

基于风洞的设备健康管理与数据有效性判定平台研究

张 伟¹, 王仙勇², 桂 兵¹, 张 志²

(1. 中国航空工业空气动力研究院, 哈尔滨 150001; 2. 北京航天测控技术有限公司, 北京 100041)

摘要: 低速增压风洞是满足我国航空工业科技发展而建设的一座气动力重大基础试验设施; 为了保障该设施的高效率和可靠地运行, 以各机电设备、电气测控设备、机械装置为对象, 根据其故障模式和故障特点选取合适的监测点, 获取实时工作状态数据, 再以数据为基础, 进行状态监测、故障诊断、故障预测, 实现预先性决策和针对性快速维修; 基于 OSA-CBM+体系构建的风洞健康管理系统, 根据设备的运行状态, 实现对试验数据的有效性进行实时判定, 并实现了风洞装备由事后维修向视情维修转变; 实现了装备从使用、维护、管理模式由分散式管理向集约式管理的转变; 实现了装备系统故障诊断、预测及判读从人工智能向机器智能的转变。

关键词: 风洞; OSA-CBM; 健康管理; 有效性判定

Research on Equipment Health Management and Data Validity Decision Platform Based on Wind Tunnel

Zhang wei¹, Wang Xianyong², Gui Bing¹, Zhang Zhi²

(1. AVIC Aerodynamics Research Institute, Harbin 150001, China;

2. Beijing Aerospace Measurement & Control Technology Co., Ltd., Beijing 100041, China)

Abstract: The low-pressure pressurized wind tunnel is a kind of aerodynamically important test facility which is suitable for the development of science and technology in China's aviation industry. In order to ensure the high efficiency and reliable operation of the facility, the appropriate monitoring points are selected according to the fault mode and fault characteristics, and the real-time working status data are obtained, and then the data is based on the mechanical and electrical equipment, electrical measurement and control equipment and mechanical devices, make the best of state monitoring, fault diagnosis, fault prediction, to achieve pre-decision-making and targeted rapid maintenance. Based on the OSA-CBM+ system, the wind tunnel health management system is used to realize the real-time judgment of the validity of the test data according to the running status of the equipment. The wind tunnel equipment is changed from post-service maintenance to maintenance. Maintenance, management mode from decentralized management to intensive management changes; to achieve the equipment system fault diagnosis, prediction and judgment from artificial intelligence to machine intelligence changes.

Keywords: wind tunnel; OSA-CBM; health management; effectiveness judgment

0 引言

风洞是航空航天领域极为重要的地面试验设施, 风洞设备的运维是确保装备性能和试验能力的至关重要的工作。长期以来, 风洞试验装备运维普遍采用定期维修和故障维修(即事后维修)^[2]相结合的维修模式。这种维修模式的优点是可以有准备、有计划地安排维修活动, 减少非计划故障停机, 故障原因容易诊断。但随着风洞试验设备增多、结构复杂程度增加、设备智能化以及技术集成度增大, 面对逐年增加的试验任务和日益突出的修修矛盾, 上述维修模式已明显暴露出维修不足或维修过剩问题, 难以满足装备保障的预见性、及时性、有效性的要求。为此, 结合当今国际先进的 OSA-CBM+系统体系^[4], 以国内非常重要的低速增压为试点, 进行试验装备的健康管理系统平台建设, 实现以保障风洞整体试验性能为中心, 加强装备的状态监测能力、提高故障诊断的智能化水平、实时判断试

验数据的有效性、增强装备维修预见性、建立风洞试验装备的动态管理能力等为目标, 创建风洞试验装备健康管理新模式^[1]。

1 系统框架

基于风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台采用 OSA-CBM 的体系结构, 如图 1 所示。OSA-CBM 的体系结构分为数据采集模块、数据处理模块、状态监测模块、性能评估模块、寿命预测模块、决策支持模块及表述模块共 7 个架构层次, 通过定义不同层级之间的数据接口和通讯协议, 保证了 OSA-CBM 体系结构内部不同层次模块的互操作性和互换性。与 OSA-CBM 体系结构相对应, 该风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台拟开展主要包括状态监测、故障诊断、故障预测和数据判定四部分设计工作。状态监测对应于 OSA-CBM 的前三层, 包括数据采集模块、数据处理模块及状态监测模块。故障诊断、故障预测及数据判读对应 OSA-CBM 系统的性能评估模块、寿命预测模块和决策支持模块。

状态监测通过三大子模块完成现场试验数据的采集、处理及上传显示。数据采集模块通过在监测点部署相应的传感器, 完成现场试验数据的实时采集; 数据处理模块通过相应的数据

收稿日期: 2017-07-25; 修回日期: 2017-08-10。

作者简介: 张伟(1962-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 硕士, 研究员, 主要从事风洞试验测试与控制技术方向的研究。

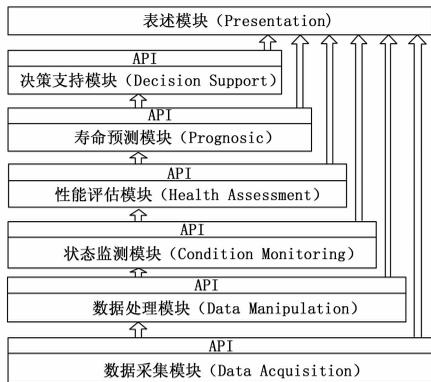


图 1 OSA-CBM 的体系结构图

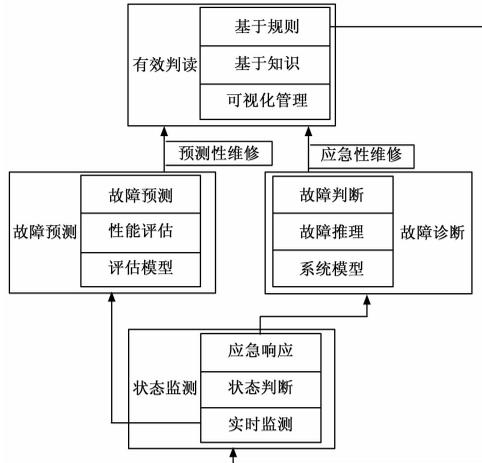


图 2 风洞的设备健康管理 with 数据有效性判定平台层次结构图

处理及分析方法, 完成现场试验数据的特征值提取及初步的故障分析, 并上传给实时数据库服务器; 状态监测完成各试验装备运行状态的实时监测、状态判断和应急响应。

故障诊断针对突发性故障, 以构建故障装备的系统模型、故障案例及故障规则为基础, 通过故障诊断服务进行故障推理和判断, 完成试验装备的故障诊断, 并自动生成应急性维修报告。

故障预测针对试验装备的渐进性故障, 以构建试验装备的性能衰退评估模型, 通过相应的预测算法 (包括 AR 算法、ARMA 算法、ETS 算法及最邻近法等) 进行试验装备的性能评估, 完成剩余寿命预测。

有效判定针对历次试验数据, 以构建试验装备的有效状态规则、专家知识及历史数据为基础, 完成历次风洞试验数据的有效性判定, 并自动生成有效判定报告, 为后续的决策层提供参考。

应用软件平台对应于 OSA-CBM 的表述模块, 通过上述风洞的设备健康管理 with 数据有效性判定平台各层次的信息输入和输出, 集中实现各层次功能和业务^[2-3]。

2 系统组成

在风洞试验中, 洞体是风洞试验系统最基本的组成部分, 其他子系统主要包括由动力系统完成试验条件下的稳定风速控制, 由试验车架完成试验模型的快速更换, 由压气机完成试验条件的保证, 试验数据和状态采集与监测。其参试性能、可靠性和连续试验时间将直接关系到完成试验任务的质量和效率。为此, 本研究选取上述四大系统为风洞的设备健康管理 with 数据有效性判定平台实施对象, 采用增强型基于状态的维修 (OSA-CBM)^[4-5] 体系结构形式, 按照风洞各主要装备的故障分类, 进行风洞的设备健康管理 with 数据有效性判定平台的层次结构设计, 主要包括状态监测、故障诊断、故障预测和有效判定 4 个部分, 如图 2 所示。

2.1 状态监测子系统

状态监测模块采用组态软件设计, 通过标准网络传输协议实现与前端数据采集设备的数据交互。其中机械装置的监测, 采用低频加速度传感器, 监测轴承位水平、垂直振动; 安装振动传感器, 解决安装不正、松动、轴弯曲、对中不良等问题; 安装 SPM 冲击脉冲传感器, 采用冲击脉冲与冲击脉冲频谱分

析技术, 对冲击指标、轴承损伤程度、润滑状态 (油膜厚度) 进行实时监控, 可有效实现早期预警。测控电子设备的监测采用 CRIO 数采前端直接通过 OPC 协议将监测信号储存到实时数据库服务器; 通过安装时钟同步程序, 各子系统主机、机械结构实时数据库服务器在实时数据库服务器启动时与之时钟同步。试验管理机通过 TCP 协议将每次试验、以及各子系统的启动 \ 结束指令发送给信息端口, 作为实时数据库服务器中监测数据片的标识, 以供快捷的数据查询。由此形成的状态监测

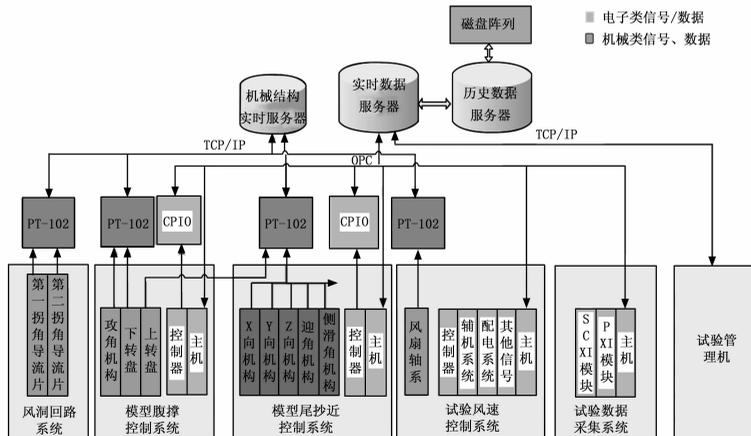


图 3 状态监测数据流结构图

数据流结构如图 3 所示。

2.2 故障诊断子系统

由于风洞的装备复杂, 种类繁多, 故障模式和故障机理差异很大, 采用固定的诊断方法难以满足故障诊断要求, 通过构建通用诊断架构, 能够兼容多种故障诊断方法, 便于后期的扩展。本项目基于对成熟度和适应性等方面的考虑, 采用多种诊断模式综合应用, 将规则诊断、案例诊断、智能诊断相结合, 并支持用户增加新的诊断模式, 实现各试验装备的自动或半自动的故障诊断能力。故障诊断软件原理如图 4 所示。

故障诊断软件由知识管理、诊断服务和状态显示 3 个模块构成。

知识管理主要完成故障诊断知识库中知识的录入、编辑、维护等工作, 是故障诊断软件的实现实时诊断的前提。

1) 知识录入: 知识的录入主要包括规则知识的录入、案

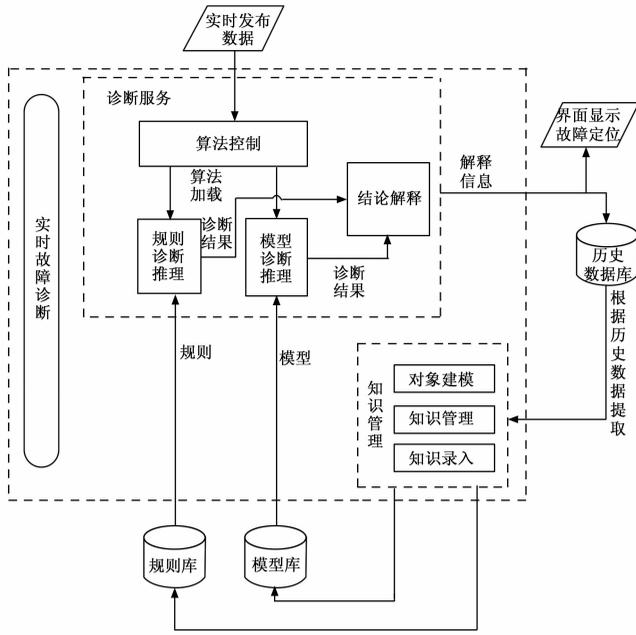


图 4 故障诊断软件原理图

例知识的录入及系统结构的录入。

规则知识录入采用表格化的编辑方式，用户无需掌握录入知识的详细语法，只在设置好的规则表格中逐项选择规则表达的要素，如数据名称，数据上限，数据下限，关系运算符等，通过点击鼠标选择相关条目即可完成编辑，通过向导或提示即可将编译好的规则知识导入数据库。

案例知识录入采用表格化方式编辑，用户可填入相关的约定项内容及关键字，由软件自动完成知识的整理和归纳处理。案例知识录入支持 Excel 表格形式的整体导入和导出。

系统结构录入是根据风洞系统结构组成采用树状结构描述，在 XML 文件中定义，为方便故障诊断中规则知识的录入而创建，构建好 XML 后可直接导入并存储到数据库中。

2) 知识检查：知识库是故障诊断软件的核心部分，知识库中故障知识的正确性是影响系统性能的重要因素。在系统建立初期，由于知识库规模较小，内容较简单，知识库的维护可以用人工方法进行维护，对规则逐条检查就可以保证其一致性和完整性。但是随着时间的推移，知识库的规则越来越多，内容越来越复杂，规模越来越大，为了保证知识库的正确性，必须对知识库进行知识检查。

3) 知识管理：完成故障知识数据库日常维护工作，包括知识修改，知识查询，知识库备份及更新功能

2.3 故障预测子系统

故障预测软件工作流程如图 5 所示。首先进行预测服务的相关配置，包括历史数据个数、预测点数、预测方法、预测结果存储位置等；然后，通过预测服务进行数据预处理，并确认是否具有对应的预测模型^[6]；第三步，当存在对应的预测模型，则调用相应的预测模型进行预测并将预测结果存储于数据库；当不存在该预测模型时，利用参数预测进行数据的处理、模型的构建、故障预测及健康度的计算，最后将预测结果存储于对应数据库中；第四步，监控软件通过组态软件直接调用预测结果进行结果的显示，并根据实际预测结果给出相应的报

警提示信息。

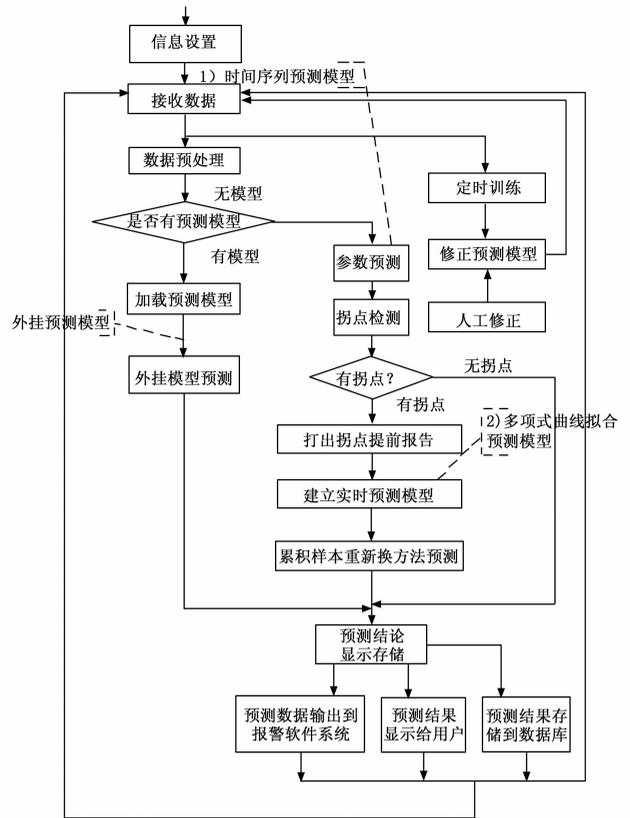


图 5 故障预测软件工作流程

故障预测软件采用基于数据的、特征参数法进行实时预测，具有开放性、易扩展、兼容性强等特点。预测算法采用基于时间序列的方法，从而符合风洞实际运行工况，并以数据为基础建立风洞重要部件、部位的预测模型，形成寿命预测结论。

采用基于状态特征参数法的好处在于大大提高了平台的兼容性，屏蔽了由于数据类型差异导致的兼容能力差等问题（如不论是振动数据、电压/电流数据或者应力应变数据都可以无缝加载和开展预测工作），从而为数据分析、性能评估、寿命预测等业务提供了强有力的支持手段。

举例说明，对于模型腹撑控制系统风洞试验，故障预测从两个方面考虑，一是以性能指标为依据，根据试验运行时多个控制过程的运行数据，综合评价该次试验中各控制轴的性能指标，并预测各相关控制设备的性能衰退趋势，从而预测其健康度^[9-11]。二是以特征参数为依据，根据试验运行时各控制轴关键部位的特征值、参考标准值，预测各关键部件相关特征值变化趋势，从而预测各关键部件的健康度^[7-8]。

2.4 有效判定子系统

试验数据的有效性判定是该平台的综合管理模块，通过判定软件中的系统配置完成数据有效性方法、对象的配置，现场采集设备自身数据及采集数据上传时，通过数据判定引擎完成有效性规则（状态数据、自定义规则、经验数据或专家库）的自动化判定，实现试验对象试验数据有效性的智能监控。当发现数据异常或故障无效时，进行实时预警，并通过数据判定软件的显示界面进行显示与发布。同时，将判定结果保存相应数据库，供后期查阅及参考。数据判定软件流程如图 6 所示。

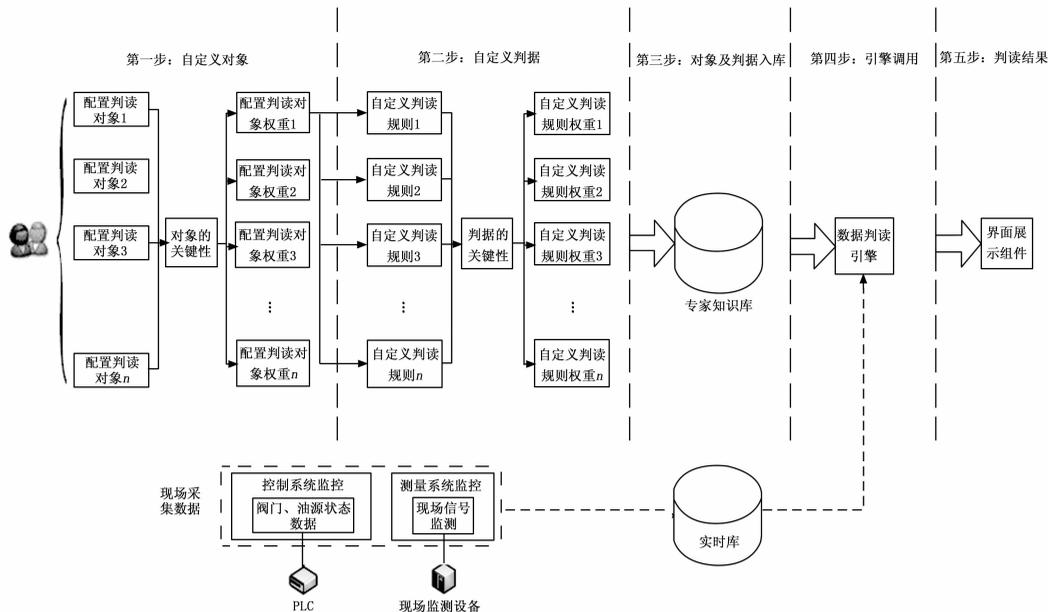


图 6 数据判定软件流程图

第一步, 自定义对象: 完成试验数据有效判定对象的定义, 根据实际试验情况进行对象的添加、图片的添加、权重的添加等; 第二步, 自定义判据: 根据判定对象进行判定规则的定义, 同时根据每条规则的关键性分析分配对应的规则权重, 从而完成判据的定义; 第三步, 判定对象及判据入库: 通过保存前两个步骤的配置项, 完成判定对象及规则的入库; 第四步, 当实时获取试验数据时, 通过判定服务调用相关判据, 实现试验数据的有效判定; 最后, 通过信号级的判定结果, 迭代计算部件、子系统及整个系统的有效值, 再通过状态显示与发布组件将判定结果进行展示, 并生成判定报告, 为后续领导层的决策提供参考依据。

通过 OSA-CBM+ 体系结构的 7 个层次, 以 C/S 架构构建基于风洞的设备健康管理与数据有效性判定平台, 实现从试验数据的采集、处理、监测、评估、预测、判定及展示的全周期过程管理。形成的 4 个软件包, 均采用模块化设计, 软件框架、具体算法及服务引擎相互分开设计, 最后通过内部接口实现信息及数据的融合。各个软件可单独运行, 为后续的平台扩展奠定基础。

3 预期应用效果

风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台创建了风洞装备健康管理新的模式, 用以满足快速增长的风洞试验需求。在试验装备的状态监测、故障诊断、实时预测和有效判定等关键环节进行了探索。对试验装备的维护管理产生效益分析见表 1。

4 结论

1) 风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台系统的建设, 可实现风洞试验装备保障模式的“3 个转变”。即, 风洞装备由“事后”向“视情”的维修模式转变; 装备的使用、维护、管理由分散式管理向集约式全寿命管理的转变; 装备故障诊断、预测和判读从经验知识向人工智能的转变。

2) 预期在风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台系统应用后, 将会明显提高风洞运行的效率、降低运行成本, 对

表 1 效益分析

		改造前	改造后
状态监测	方式	人工巡检	自动、实时、在线监测
	效果	记录状态点有限 数据点有限 分散可查询的状态数据 难于及时判断运行故障而应急响应	全面覆盖系统关键点 实时、连续记录系统运行状态 系统、可视化、可查询的状态数据 自动、分级地应急响应
故障诊断	方式	离线、依靠高技术人员诊断	在线、仿真运行的故障诊断
	效果	难于准确、及时诊断 影响装备运行效率	可预测故障 直观、准确的故障诊断 可提高装备运行效率
故障预测	方式	依靠经验预测	基于运行状态的在线故障预测
	效果	难于准确预测 维护保障对象、时间不明确	较为科学、准确的预测 维护保障对象、时间明确
有效判定	方式	试验前校准	可视化数据有效判定界面, 实时监测
	效果	判定对不全 校准信息被动 判定效率低	判定对象明确 主动可视化信息 提高判定效率
优化参与人员	正常试验每班 6 人		正常试验每班 4 人
	试验分析	1 人	1 人
	值班长及模型工	2 人	2 人
	测控工程师及操作员	2 人	1 人
	电气工程师及巡检员	1 人	0 人
自动化程度	人工完成试验装备的状态监测、故障诊断、实时预测和数据判定等关键环节 人工完成试验文档的填写。		全自动试验装备的状态监测、故障诊断和性能考核等关键环节, 人工完成维护维修; 自动产生试验报告。
运行安全性	依靠岗位人员应急响应 发生故障时对装备的损坏程度依赖人员		系统自动分级应急响应 可完全避免发生故障时对装备的损坏
维修实时性	试验装备性能及故障不确定, 维修效率低、费用、时间不确定		在明确的状态、性能和高效的故障预测和诊断下, 可极大提高装备维修效率, 费用、时间准确可控。

以机械、测控电气为核心设备的其它风洞或武器装备具有很高的推广应用价值。

3) 风洞的设备健康管理及数据有效性判定平台系统建设是探索和建立装备维修保障新模式、解决试修矛盾、提高装备科学化、管理能力的有益尝试,其意义重大,具有示范性和典型性。

参考文献:

[1] Dreyer S L. Autonomic logistics—developing an implementation approach for an existing military weapon system [J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2006, 9 (4): 16–21.

[2] 曹艳华, 等. 装甲装备自主式保障关键要素分析 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2010, 2: 8–9.

[3] 张宝珍. 健康管理平台—信息时代武器装备保障新模式 [A]. 武器装备综合保障信息化技术研讨会论文集 [C]. 2009: 1–7.

[4] Lebold M, Thurston M. Open standards for condition-based maintenance and prognostic systems [C]. maintenance and reliability conference (MARCON) [C]. 2001: 4–8.

[5] 徐皓冬, 等. 基于状态的设备维护—CBM 技术研究 [J]. 工程机械, 2005, 6: 9–11.

[6] 彭宇, 等. 故障预测与健康诊断技术综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 1: 3–4.

[7] 左宪章, 等. 故障预测技术综述 [J]. 火力与指挥控制, 2010.

[8] 孙博, 等. 基于特征参数趋势进化的故障诊断和预测方法 [J]. 航空学报, 2008, 3: 394–396.

[9] 曾庆虎, 等. 基于 KPCA-HSMM 设备退化状态识别与故障预测方法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2009, 7: 1342–1346.

[10] 康建设, 等. 基于 HMM 的设备故障预测方法研究 [J]. 系统与仿真技术, 2009, 3: 167–170.

[11] 颜富强, 等. 基于 SVM 的电子装备故障预测方法研究 [J]. 舰船电子工程, 2010, 1: 188–190.

(上接第 29 页)

周期 2 泥泵转速预测结果和误差率如图 7 和图 8 所示, 预测误差率基本保持在 0.5% 之内, 预测准确性较高。

5 结论

使用遗传算法优化的 BP 神经网络, 克服了其随机初始化权值和阈值和易于陷入局部寻优的缺点。文中使用该方法对非线性的泥泵管线模型中的泥泵转速进行了预测, 并将预测输出和实测数据进行了对比, 仿真结果表明: 经过遗传算法优化的 BP 神经网络算法具有很强的全局优化能力和非线性拟合能力, 使得泥泵转速的预测输出有着很高准确性。因此, 该算法可根据变化的施工条件和给定的流量优化值对耙吸挖泥船转速进行预测, 给施工人员提供转速的参考, 提高疏浚效率。同时, 有助于未来开发智能耙吸挖泥船疏浚系统。

参考文献

[1] Stano P. Nonlinear state and parameter estimation for hopper dredgers [D]. Holand: Delft University of Technology, 2013: 53–55.

[2] Braaksma J. Model-based control of hopper dredgers [D]. Holand: Delft University of Technology, 2008: 41–46.

[3] 曹祥志. 大型耙吸挖泥船疏浚作业优化系统的研究与实现 [D]. 江苏: 江苏科技大学, 2015.

[4] Wang L. Intelligent data analysis and control of hopper dredger [D]. Holand: Delft University of Technology, 2006: 35–36.

[5] 王柳艳. 基于高效疏浚的耙吸挖泥船作业过程机理研究 [D]. 江苏: 江苏科技大学, 2015.

[6] Lendek Z, Babuska R, Braaksma J, et al. Decentralized estimation of overflow losses in hopper dredger [J]. Delft Center for System and Control, 2008, 16 (17): 392–406.

[7] 杨婷婷. 耙吸挖泥船疏浚性能在线优化控制策略研究 [D]. 江苏: 江苏科技大学, 2016.

[8] Braaksma J, Klaassens J B, Babuska R, et al. A computationally efficient model for predicting overflow mixture density in a hopper dredger [J]. Terra et Aqua, 2007, 106 (31): 10–28.

[9] Maertens, Babuska R, Baerdemaeker J. Evolutionary input selection for nonlinear identification of complex processes [J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2005, 49 (3): 44–51.

[10] Braaksma J, Osnabrugge J, Babuska R., et al. Artificial intelligence on board of dredgers for optimal land reclamation [J]. CE-DA Dredger Days, 2007, 57 (26): 1–4.

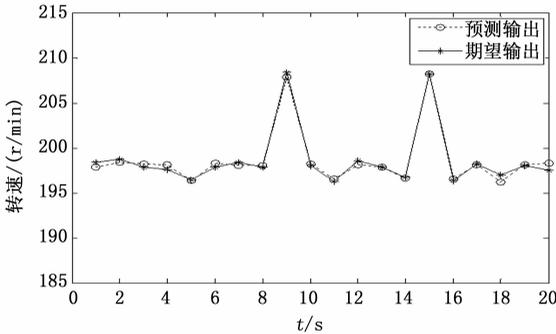


图 7 周期 2 预测输出和实测输出对比

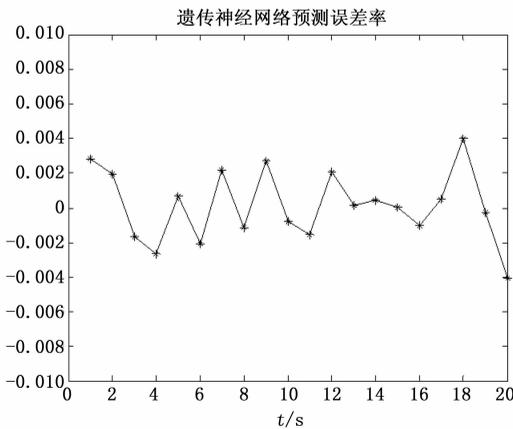


图 8 周期 2 预测输出误差率

3.2 仿真分析

根据以上两个周期的预测结果可知, 两个周期的预测结果的误差分别保持在 0.4% 和 0.5% 以内, 均满足了疏浚公司所要求的 1% 的误差率。因此, 遗传神经网络能够准确地对耙吸挖泥船泥泵转速进行预测, 可为施工人员提供转速的参考, 以便调整泥泵施工参数, 提高疏浚效率, 降低施工成本。