup>[22]</sup>,初步解决了风洞群真空泵组故障预判和提前预警困难、故障定位不易准确等问题,但是真空泵组故障诊断知识库还需不断积累丰富。

总体来讲,该系统实现了风洞群真空泵组故障智能预警和故障诊断分析,提高了综合诊断监测效率,有力保障了风洞试验,对国内大型风洞群、复杂水电气真空动力环境的智能化监控与故障诊断具有一定借鉴意义。

### 参考文献:

- [1] 郑娟, 罗昌俊, 马永一, 等. 风洞动力资源系统集成化保障研究 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (1): 163-167.
- [2] 张伟, 王仙勇, 桂兵, 等. 基于风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台研究 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (10): 30-34.
- [3] 钟建安. 基于 LabVIEW 的真空机组智能故障诊断系统研究 [D]. 上海: 东华大学, 2009.
- [4] 阳曦鹏, 李碧薇, 李德华, 等. 基于 FMEA 的电力设备故障管理系统设计 [J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2020, 38 (s1): 84-87.
- [5] 周家宇. 鞍山计量所仪器设备故障管理系统设计与实现 [D]. 大连: 大连理工大学, 2017.
- [6] 盛伊琳. 城市轨道交通系统设备故障管理流程和方法研究 [J]. 隧道与轨道交通, 2019, (s2): 170-174.
- [7] 李楷然, 梁兆文, 樊利民. 10kV 配网电容器在线监测与故障诊断系统 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (5): 76-79.
- [8] 梁英坚, 张志青. 光学通信网络系统故障定位算法设计 [J]. 激光杂志, 2019, 40 (12): 175-179.
- [9] 王宇, 高吉普, 林呈辉, 等. 基于多源数据融合的电网故障智

(上接第 9 页)

- [7] 钟都都, 黄煦, 贾晓晓, 等. 椭圆轨道欠驱动航天器编队重构轨迹优化 [J]. 航天控制, 2019, 37 (6): 36-42.
- [8] 郑勇, 杨小兰. 基于信号提纯的机械故障检测系统设计 [J]. 现代电子技术, 2019, 42 (4): 57-60.
- [9] 么飞, 时光, 富小微. 基于故障注入技术的航天器系统级软件测试方法研究 [J]. 航天器工程, 2019, 28 (1): 130-136.
- [11] 田林琳. 基于深度学习及 GPU 计算的航天器故障检测技术 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (5): 1-4.
- [12] 祝永坤, 李盟, 张杰, 等. 基于泛在物联网的多机编队智能自主巡检移动式机舱研制与应用 [J]. 内蒙古电力技术, 2020, 38 (1): 55-58.
- [13] 林丽红. 基于 JAVA 的软件故障自动检测系统设计 [J]. 现代电子技术, 2019, 42 (1): 191-194.
- [14] 张晓鹏, 何纯, 杨萍, 等. 在轨航天器遥测系统信号的实时检测仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2019, 36 (10): 83-87.
- [15] 王小辉, 孙钢虎, 张文斌, 等. 汽轮发电机转子绕组匝间短

能诊断方法研究 [J]. 电子器件, 2020, 43 (2): 304-308.

- [10] 李嘉卉, 佟冰, 韩俊峰, 等. 基于工业大数据的 RH 机械真空泵远程故障诊断系统 [J]. 重型机械, 2021, 29 (1): 47-51.
- [11] 王建刚, 吕永乐, 于鑫. 雷达远程智能诊断与健康评估系统设计及实现 [J]. 测控技术, 2020, 39 (12): 135-140.
- [12] 李智, 姜悦, 蔡斐华, 等. 数据驱动的飞行器智能故障诊断系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 29 (1): 50-53.
- [13] 顾艺, 车兵辉, 曹宇, 等. 面向风洞群的装备自主式维修保障系统框架设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 29 (1): 50-53.
- [14] 蔡瑶琦, 陈雷, 陈振. 面向知识工程的飞机装配故障管理平台设计与实现 [J]. 航空制造技术, 2020, 63 (4): 96-100.
- [15] 彭华亮, 沈暑龙, 李军, 等. 基于故障树的故障诊断专家系统设计 [J]. 控制工程, 2019, 26 (3): 584-588.
- [16] 刘蒙, 吴建龙, 赵腾, 等. 机械真空泵远程故障诊断系统研究与应用 [J]. 真空, 2021, 58 (2): 48-51.
- [17] 杨光宇. 采油厂污水处理系统智能化改造方案设计与实现 [D]. 成都: 西南石油大学, 2019.
- [18] 刘洪林. 基于 S7 连接的 PLC 单边通信建立研究 [J]. 集成电路应用, 2020, 37 (6): 32-34.
- [19] 张天瑞, 曲传声, 吴宝库, 等. 基于云计算的复杂装备健康管理系统建模 [J]. 系统仿真学报, 2019, 31 (11): 2356-2365.
- [20] 高晖, 赵大力, 李星, 等. 一种动设备状态监测动态阈值预警方法: CN 201910397581. X [P]. 2019-09-06.
- [21] 张明, 冯坤, 江志农. 基于动态自学习阈值和趋势滤波的机械故障智能预警方法 [J]. 振动与冲击, 2014, 33 (24): 8-14.
- [22] 王浩, 王福维, 谢星. 罗茨真空泵状态监测与故障诊断系统应用 [J]. 设备管理与维修, 2020, 3 (上): 155-156.

路检测方法的研究与应用 [J]. 大电机技术, 2020, 4 (3): 36-41.

- [16] 张贺鑫, 雷文礼, 王雨婷. 基于 CPCI 总线的航天器通信信号设备故障检测系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (2): 1-4.
- [17] 戴峻峰, 赵建. 基于多层前馈神经网络的航天器在线故障检测系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (8): 93-97.
- [18] ZHENG X. Application of Fiber Bragg Grating Technology in Spacecraft Structural Fault Detection [J]. Journal of Nanoelectronics and Optoelectronics, 2019, 14 (12): 1725-1732.
- [19] YASSIN Y, MURTADA W, MAHALLAWY A E. Fault Detection and Avoidance for Spacecraft Failure using PSO Algorithm [J]. Menoufia Journal of Electronic Engineering Research, 2019, 28 (1): 300-305.
- [20] ZHANG X, WANG X, TIAN H. Spacecraft in Orbit Fault Prediction Based on Deep Machine Learning [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1651 (1): 012107-012114.