

故障预测与健康管理技术综述

彭宇 刘大同 彭喜元

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 哈尔滨 150080)

摘要: 本文介绍了故障预测与健康管理技术(prognostics and health management, PHM)的基本概念和研究内涵, 重点对故障预测体系结构、方法、相关标准以及国内外研究现状进行了综合论述和分析, 总结了当前的研究热点和存在的技术难点, 展望了未来研究发展趋势。

关键词: 故障预测与健康管理; 故障预测; 剩余寿命; 预测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.4030

A review: Prognostics and health management

Peng Yu Liu Datong Peng Xiyuan

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: The basic conceptions and research topics of prognostics and health management (PHM) technology are introduced. Furthermore, the architecture of prognostics, methods, standards and current status in PHM research field are analyzed. After concluding the hot spots and technical difficulties, we indicate the challenges from academic and technical research, and the developing trend of prognostics and health management.

Keywords: prognostics and health management; prognostics; remaining useful life; prediction

1 引言

随着现代科技工业技术尤其是信息技术的迅速发展, 在航空、航天、通信、工业应用等各个领域的工程系统日趋复杂, 大量复杂系统的复杂性、综合化、智能化程度不断提高。伴随着复杂系统的发展, 其研制、生产尤其是维护和保障的成本越来越高。同时, 由于组成环节和影响因素的增加, 发生故障和功能失效的几率逐渐加大, 因此, 复杂系统故障诊断和维护逐渐成为研究者关注的焦点。基于复杂系统可靠性、安全性、经济性考虑, 以预测技术为核心的故障预测和健康管理(prognostics and health management, PHM)^[1-2]策略获得越来越多的重视和应用, 发展为自主式后勤保障系统的重要基础。

PHM 的概念和技术首先出现在军用装备中, 并在航天飞行器、飞机、核反应堆等复杂系统和装备

中获得应用, 随着 PHM 技术的不断发展, 目前在很多工业领域逐渐受到重视, 在电子、汽车、船舶、工程结构安全等方面的应用也不断增加^[3-5]。PHM 是对复杂系统传统使用的机内测试(build-in test, BIT)和状态(健康)监控能力的进一步扩展, 它是从状态监控向健康管理的转变, 这种转变引入了对系统未来可靠性的预测能力, 借助这种能力识别和管理故障的发生、规划维修和供应保障, 其主要目的是降低使用与保障费用, 提高装备系统安全性、完好性和任务成功性, 从而以较少的维修投入, 实现基于状态的维修或视情维修^[6] (condition-based maintenance, CBM)和自主式保障。

从故障预测和健康管理技术的基本概念和内涵入手, 通过分析其研究现状及重点研究内容, 揭示 PHM 技术的研究思路、体系和方法, 并针对与之相关的标准化问题、研究挑战和发展趋势进行探讨与

*基金项目: 装备预研重点基金(编号: 9140A17040409HT01)资助项目; 教育部高等学校博士学科点专项科研基金(编号: 20092302110013) 资助项目。

分析。

2 PHM 概念和内涵

2.1 PHM 基本概念

PHM 包含两方面的内容, 即预测(prognostics)和健康管理(health management), 健康是指与期望的正常性能状态相比较的性能下降或偏差程度; 故障预测是指根据系统现在或历史性能状态预测性地诊断部件或系统完成其功能的状态(未来的健康状态), 包括确定部件或者系统的剩余寿命或正常工作的时间长度; 健康管理是根据诊断/预测信息、可用维修资源和使用要求对维修活动做出适当决策的能力。

PHM 代表了一种方法的转变, 一种维护策略和概念上的转变, 实现了从传统基于传感器的诊断向基于智能系统的预测的转变, 从而为在准确的时间, 对准确的部位, 进行准确而主动的维护活动提供了技术基础。PHM 技术也使得事后维修或定期维修策略被视情维修所取代。这种转变能够为现实装备保障带来如下提升^[7]:

- 1) 提供系统失效的高级告警;
- 2) 提供视情维护能力;
- 3) 能够为将来的设计、评估和系统分析获得历史数据及知识;
- 4) 通过维护周期的延长或及时的维修活动提高系统的可用性;
- 5) 通过缩减检查成本、故障时间和库存, 降低全寿命周期的成本;
- 6) 减少间歇性故障和无故障发现(no fault founds, NFF)的发生。

2.2 PHM 内涵

PHM 系统一般应具备如下功能^[8]: 故障检测、故障隔离、故障诊断、故障预测、健康管理和寿命追踪。对于复杂装备和系统, PHM 应能实现不同层次、不同级别的综合诊断、预测和健康管理。

PHM 技术采用先进的传感器技术获取和采集与系统属性有关的特征参数, 然后将这些特征参数和有用的信息关联, 借助智能算法和模型进行检测、分析、预测, 并管理系统或设备的工作状态。目前应用较为成熟的 PHM 技术体系是美军 F-35 飞机上机载智能实时监控系统和地面飞机综合管理的双层体系

结构。多级系统实现信息综合, 传给地面的联合分布式信息系统^[9-10](joint distribution information system, JDIS), 从而对飞机安全性进行有效判断, 实施技术状态管理和维护保障。

3 PHM 的主要研究内容

3.1 PHM 体系结构

PHM 技术体系框架如图 1 所示。通过传感器从对象系统的各个层次获取监测数据, 然后通过相关的数据处理和分析过程, 形成诊断和预测分析, 最后, 给出目标系统的剩余寿命分布、性能退化程度或任务失效的概率, 从而为维护计划提供决策信息。

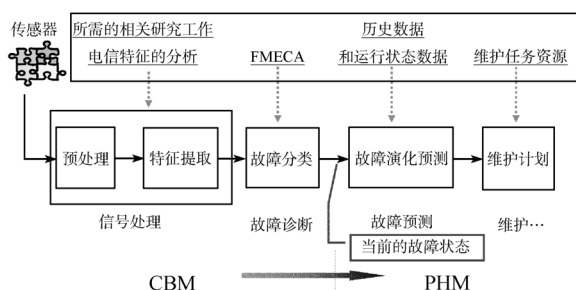


图 1 PHM 技术体系框架

Fig. 1 Framework for PHM

PHM 技术的方法体系如图 2 所示^[8]。首先进行虚拟寿命评估, 输入设计数据、期望全寿命周期工作条件、故障模式及失效影响分析(FMMEA)和失效物理(physics-of-failure, PoF)模型等, 以实现可靠性(或虚拟寿命)评估。

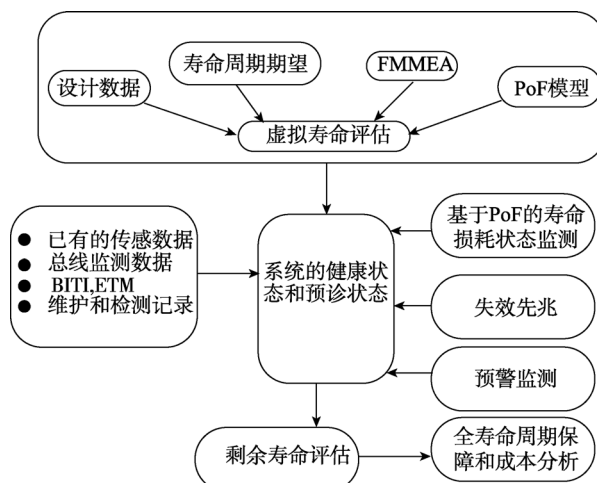


图 2 PHM 一般方法^[8]

Fig. 2 General methodology of PHM^[8]

基于虚拟寿命评估,可以确定需优先考虑的主要失效模式和失效机理,已有的传感器数据、监测数据、维护和检查记录也可以用来识别异常条件和参数。

在整个方法体系中,预测是实现系统性能退化状态和剩余寿命预测的核心方法和研究内容。

3.2 故障预测方法

关于故障预测方法的分类,目前不同研究机构和组织的提法不尽一致,故障预测方法的总体分类情况如图3所示。从目前主流的技术和应用研究工作综合来看,主要可以分为^[8, 11]:

- 1) 基于模型(model-driven)的故障预测技术;
- 2) 基于数据驱动(data-driven)的故障预测技术;
- 3) 基于统计可靠性(reliability and statistics based 或 probability-based)的故障预测技术。

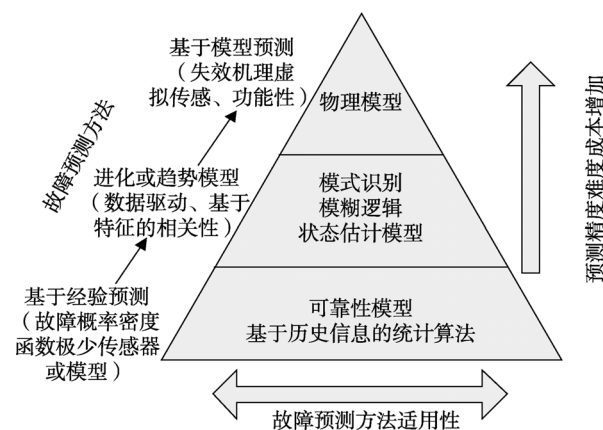


图3 故障预测方法分类

Fig. 3 Algorithms of fault prognostics

3.2.1 基于模型的故障预测技术

基于模型的故障预测指采用动态模型或过程的预测方法,物理模型方法、卡尔曼/扩展卡尔曼滤波/粒子滤波以及基于专家经验的方法等均可划为基于模型的故障预测技术^[8]。

基于模型的故障预测技术一般要求对象系统的数学模型是已知的,这类方法提供了一种掌握被预测组件或系统的故障模式过程的技术手段,在系统工作条件下通过对功能损伤的计算来评估关键零部件的损耗程度,并实现在有效寿命周期内评估部件使用中的故障累积效应,通过集成物理模型和随机过程建模,可以用来评估部件剩余寿命(remaining

useful life, RUL)的分布状况,基于模型的故障预测技术具有能够深入对象系统本质的性质和实现实时故障预测的优点。

采用物理模型进行故障预测时,根据预测对象系统的稳态或瞬态负载、温度或其他在线测试信息构建预测模型框架,并统计系统或设备历史运行情况或预期运行状态,进行系统将来运行状态的仿真预测。通常情况下,对象系统的故障特征通常与所用模型的参数紧密联系,随着对设备或系统故障演化机理研究的逐步深入,可以逐渐修正和调整模型以提高其预测精度。而且,在实际工程应用中也往往要求对象系统的数学模型具有较高的精度。但是,与之相矛盾的问题是,通常难以针对复杂动态系统建立精确的数学模型。因此,基于模型的故障预测技术的实际应用和效果受到了很大限制,尤其是在复杂系统的故障预测问题中,如: 电子系统故障预测,很难或者几乎不可能建立预测对象精确的数学模型。

Adams^[12]在结构性动力学系统中提出一/二阶非线性微分方程的损伤累积模型,Chelidze^[13]将性能退化用缓慢时变过程间的模型表达,并与子系统的快速时变过程相对应。该模型用于跟踪电池退化(电压)。文献[14]提出了一种非线性随机模型对机械结构进行建模,该模型通过使用广义卡尔曼滤波器来在线实时估计系统当前的故障情况以及预测系统的剩余使用寿命。文献[15-16]介绍了通过对轴承荷重机械模型估算两个缺陷传播模型进行剩余寿命估计。Luo 等人^[17]利用标称和退化状态下基于模型的仿真数据,提出了基于数据的综合预测过程。文献[18]开发了一种层次化的系统仿真建模方法进行系统剩余寿命估计。

目前,基于模型的方法大多应用于飞行器、旋转机构等机电系统中,而对于复杂电子系统,由于其故障模式和失效机理相对复杂,其故障预测的模型化研究相对滞后。

3.2.2 基于数据驱动的故障预测技术

在许多情况下,对于由很多不同的信号引发的历史故障数据或者统计数据,很难确认何种预测模型适用于预测。或者在研究许多实际的故障预测问题时,建立复杂部件或者系统的数学模型是很困难的甚至是不可能的,因此,部件或者系统设计、仿真、运行和维护等各个阶段的测试、传感器历史数

据就成为掌握系统性能下降的主要手段。基于测试或者传感器数据进行预测的方法称为数据驱动的故障预测技术,典型的基于数据驱动的故障预测方法有:人工神经网络(artificial neural networks, ANN)、模糊系统(fuzzy systems)和其他计算智能方法。

相比于传统统计学范畴内的回归分析以及时间序列分析方法^[19],神经网络是一类在故障预测方法和应用研究中最多种方法,与基于模型的方法不同,神经网络是基于数据驱动的方法且是可以实现对于数据的自适应,它们可以从样本中学习并且尝试捕捉样本数据之间内在的函数关系。Zhang 和 Ganesan^[20]应用自组织神经网络进行多变量趋势预测,并应用到轴承系统的剩余使用寿命预测。文献[21]采用了回归神经网络(recurrent neural networks, RNN)预测系统故障趋势。而且随着研究工作的进展,产生了很多改进的或者特殊形式的神经网络算法,比如小波神经网络^[22] (wavelet neural networks, WNN)、模糊神经网络^[23] (fuzzy neural networks, FNN)等,这些改进的神经网络算法也在故障诊断和预测中取得很好的应用效果。

随着人工智能技术的发展,很多研究者也探索应用其他方法进行故障预测,文献[24]提出了3种基于隐马尔可夫模型的识别算法,并将其应用到机械系统故障预测中的早期故障征兆的发现与识别问题中。NASA的研究者们分别研究并对比了神经网络、决策树(decision trees)和支持向量机(support vector machines),并将这些方法综合应用于电池、旋转装置的故障预测和剩余寿命预计中^[25]。Skormin^[26]等人提出了一种基于数据挖掘的故障预测算法,将设备的故障看作工作环境变量的函数,从历史数据中发掘设备故障与工作环境变量之间的联系,从而实现设备故障发展过程的预测。

基于数据的故障预测技术不需要对象系统的先验知识(数学模型和专家经验),以采集的数据为基础,通过各种数据分析处理方法挖掘其中的隐含信息进行预测操作,从而避免了基于模型和基于知识的故障预测技术的缺点,成为了一种较为实用的故障预测方法。但是,实际应用中一些关键设备的典型数据(历史工作数据、故障注入数据以及仿真实验数据)的获取代价通常十分高昂;而且即使对于所获得的数据来说,往往其具有很强的不确定性和不完整性,

这些问题都增加了故障预测技术的实现难度。

3.2.3 基于统计可靠性的故障预测技术

在某些情况下,确定一个完整的动态模型,给出输入和输出之间的系统微分方程,可能是不必要的,也可能是不现实的。通常,基于统计可靠性或者说是基于概率的故障预测方法适用于从过去故障历史数据的统计特性角度进行故障预测。相比于基于模型的方法,这种方法需要更少的细节信息,因为预测所需要的信息包含在一系列的不同概率密度函数(PDFs)中,而不需要动态微分方程的形式。这种方法的优势就是所需要的概率密度函数可以通过对统计数据进行分析获得,而所获得的PDF能够对预测提供足够的支持。另外,这种方法所给出的预测结果含有置信度,这个指标也能够很好的表征预测结果的准确度。

典型的基于统计可靠性的故障概率曲线就是著名的“浴盆曲线”。即在设备或系统运行之初,故障率相对较高,经过一段时间稳定运行后,故障率一般可以保持在相对较低的水准,而后,再经过一段时间的运转,故障率又开始增加,直到所有的部件或设备出现故障或失效。设备的生产特性、历史任务的变化、寿命周期内的性能退化等因素,使得基于系统特性的故障预测变得更加复杂,所有这些因素均会对预测结果产生一定概率的影响。另外还需要考虑减小和降低故障预测的虚警率。

基于统计可靠性的故障预测方法包括贝叶斯方法、Dempster-Shafer理论、模糊逻辑等。所有这些方法一般都是基于贝叶斯定理估计故障的概率密度函数^[11]。

通过对大量的工程产品和系统的可靠性分析,一般产品或系统的失效与时间数据趋势很好地服从威布尔分布^[27](weibull distribution),因此,Weibull模型被大量用于系统或设备的剩余寿命预计。

3.3 与PHM相关的标准研究

从本质上讲,预测是故障诊断的一种拓展和延伸。目前,直接与PHM技术相关的标准还很少。但是,由于预测与传统故障诊断和维护系统的内在关联性,有一些存在于测试、诊断和维护技术领域的标准可供借鉴,以发展PHM的标准化研究工作。特别是现阶段,PHM还处于起步阶段,可以尽早地考虑相关的标准化研究,以为其良性发展提供必要条件

和保证^[28]。

从研究内涵角度分析, PHM 涵盖了状态监测、状态评估、故障和失效诊断、失效过程分析、预测性诊断和维护保障。因此这些功能必须被 PHM 类的标准所支持。特别是 PHM 相关的标准必须要能够反映出目标系统与其运行环境的测量、观察和推理信息的交互性。这些信息所表达的内容包括:

- 1) 目标系统现在的工作状态;
- 2) 对一些未来状态的估计或者目标状态可能出现的時間;
- 3) 目标系统运行和维护的历史信息;
- 4) 系统的各种模型化表达。

自 20 世纪 70 年代中期开始, IEEE SCC20 就已经开始了测试及诊断相关的标准化工作, 初期主要集中于测试规范和测试程序设计, 后期则更关注测试、诊断和维护系统的接口标准化问题, 并形成了一系列电子系统的测试和诊断标准, 其中也包含了信号和测试定义标准^[29]、自动测试标记语言标准族 (automatic test markup language, ATML)^[30]、AI-ESTATE 标准(IEEE Std 1232)^[31]和 SIMICA 标准^[32]。现有的这些标准中已经初步体现了 PHM 的一些技术要素和特征。

AI-ESTATE 标准描述了故障诊断领域所需的信息, 例如: 与系统测试和诊断相关的信息。这种描述确保了不同应用之间可以方便地实现诊断信息交互。它还支持模块化诊断结构, 以及与测试相关的软件互操作。AI-ESTATE 标准利用 ISO EXPRESS 建模语言实现信息建模过程。另外, 该标准还定义了一系列的软件服务, 以实现诊断推理机在测试系统中的集成。

在 SIMICA 标准中还包含了两个附加标准: 测试结果标准和维护活动信息标准(test results and maintenance action information, MAI)^[33]。SIMICA 标准侧重于历史信息, 并提供了一种利用历史信息提高诊断和预测效果的方法。其中, MAI 标准重点关注了维护过程, 提供了一种 XML 方案和一种信息模型, 因此能够比较方便地扩展到 PHM 领域中^[34]。

除了 IEEE 的相关标准化工作之外, 非盈利性的信息标准化组织 MIMOSA(machinery information management open systems alliance, MIMOSA)已经接纳了 OSA-CBM 标准(open system architecture condition based management))的开发和支持工作, 以提供一种 CBM 和 PHM 系统的标准体系结构。它按照 7 层的层次化结构组织, 分别包括: 传感器、数据采

集、数据处理、状态监测、健康评估、预测评估和决策生成。目前, OSA-CBM 标准提供一种基于 UML 的对象模型表达, 还没有融合系统部件间信息交流的语义标准, 这也是 IEEE SCC20 下一步工作的重点。除了这些, ISO10303 Part 239 为产品的全寿命周期保障(Product Life Cycle Support, PLCS))定义了一种“应用协议”以便于实现复杂工程装备的信息交互^[35]。

这些标准虽然都不直接支持 PHM 过程, 但是它们的一些特性却可以被用来实现一些 PHM 应用需要的操作。如: MAI 文档中采集的信息可以用于数据挖掘和数据分析, 在支持诊断与维护系统的同时, 也可以用于开发预测模型和系统。这些标准为测试和诊断过程的信息交互提供了有力的支持, 但同时如何从这些标准出发向未来的 PHM 技术标准演进也是一个现实的挑战。SCC20 已开始对 AI-ESTATE 标准进行一些改进, 以实现“灰色”健康信息的采集, 从而支持对当前性能退化和未来失效过程的灰色推理, 并可用于潜在故障检测。

4 PHM 技术研究现状

自 20 世纪 90 年代末以来, 综合诊断系统向测试、监控、诊断、预测和维修管理一体化方向发展, 并从最初侧重考虑的电子系统扩展到电子、机械、结构、动力等各种主要分系统, 形成综合的故障诊断、预测与健康管理系统。总的来说, PHM 系统是在需求牵引、技术推动下, 并借助高技术装备项目(如: 美国的 JSF)的研制契机而诞生的。

4.1 国外研究现状

美军 20 世纪 90 年代末引入民用领域的视情维修, 作为一项战略性的装备保障策略, 其目的是对装备状态进行实时或近实时的监控, 根据装备的实际状态确定最佳维修时机, 以提高装备的可用度和任务可靠性。同时, 高速数据采集、大容量数据存储、高速数据传输和处理、信息融合、MEMS 和网络等信息技术和高新技术的迅速发展, 意味着允许在装备中完成更多的数据存储和处理功能, 以消除过多依赖地面站来处理信息的需求, 为提高 PHM 能力创造了条件。近年来, PHM 技术受到各国军方和工业界的广泛关注, 各方都在积极采取各种方式加速这类军民两用技术的开发和利用^[5]。

在军事领域, 美军为 F-35 JSF 开发的 PHM 系统

是最早、也是目前技术水平最高的应用, F-35 的 PHM 系统代表了目前 CBM 应用的最高水准。同时, PHM 技术也已广泛应用于英、美、加拿大等国研制的各类飞机系统中, 称作“健康与使用监控系统(HUMS)”的集成应用平台。美国各军种及其他机构也开展了与 PHM/HUMS 类似的技术发展项目, 如美国空军研究实验室提出的综合系统健康管理(ISHM)系统方案; 海军的综合状态评估系统(ICAS)和预测增强诊断系统(PEDS)项目; 陆军的诊断改进计划(ADIP)、嵌入式诊断和预测同步(EDAPS)计划等。

在民用技术领域, PHM 在民用飞机、汽车、复杂建筑、桥梁、核电站、大型水坝等重要装备和工程设施的监控和健康管理中得到广泛应用。其中, PHM 技术在民用航空领域的应用尤其突出。比如, 波音公司的民机 PHM 解决方案——“飞机状态管理”(AHM)系统, 已在多家航空公司的多种客运或货运客机上大量应用。由美国 ARINC 公司与 NASA 兰利研究中心共同开发的与 PHM 类似的“飞机状态分析与管理系统(ACAMS)”, 也可应用于飞机领域。在航天应用方面, NASA 第 2 代可重用运载器已采用了航天器综合健康管理(IVHM)系统, 并选定 QSI 公司开发的综合系统健康管理(ISHM)方案对航天飞机进行健康监控、诊断推理和最优查故, 以求降低危及航天任务安全的系统故障; NASA 已拟定了未来 10 年的飞行器综合健康管理(IVHM)技术计划, 作为其航空安全项目的一个重要组成部分。

近年来, 有关 PHM 技术的学术研究和应用研究非常活跃。很多国际知名企业也都开展了 PHM 理论、技术、软件或者应用解决方案等方面研究, 如 Impact Technologies、Honeywell 等。美国的马里兰大学、佐治亚理工学院、田纳西大学、麻省理工学院、加州工学院、斯坦福大学等相关学术机构都开展了各具特色的 PHM 技术研究工作; 马里兰大学所属的先进生命周期工程中心(Calce)成立了故障预测与健康管理局, 深入开展了电子 PHM 技术方面的研究, 并为多家知名企业、研究院所以及各军兵种提高培训与技术解决方案; NASA 举办了首届国际宇航“综合系统健康工程和管理”(ISHEM)(航天领域的 PHM)论坛, 将其作为一门新的学科推出, 同时开展了多方面 PHM 技术的研究和应用。IEEE Reliability Society 和 IEEE Aerospace and Electronic Systems Soci-

ety 以及其他 PHM 协会、组织等每年也都定期国际会议、技术讨论或专项技术交流, 积极探索和推动 PHM 技术发展。

4.2 国内研究现状

目前, 国内在故障诊断、预测和健康管理方面, 也开展了较为广泛的研究工作。研究需求和研究对象主要集中在航空、航天、船舶和兵器等复杂高技术装备研究和应用领域。研究主体以高校和研究院所居多, 主要研究内容集中于体系结构及关键技术研究、智能诊断和预测算法研究(基于模型的方法、基于数据的方法和基于统计的方法), 以及测试性和诊断性研究等。虽然在三代机的设计中进行了积极的尝试, 但是总体的应用研究规模和水平仍然相对落后, 各机构的研究能力和水平参差不齐, 行业或技术领域专业研究组织薄弱。

从工业部门和复杂装备使用者的角度来看, 我国现在对综合故障诊断、预测和健康管理技术的需求是明确而强烈的, 但是由于理论研究和应用研究没有有效的接口, 应用需求没有能够得到系统而明确的分析和引导。

虽然近年来, 也出现了一些基础研究成果, 但是由于缺乏良好的研究管理机制, 研究体系分散, 统一高效的协调机制欠缺, 造成了理论和应用脱节, 基础研究缺乏背景支撑和实验验证等致命的缺陷。可以说, 国内对于故障预测和健康管理技术的研究目前正处于起步和探索阶段, 尚未上升到设备视情维护所要求的剩余寿命预测阶段。

5 技术挑战与研究分析

虽然在国际范围内, PHM 技术得到了来自政府部门、国防技术研究机构、工业界以及各类学术研究机构广泛关注, 并构建了基本的理论、技术和应用研究体系, 但其仍处于发展初期, 还需要经历漫长的发展和成熟过程。目前, 在总体研究框架下的各部分均有比较明确的发展思路, 同时也面对许多现实的技术挑战。

5.1 监测信息感知技术研究

1) 传感器技术的发展虽然为机械诊断、结构健康等领域提供了比较充分的信息感知方式, 但是对于电子系统, 尤其是电子元器件性能状态的原位监

测仍缺乏有效的方法和手段。因此, 灵巧而健壮的信息感知和信息融合技术将是PHM技术的基础性研究问题之一。

2) BIT技术是近20年来提高机电和电子系统测试性、维修性的有效手段之一。它是系统或设备自身为故障检测、隔离和诊断提供的自测试能力, 是复杂装备设计、状态监测、故障诊断和预测的共性关键技术。

5.2 监测信息处理和预测方法研究

1) 实际系统严格意义上讲都是非线性的, 并具有相当的普遍性。受非线性理论发展的局限, 对非线性系统缺乏一般性的建模方法, 相关诊断和预测方法研究已逐步成为研究热点和前沿课题。

2) 在实际系统的建模中存在诸多干扰、参数时变和采样样本的不完全等因素, 往往使所建模型存在一定的误差和不确定性。且系统实际运行过程中也会受到各种不确定性因素的干扰。而且在设计诊断策略时, 诊断的灵敏度和鲁棒性往往是矛盾的。因此, 如何在一定的灵敏度条件下提高故障诊断策略的鲁棒性对于抑制干扰, 增强策略的适用性具有重要的实际意义。

3) 由于实际应用中常常是复杂大系统, 具有滞后、强耦合、参数时变等严重的非线性特征, 且其数学模型不存在或太复杂、噪声统计特性不理想, 并存在过程不确定和外部干扰等因素, 其诊断和预测问题十分复杂, 任何单一的方法都不可能很好地解决所有的问题。因此, 集成型组合预测方法已成为新的研究热点, 并将逐步演化为长期发展趋势。

4) 由于失效机理不同于机械或机电设备, 现阶段还只能实现电子系统的故障检测与隔离。为了实现电子设备故障预测能力, 需加强电子系统失效机理、应力损伤评估、故障先兆、故障预警、电子系统寿命预测以及预测中的不确定性问题的研究。

5) 为了实现系统运行状态下的实时状态监测、信息处理和预测, 必须脱离现阶段大部分研究工作所采用的通用计算平台的束缚, 探寻在软、硬件资源有限条件下的高效计算方法。

5.3 PHM技术验证和评估方法的研究

由于目前大多数的PHM研究工作是针对复杂军事装备展开的, 因此很多实际系统的物理模型、实验数据和效能评估标准体系不能够被普通研究者所

采用。目前基于数据的故障预测方法研究方面, NASA的研究者们提供了一些公开的、多元化的数据集, 以及Prognostics & Health Management Conference等提供国际上公开各类的“Challenge Problem”问题, 都可以作为目前应用较多的算法评估的实验研究手段^[36-37]。

另一方面, 工程应用中, 产品的研制、实验、生产和使用过程中, 均采用各种维护手段尽可能减少故障出现, 从而大大减少了各类故障发生的机率。因此, 就造成了故障模式样本和故障验证环境不足的问题, 从而导致对故障模式进行充分分析和验证缺乏现实环境和条件。因此, 如何采用故障仿真和虚拟试验验证技术对各类研究方法的性能和可行性进行必要而准确的评估成为一个亟待解决的问题。

5.4 标准化技术研究

只有实现了标准化, 才能够通过更好的互操作性减少成本, 并最大程度地避免类似系统设计可能出现的重复性工作。PHM技术的发展已基本明确了其所需的核心信息类型, 它们与传统故障诊断中的信息类型存在很大的交叠。因此, 如何界定并扩展现有的测试和诊断标准以适应PHM技术的发展和标准设计需要深入研究。

6 结 论

结合自20世纪90年代以来PHM技术的发展历程, 本文对PHM的基本概念、研究内涵以及基本研究现状进行了概述, 重点对PHM体系结构、故障预测的主要方法、PHM体系标准化研究和应用研究进行了分析, 展望了未来PHM领域的研究重点。希望本文能够为故障预测和健康管理相关领域的研究者提供一些参考和借鉴。

参考文献:

- [1] HESS A, FILA L. The joint strike fighter (JSF) PHM Concept: Potential impact on aging aircraft problems[C]. Proceedings of IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, 2002, 6: 3021-3026.
- [2] KEITH M J, RAYMOND R B. Diagnostics to Prognostics - A product availability technology evolution[C]. The 53rd Annual Reliability and Maintainability Symposium(RAMS 2007), Orlando, FL, USA, 2007: 113-118.
- [3] NISHAD P, DIGANTA D, GOEBEL K, et al. Identifica-

- tion of Failure Precursor Parameters for Insulated Gate Bipolar Transistors (IGBTs)[C]. 2008 International Conference on Prognostics and Health Management(PHM 2008), Denver, CO, USA, 2008: 1-5.
- [4] 韩国泰. 航空电子的故障预测与健康管理工作[J]. 航空电子技术, 2009, 40(1): 30-38.
- HAN G T. Prognostics and health management of avionics[J]. Avionics Technology, 2009, 40(1): 30-38.
- [5] 张宝珍. 预测与健康管理工作的发展及应用[J]. 测控技术, 2008, 23(2): 5-7.
- ZHANG B ZH. Evolution and application of PHM technology[J]. Measurement & Control Technology, 2008, 23(2): 5-7.
- [6] ANDREW K S, LIN D, BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20: 1483-1510.
- [7] 徐萍, 康锐. 预测与状态管理工作(PHM)技术研究[J]. 测控技术, 2004, 23(12): 58-60.
- XU P, KANG R. Research on prognostic and health management (PHM) technology[J]. Measurement and Control Technology, 2004, 23(12): 58-60.
- [8] MICHAEL G P. Prognostics and health management of electronics[M]. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2008: 3-20.
- [9] ANDREW H, LEO F. The joint strike fighter (JSF) PHM concept: Potential impact on aging aircraft problems[C]. Proceedings of IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, 2002, 6: 3021-3026.
- [10] 潘全文, 李天, 李行善. 预测与健康管理工作体系结构研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2007(增刊): 32-37.
- PAN Q W, LI T, LI X SH. Research on the architecture of prognostics and health management system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2007 (Suppl.): 32-37.
- [11] HESS A C, FRITH G P. Challenges, issues, and lessons learned chasing the "Big P". Real predictive prognostics. Part1[C]. 2005 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, 2005: 3610-3619.
- [12] VACHTSEVANOS G, LEWIS F, ROEMER M, et al. Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems[M]. John Wiley & Sons, Inc, 2006: 284-354.
- [13] ADAMS D E. Nonlinear damage models for diagnosis and prognosis in structural dynamic systems[C]. Proceedings of SPIE Conference, 2002: 180-191.
- [14] CHELIDZE D. Multimode damage tracking and failure prognosis in electromechanical system[C]. Proceedings of SPIE Conference, 2002: 1-12.
- [15] RAY A, TANGIRALA S. Stochastic modeling of fatigue crack dynamics for on-line failure prognostics[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1996, 4(4): 443-451.
- [16] LI Y, KURFESS T R, LIANG S Y. Stochastic prognostics for rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2000, 14: 747-762.
- [17] LI Y, BILLINGTON S, ZHANG C, et al. Adaptive prognostics for rolling element bearing condition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1999, 13: 103-113.
- [18] LUO J, BIXBY A, Pattipat I, K, et al. An interacting multiple model approach to model-based prognostics[C]. in Proceedings of IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics, Washington, DC, USA, 2003(1), 189-194.
- [19] LESIEUTRE G A, FANG L, LEE U. Hierarchical failure simulation for machinery prognostics[C]. A Critical Link: Diagnosis to Prognosis, Virginia Beach, Virginia, USA, 1997, 103-110.
- [20] FAN J Q, YAO Q W. Nonlinear time series: nonparametric and parametric methods[M]. USA: Springer, 2003, 10-27.
- [21] ZHANG S, GANESAN R. Multivariable trend analysis using neural networks for intelligent diagnostics of rotating machinery[J]. Transactions of the ASME, Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1997, 119(2): 378-384.
- [22] YAM RCM, TSE PW, LI L, et al. Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001, 17(5): 383-391.
- [23] WANG P, GACHTSEVANOS V. Fault prognostics using dynamic wavelet neural networks[J]. AI EDAM-Artificial Intelligence for Engineering Design Analysis and Manufacturing, 2001, 15: 349-365.
- [24] WANG W Q, GOLNARAGHI M, F. Ismail. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18: 813-831.
- [25] QIU H, LIAO H T, LEE J. Degradation assessment for machinery prognostics using hidden Markov models[C]. in Proceedings of the ASME International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, Hyatt Regency, California, USA, 2005: 531 - 537.
- [26] GOEBE K, BHASKAR S, ABHINAV S. A comparison of three data-driven techniques for prognostics[C]. 62nd Meeting of the Society For Machinery Failure Prevention Technology (MFPT), Virginia Beach, VA, USA, 2008, 191-131.
- [27] SKORMIN V A, POPYACK L J, GORODETSKI V I, et al. Applications of cluster analysis in diagnostics-related problems[C]. Proceedings of the 1999 IEEE Aerospace

- Conference, Snowmass at Aspen, CO, USA, 1999,3: 161-168.
- [28] WEIBULL W. A statistical distribution function of wide applicability[J]. Journal of Applied Mechanics, 1951,18: 293.
- [29] SHEPPARD J W, KAUFMAN M A, WILMERING T.J. IEEE standards for prognostics and health management[C]. Proceedings of IEEE AUTOTESTCON 2008, Salt Lake City, Utah, USA, 2008: 97-103.
- [30] IEEE Std 1641-2004. IEEE Standard for Signal and Test Definition[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Association Press, 2004.
- [31] IEEE Std 1671-2006. IEEE Trial Use Standard for Automatic Test Markup Language (ATML) for Exchanging Automatic Test Information via eXtensible Markup Language (XML)[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Association Press, 2006.
- [32] IEEE Std 1232-2002. IEEE Standard for Artificial Intelligence Exchange and Service Tie to All Test Environments (AI-ESTATE)[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Association Press, 2002.
- [33] IEEE P1636. Draft IEEE Trial Use Standard for Software Interface for Maintenance Information Collection and Analysis (SIMICA), D1.6[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Association Press, 2008.
- [34] IEEE Std 1636.1-2007. IEEE Trial Use Standard for Software Interface for Maintenance Information Collection and Analysis (SIMICA): Exchanging Test Results and Session Information via the eXtensible Markup Language (XML)[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Association Press, 2007.
- [35] IEEE P1636.2, Draft IEEE Trial Use Standard for Software Interface for Maintenance Information Collection and Analysis (SIMICA): Exchanging Maintenance Action Information via the eXtensible Markup Language (XML), D3.0[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Association Press, April 2008.
- [36] ISO 10303-239:2005, Industrial Automation Systems and Integration - Product Data Representation and Exchange - Part 239: Application Protocol: Product Life Cycle Support[S]. Geneva, Switzerland: International Organization for Standardization.
- [37] <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>.
- [38] <http://www.phmconf.org/OSC/public/challenge%20data.zip>.

作者简介:



彭宇

彭宇:男,教授、博士生导师,1973年6月生于陕西西安,哈尔滨工业大学自动化测试与控制研究所副所长,主要研究方向为测试技术、综合诊断、预测和健康管理等、无线传感器网络和数据挖掘等。

E-mail: pengyu@hit.edu.cn

Peng Yu, male, born in June 1973.

He is now a professor and Ph.D Candidate supervisor in Harbin Institute of Technology. His main research fields are test technologies, diagnostics, prognostics and health management, wireless sensor networks and data mining.