

## 装备故障诊断和预测技术综述

王子玲<sup>1</sup>, 许爱强<sup>1</sup>, 杨智勇<sup>2</sup>

(1. 海军航空工程学院, 山东 烟台 264001, 2. 第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025)

**摘 要:** 结合故障诊断与预测技术的国内外研究现状, 综述了故障诊断和预测的完整性认知模型, 并以此对蓬勃发展的故障诊断和故障预测技术进行了分类与综合分析。同时针对故障的不确定性特征, 对故障诊断和预测技术的性能要求、定量评价与验证方法进行了分析。最后, 分别从实际应用及扩展的四个方面提出了故障诊断、预测, 以及 PHM 技术未来发展的几个问题。

**关键词:** 故障诊断, 故障预测, PHM

**中图分类号:** TB1

**文献标识码:** A

## Survey of the Equipments Fault Diagnosis and Prognosis Techniques

WANG Zi-ling<sup>1</sup>, XU Ai-qiang<sup>1</sup>, YANG Zhi-yong<sup>2</sup>

(1. Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China,

2. Second Artillery Engineering Academic, Xi'an 710025, China)

**Abstract** The paper has summarized a cognition model for diagnostics and prognostics based on the integrality of man-machine-environment against its status in quo. And Directed by this model, various diagnostics and prognostics methods are classified and analyzed, and a whole picture of PHM is drawn. As we know, uncertainty is a critical factor of the faults, based on which, the requirement-making, quantitative assessment and validation of PHM are discussed. Finally, the key issues to do of diagnosis, prognosis and PHM are listed with the goal of practical extensive use.

**Key words** diagnostics, prognostics, Prognostic and Health Management (PHM)

## 引 言

在当今的军事领域, 对武器装备的可靠性、保障性和可维修性有了更高的要求, 而且随着现代工业及科学技术的迅速发展的结构越来越复杂, 特别是计算机技术的发展, 设备自动化程度也越来越高, 不仅同一设备的不同部分之间互相关联, 紧密耦合; 不同设备之间也存在着紧密的联系在运行过程中形成一个整体。在这种情形下, 一处故障可能导致一系列的连锁反应, 因此目前对武器装备的安全性和可靠性要求越来越高, 武器装备的故障诊断和故障预测已经成为当今军事装备领域不可忽视的研究热点。

故障诊断和故障预测的最终目标都是为了保障装备的安全实效, 但是在实际中两者在传统意义上存在着区别。在

故障诊断中, 由诊断人员根据故障现象, 利用诊断知识, 模拟领域专家解决问题的思路和方法确定导致故障的原因和产生故障的部件; 故障预测则是由技术人员利用已有的知识, 采用适当的方法, 预测现有装备未来任务段内何时会出现故障, 出现什么故障, 以便采取及时有效的预防措施实现预知维修, 保证训练和作战任务所需的无故障工作时间。

## 1 国内外研究和应用现状

从 20 世纪 70 年代起, 故障诊断、故障预测、CBM 健康管理等系统逐渐在工程中的应用。70 年代中期的 A-7E 飞机的发动机监控系统 (EMS) 成为 PHM 早期的典型案例<sup>[1]</sup>。在 30 年的发展过程中, 电子产品机上测试 (BIT)、发动机健康监控 (EHM)、结构件健康监控 (SHM)、齿轮箱、液压系统健康监控等具体领域问题的 PHM 技术得到了发展, 出现了健康与使用监控系统 (HUMS)<sup>[2]</sup>、集成状态评估系统 (ICAS)、装备诊断与预计工具 (ADAPT)<sup>[3]</sup> 等集成应用平台, 故障诊断、使用监测、与维修保障系统交联是这些平台具有的典型特征, 但故障预测能力和系统集成应用能力很弱或没有。工程

收稿日期: 2007-10-15

作者简介: 王子玲 (1978-), 女, 山东潍坊人, 博士研究生,

主要研究方向: 复杂系统测试与故障诊断。

应用及技术分析表明,PHM技术可以降低维修保障费用、提高战备完好率和任务成功率。TEAMS是Qualtech Systems Inc(QSI)公司的商业化产品,它最初是使用基于模型的方法进行故障检测和诊断,但是TEAMS-RT模块是面向机载实时诊断和系统在线健康监测的工具,用于在线检测和隔离故障,主要适用于实时嵌入式诊断。利用TEAMS在国际空间站(International Space Station,ISS)上为功率分配系统建立了一个基于地面的原型故障诊断系统,这一原型系统是基于模型建立的能够检测和诊断故障。美国NASA喷气推进实验室近几年开发的一项提高飞行器安全性和经济性的新技术——基于信标的多任务异常分析(BEAM),此方法属于故障诊断技术领域的前沿技术,与现有的故障分析工具(如仿真和故障树分析等都是比较复杂、劳动密集型和不完善的方法)相比,代表了重大的技术改进<sup>[4]</sup>。目前,BEAM方法正被应用于美国在研的联合先进攻击机F-35(JSF)上,作为实现该机故障预测和状态管理(PHM)系统的一项关键技术。

我国开始对装备故障诊断和预测技术的研究要比国外晚约十年,而且在很大程度上都是借鉴国外的先进模型或算法,技术创新相对较少。但是近几年来,我国学术界和工程界对故障诊断的研究成果已经接近甚至有的超过了国外相关领域的水平<sup>[5]</sup>。但是我国的这些研究大多数仅仅停留在理论和实验室研究阶段,应用到现役装备中并且发挥重大作用的还为数尚少。鉴于此笔者认为国内研究人员应该致力于装备工程实际研究,达到理论研究和应用的互相促进,互相补充,互相进步。

## 2 故障诊断与预测技术的分类与分析

故障是产品不能完成规定功能或性能退化不满足规定要求的状态。故障诊断与预测都是对客观事物状态的一种判断,其最基本的出发点是判断者采信的信息源。由测试者、被测对象、测试的环境构成了故障诊断与预测的完整认知模型,如图1所示。根据采信的信息源不同,构成了不同的故障诊断与预测方法论。目前国内外研究者对故障诊断与故障预测方法的分类尚不统一,基于经验、基于趋势、基于模型、基于数据、基于模型<sup>[5]</sup>等分类方法可以见诸文献。笔者将从故障诊断与故障预测的认知模型出发,依据采信的信息源不同对众多的故障诊断与故障预测方法进行归类分析,以期形成故障诊断与故障预测技术的完善分类。

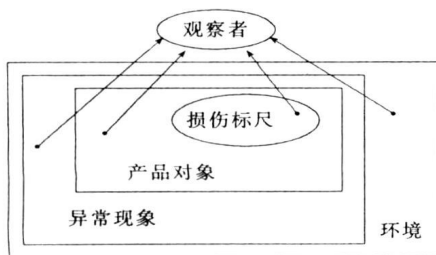


图1 故障诊断和预测方法的认知模型

对于故障诊断与故障预测来说,可以采信的信息源包括:(1)被测对象直接的功能及性能信息;(2)被测对象使用

中表现出来的异常现象信息;(3)被测对象使用中所承受的环境应力和工作应力信息;(4)前置失效标尺(precursor)的状态信息。由此分别形成了以下故障诊断和预测技术

### 2.1 基于故障状态信息的故障诊断与预测

基于故障状态信息的故障诊断直接采信被观测对象功能及性能信息进行故障诊断,是置信度最高的故障诊断方法,已经在该领域得到了最成功的应用。典型的方法包括电子产品的机上测试(BIT),以及非电子产品功能系统的故障诊断等。但是在这种方法中,虚警率(FA)高或不能复现(CND)故障多是困扰BIT的一个主要问题。以航空电子为例,美国F/A-18C飞机1996年~1998年统计,虚警率高达88%,平均虚警间隔飞行时间(MFHBFA)不到1h,造成BIT虚警率高的原因,除了BIT系统本身的设计问题外,主要表现为不可复现(CND)或重测合格(RTOK)等状态。CND状态出现的原因一直是近年研究的热点,有专家认为,由于机上与地面工作应力和环境应力的不同,以及拆装过程的影响,使得机上测试状态与地面复测状态存在差异,是导致CND和虚警的一个主要原因。解决这一问题的主要途径是与使用环境数据等进行融合,进行综合诊断。另外,实验证明环境应力对电子产品造成的某些累积损伤也表现为电性能的退化,那么在现行BIT体系的基础上,采集电性能退化信息,就有可能实现对电子产品的故障预测<sup>[7]</sup>。

### 2.2 基于异常现象信息的故障诊断与故障预测

这种方法通过被观测对象在非正常工作状态下所表现出来或可侦测到的异常现象(振动、噪声、污染、温度、电磁场等)进行故障诊断,并基于趋势分析进行故障预测。大多数机械产品由于存在明显的退化过程,多采用这种故障诊断与预测方式。基于异常现象信息进行故障诊断与故障预测存在两个主要问题:①异常信息往往被正常工作噪声所掩盖;②异常现象是宏观系统级的,而故障原因却是部件级、材料级的,这样一种现象常存在多种可能的原因,导致故障定位困难。基于异常现象信息进行故障诊断与故障预测的任务是:基于历史统计数据、故障注入获得的数据等各类已知信息,针对当前产品异常现象特征,进行故障损伤程度的判断及故障预测。

### 2.3 基于使用环境信息的故障预测

由于电子产品尚无合适的可监测的耗损参数和性能退化参数,故障发生进程极短(毫秒级)等原因,电子产品的故障预测一直是一个难点。由美国马里兰大学CALCE EPC提出的电子产品“寿命消耗监控(Life Consumption Monitoring)”方法论<sup>[8]</sup>是目前主要发展方向。LCM方法论采信的是环境信息,基于电子产品的失效物理模型,通过环境应力和工作应力监测,进行累计损伤计算,进而推断产品的剩余寿命。其基础是对产品对象失效模式、失效原因的透彻了解,并建立量化的失效物理模型。电子产品(特别是电子元器件)的失效物理模型研究已有40年的历史,积累了丰富的模型,典型的模型包括焊点疲劳、电迁移、热载流子退化、时间相关介电质击穿(TDDB)、锡须、导电细丝形成(CFF)

等。LCM方法论已用于航天飞机火箭助推器电子组件<sup>[9]</sup>、航天飞机远距离操作系统(SRMS)电子组件、JSF飞机电源开关模块和DC/DC转换器<sup>[10]</sup>、航空电源等的寿命预测,取得了良好的效果。

## 2.4 基于损伤标尺的故障预测

所谓损伤标尺(precursor),是针对一种或多种故障原因,以被监控产品相同的工艺过程制造出来的、预期寿命比被监控对象短的产品。基于对被监控对象特定失效原因的认识,损伤标尺可以做到定量设计,通过一系列不同程度的损伤标尺,可以实现电子产品损伤过程的连续定量监控,解决LCM方法累计损伤程度难以证实的问题。

基于损伤标尺的故障预测可以在器件内和电路板级进行。器件内的损伤标尺,目前已有商业化的产品。针对静电损伤(ESD)、TDDB电迁移、热载流子、辐射损伤等失效机理,做到了在宿主器件剩余20%寿命时失效。目前国外军品器件大量断档的现实,为器件内的损伤标尺开辟了更大的应用空间。内建损伤标尺的器件,同时也是电路板组件的损伤标尺。

## 2.5 数据融合及综合诊断与预测

数据融合的根本任务是综合利用来自多种信息源的、多参数、多传感器信息,以及历史与经验信息,以减小故障诊断与预测的差错,提高置信度。故障诊断与预测中的数据融合可以在3个层次进行:①传感器层融合,没有信息丢失,但传输与计算量大;②特征层融合,特征提取时有信息丢失;③推理层融合。典型的数据融合过程包括在特征层融合时采信传感器层的关键原始数据,推理层融合时采信相似产品可靠性统计数据或专家经验知识。另外在融合时,根据各种信息的可信程度、精确度,要考虑的主要问题是不同的,不恰当的数据融合也会导致故障诊断与预测的置信度降低。常用的数据融合方法有权重表决、贝叶斯推理、Dempster-Shafer卡尔曼滤波、神经网络、专家系统、模糊逻辑等方法<sup>[12]</sup>。当前大量的应用案例都采用了数据融合的综合诊断与预测方法。例如,采用卡尔曼滤波方法对机械传动的振动数据进行融合<sup>[13]</sup>、采用自动推理对齿轮箱的振动数据与油液污染数据进行融合<sup>[14]</sup>、采用权重方法和贝叶斯推理方法对监控直升飞机传动系的多加速度传感器数据进行融合等。

## 3 故障预测与健康管理技术展望

故障诊断、故障预测、状态管理技术在装备部件级和系统级两个层次,在机械产品和电子产品两个领域分别经历了不同的发展历程。当前PHM技术的发展体现在以系统级集成应用为牵引,提高故障诊断与预测精度、扩展健康监控的应用对象范围,支持基于状态的维修(视情维修CBM)的发展。未来的发展主要体现在以下几点:

(1)在PHM系统集成应用方面:采用并行工程的原则,与被监控产品设计同步,进行PHM的框架设计与细节设计;如何进行PHM的定量性能评价与验证的问题;针对故障预测的不确定性,进行风险-收益分析,实现容忍不确定性

的保障决策问题。

(2)在提高故障诊断与预测精度方面:研究混合及智能数据融合技术,加强经验数据与故障注入数据的积累,提高诊断与预测置信度;不断寻求高信噪比的健康监控途径;研究灵巧、健壮传感器,提高数据源阶段的精度。

(3)在预测方法和模型方面:探索新的故障诊断和预测模型;集成智能故障诊断技术研究;完善通用的诊断和预测体系结构研究。

(4)在扩展应用对象范围方面,体现在向电子产品故障预测方向扩展。

### 参考文献:

- [1] Andy H. The Joint Strike Fighter (JSF) Prognostics and Health Management [C]. NDIA 4th Annual Systems Engineering Conference, 2001.
- [2] Gill J J. Lessons Learned from Rotary-and Fixed-wing HUMS Applications [J]. Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE(6): 84-88.
- [3] Araiza M L, Kent R, Espinosa R. Real-time Embedded Diagnostics and Prognostics in Advanced Artillery Systems [J]. Autotestcon Proceedings, 2002, IEEE, 2002 818-841.
- [4] Park H, Mackey R, James M, Zak M, et al. Analysis of Space Shuttle Main Engine Data Using Beacon-based Exception Analysis for Multi-Missions [J]. Proceedings of the IEEE Aerospace Conference, IEEE, 2002 6-2835-6-2844.
- [5] 朱大奇.基于知识的故障诊断方法综述 [J].安徽工业大学学报, 2002, 19(3): 197-204.
- [6] [http://www.calce.umd.edu/whats\\_new/upcoming/2004/workshop/02.pdf](http://www.calce.umd.edu/whats_new/upcoming/2004/workshop/02.pdf).
- [7] Williams R, Banner J, Knowles I, Natishan M, Pecht M. An Investigation of 'Cannot Duplicate' Failure [J]. Quality and Reliability Engineering International, 1998, 14 331-337.
- [8] Ramakrishnan A, Pecht M. A Life Consumption Monitoring Methodology for Electronic Systems [J]. IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, 2003, 26(3): 625-634.
- [9] Nickerson B, Lally R. Development of a Smart Wireless Networkable Sensor for Aircraft Engine Health Management [J]. Aerospace Conference, 2001, IEEE Proceedings.
- [10] Shetty V, Das D, Pecht M, Hiemstra D, Martin S. Remaining Life Assessment of Shuttle Remote Manipulator System End Effector [C]. Proceedings of the 22nd Space Simulation Conference, Ellicott City, MD, 2002 21-23.

(下转第16页)

归系数和滑动平均系数,  $\varepsilon_t$  是模型拟合残差。  $ARMA(n, m)$  模型的谱密度是有理谱密度, 用它们可以无限逼近任何连续谱密度, 实际工程中, 用它还可以得到一些更加确切的改进模型。 所以用  $ARMA(n, m)$  来对数据进行拟合, 考察数据内在的统计特性及作最佳预报都比较方便。

3.2 模型辨识

建立平稳随机序列的  $ARMA(n, m)$  模型, 首先要判断出模型的阶数。 AIC 准则是判断模型阶次的常用方法, 目的是判断与目标时间序列最接近的随机过程, 其计算公式为:

$$AIC(n) = N \ln \hat{\sigma}^2 + 2p \tag{7}$$

式中  $\hat{\sigma}^2$  为模型拟合残差的方差,  $N$  表示建模数据长度,  $p$  代表模型的阶次且有  $p > n + m$ 。 AIC 准则全面考虑了模型阶次和残差的相互作用, 同时将建模数据长度对模型的影响纳入其中, 具有很高的准确性。 具体运用时, 由低到高分别计算不同阶次模型的 AIC 值, 然后选择 AIC 值最小的阶次建立系统模型。

$ARMA(n, m)$  模型参数的估计过程是一种非线性回归过程, 通常利用 Yule-Walker、Durbin-Levinson 等方法, 但计算过程复杂。 长自回归法将  $ARMA(n, m)$  模型参数估计的非线性回归问题转换为线性回归问题, 大大降低了参数估计的复杂程度, 因此得到了广泛应用。

3.3 光纤陀螺随机漂移建模实验

表 2 随机漂移  $ARMA(2, 1)$  模型参数值

数据	ARMA(2, 1)模型参数			模型残差方差
	$h_1$	$h_2$	$\theta_1$	
第一组	- 0. 281	- 0. 093	0. 877	1. 56
第二组	- 0. 286	- 0. 095	0. 881	1. 69
第三组	- 0. 283	- 0. 093	0. 876	1. 33
第四组	- 0. 281	- 0. 091	0. 878	1. 41

本文以四组随机漂移数据为样本建立光纤陀螺

随机漂移的  $ARMA$  模型。 采用 AIC 准则计算得  $p = 4$ , 因此取  $n = 2, m = 1$ 。 利用长自回归法分别估计四组数据的  $ARMA(2, 1)$  模型参数, 如表 2 所示。

4 结 论

随机漂移是影响光纤陀螺精度的重要因素, 本文根据光纤陀螺的静态漂移数据, 采用 Allan 方差法对光纤陀螺随机漂移误差项进行了分离和辨识, 得到角度随机游走和角速率随机游走是光纤陀螺存在的主要随机误差, 在解决随机漂移问题时应对其进行重点研究和补偿。 最后利用 AIC 准则和长自回归法对光纤陀螺四组随机漂移数据进行了  $ARMA$  建模试验, 为进一步对光纤陀螺输出信号进行滤波处理奠定了基础。

参考文献:

[1] Haiying H. Modeling Inertial Sensors Errors Using Allan Variance [D]. University of Calgary. 2004 83-102

[2] Miao L J, Zhang F S, Shen J, et al. Data Analysis and Modeling of Fiber Optic Gyroscope Drift [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2002, 11 (1): 50-54.

[3] Chia T L, Simon D, Chizeck H J. Kalman Filtering with Statistical State Constraints [J]. Control and Intelligent Systems (S1480-1752), 2006, 34(1): 73-79.

[4] IEEE Std 952-1997. IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros[S], 1997.

[5] 李庆扬, 王能超, 易大义. 数值分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.

[15] Orsagh R F, Roemer M J, Savage C J, et al. Development of Performance and Effectiveness Metrics for Gas Turbine Diagnostic Technologies [J]. Aerospace Conference Proceedings, 2002, 6 33-36

[16] <http://www.calce.umd.edu/members/projects/2005/C05-31/spring.pdf>

[17] Garga A K, McClintic K T, Campbell R L, et al. Hybrid Reasoning for Prognostic Learning in CBM Systems [J]. Aerospace Conference, 2001, IEEE Proceedings.

[18] Byington C S. Metrics Evaluation and Tool Development for Health and Usage Monitoring System Technology [C]. The American Helicopter Society 59th Annual Forum, Phoenix, Arizona, 2003.

(上接第 10 页)

[11] Hall D L, McMullen S A H. Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion [M]. Boston: Artech House, 2004.

[12] Williams J H, Davies A, Drake P R. Condition-based Maintenance and Machine Diagnostics [M]. Chapman & Hall, 1994.

[13] McClintic K T. Feature Prediction and Tracking for Monitoring the Condition of Complex Mechanical Systems, in Acoustics [M]. University Park, PA: The Pennsylvania State University, 1998.

[14] Byington C S, etc. Fusion Techniques for Vibration and Oil Debris/quality in Gearbox Failure Testing [M]. International Conference on Condition Monitoring, Swansea, 1999.