

文章编号: 1001-0920(2013)05-0641-09

基于测试性的电子系统综合诊断与故障预测方法综述

邓森, 景博

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

摘要: 故障诊断与预测技术是故障预测与健康管理(PHM)中的两大关键技术. 依据电子系统的故障模式与机理, 结合测试性设计分析理论, 提出了一种基于测试性的电子系统综合诊断与故障预测方法框架. 对国内外综合诊断与故障预测方法进行了分类与总结, 从基于测试性的嵌入式诊断、基于信号处理的智能故障诊断、基于测试性的故障预测3个方面论述了电子系统综合诊断与故障预测方法. 最后分析了制约电子系统综合诊断与故障预测的因素, 并探讨了未来的发展趋势.

关键词: 电子系统; 测试性设计; 综合诊断; 故障预测

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Summary of integrated diagnostics and prognostics method based on testability for electronic system

DENG Sen, JING Bo

(College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China.

Correspondent: DENG Sen, E-mail: 425931056@qq.com)

Abstract: Fault diagnosis and prognostics are key technologies in prognostics and health management(PHM). By combining the design of testability with fault models and mechanism, the architecture of integrated diagnostic and fault prognostics based on testability is proposed. The current developed techniques and methods of integrated diagnostics and prognostics are classified and summarized. The methods of integrated diagnostics and prognostics are discussed from embedded diagnostics based on testability, intelligent fault diagnosis based on signal process, and fault prognostics based on testability in electronic system. Finally, the factors that constrain the developments of integrated diagnostics and prognostics in electronic system are analyzed and the developing trend is also discussed.

Key words: electronic system; design of testability; integrated diagnostics; fault prognostics

0 引言

随着科技的发展和新技术的应用, 武器装备的性能大幅提升, 传统的非电系统逐渐被电子系统所取代. 与此同时, 电子系统的复杂程度不断增加, 导致系统的故障概率大幅提高, 例如F-15战斗机电子系统的故障占全机故障的40%以上, 因此不断提升系统的可靠性, 增强其故障诊断与预测能力具有重要的理论意义与工程价值^[1]. 综合诊断这一概念最早由William Keiner于1990年提出, 美国国防部随后于1997年修改并颁布的MIL-HDBK-1814标准《综合诊断》中提出了综合诊断的定义. 该技术通过综合测试性、自动和人工测试、维修辅助手段、技术信息等构成诊断能力的所有要素, 以实现最大的诊断有效性, 对于提高故

障诊断能力与效率, 提升装备的可用度, 降低全寿命周期费用有着重要的意义^[2]. F-22战斗机的综合诊断主要体现在诊断要素综合、维修级别综合和采办阶段综合3个方面. F-35战斗机则是在综合诊断基础上的PHM技术, 其主要包括机上、机下两部分, 机上部分包括分系统诊断模块、诊断管理器; 机下部分包括便携式维修辅助设备, 远程维修管理设备以及自动测试设备(ATE)等^[3]. 工程应用与统计分析表明, 该技术可以有效降低维护保障费用, 提高设备的完好率和任务成功率^[4].

本文依据电子系统的功能与结构特点, 结合测试性设计分析理论提出了一种电子系统故障诊断与预测方法的框架, 分别从基于测试性的嵌入式诊断、基

收稿日期: 2012-04-24; 修回日期: 2012-12-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51201182); 航空科学基金项目(20101996012).

作者简介: 邓森(1986-), 男, 博士生, 从事信号处理、故障诊断与预测等研究; 景博(1965-), 女, 教授, 博士生导师, 从事故障预测与健康管理和测试性设计、传感器网络等研究.

于信号处理的智能故障诊断、基于测试性的故障预测等方面详细论述了基于测试性的电子系统综合诊断与故障预测方法. 最后分析了制约电子系统综合诊断与故障预测的因素, 并探讨了未来的发展趋势.

1 综合诊断与故障预测方法框架

针对电子系统的故障诊断与预测, 不少学者提出了相应的理论与方法. 典型的故障诊断与预测包含了数据采集、数据传输、数据处理、特征提取、故障诊断、故障预测、健康评估、保障决策等环节. 由于电子系统的功能结构、失效机理等各不相同, 其故障诊断与预测方法也多种多样. Kai 等^[5]从数据获取与处理、故障预测模型建立等方面实现了太阳能电池的故障预测. Vichare 等^[6]从机内自测试 (BIT)、预警保险装置、故障征兆监控与推理、全寿命周期载荷引起的累积损伤建模方法 4 个方面对电子系统的故障预测与健康进行了论述. Zhang 等^[7]从数据采集、处理与特征提取, 状态监控、健康评估、故障预测以及决策融合等方面提出了电子产品健康监控和故障预测技术框架, 从软、硬件两个方面论述了电子系统 PHM 的体系结构与关键技术. 传统的故障诊断与预测框架如图 1 所示.

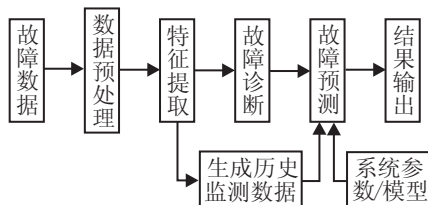


图 1 典型的故障诊断与预测框架

综合诊断主要包括嵌入式诊断和外部设备诊断两类方法, 嵌入式诊断主要通过测试性设计、机内自检测 (BIT) 等关键技术实现; 外部诊断则通过提取故障信号的典型特征并设计各种不同的诊断算法来完成. 将嵌入式诊断与外部测试分析相结合, 依据测试性设计理论实现嵌入式诊断, 快速准确定位隔离故障单元的同时获得最优的测试点. 对于嵌入式诊断方法无法有效检测与精确隔离的故障单元, 在综合考虑测试代价的前提下, 对最优测试点的输出信号进行故障特征提取, 并依据人工智能、状态估计、信息融合等理论, 设计相应的算法进行故障诊断与预测. 测试性理论与典型故障诊断与预测理论的结合可以充分发挥系统内部与外部的测试诊断能力, 提高电子系统故障诊断与预测的准确率与实时性.

基于测试性的综合诊断首先需要电子系统进行测试性建模, 选择相应的故障诊断策略生成算法并获取最优诊断策略以及测试节点; 然后针对诊断与预测对象的特点, 选择合适的故障特征提取方法对测试

点输出信号进行故障特征提取, 获取故障特征向量; 最后设计智能诊断算法完成电子系统的故障诊断, 实现系统内部与外部诊断能力的综合. 基于测试性的故障预测方法则首先需要对系统进行故障模式与测试分析, 判断故障是否为可预测的类型, 并结合测试性模型确定测试点配置和传感器布局; 然后, 根据故障特征向量生成历史数据, 并结合系统的参数以及数学模型, 实现故障与寿命预测, 其框架如图 2 所示. 本文将依据图 2 的框架对基于测试性的电子系统综合诊断与故障预测方法进行综述.

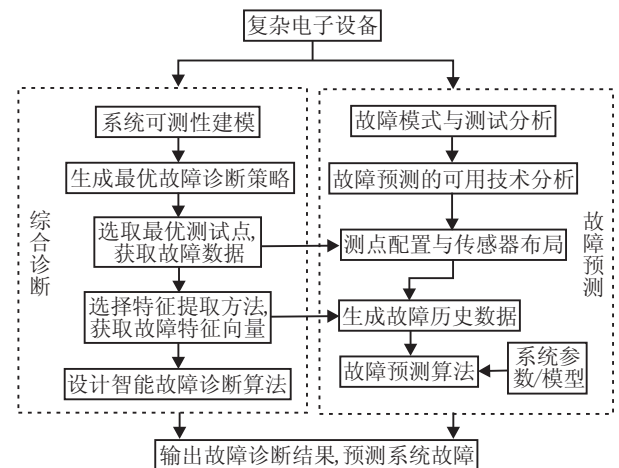


图 2 基于测试性的综合诊断与故障预测框架

2 基于测试性设计的嵌入式故障诊断

测试性设计技术主要研究测试的选择与调配问题, 包括测试性建模、测试点选取、诊断策略生成、多故障识别等内容. 在进行测试性设计时需要建立系统的测试性模型. 目前, 测试性建模技术已日趋成熟, 其中具有代表性的模型包括 DSI 公司的相关性模型及其测试性设计软件 TEAMS, ARINC 公司的信息流模型以及 STAMP 测试性和系统维修平台, 康涅狄格大学的多信号流图模型等^[8], 具体的测试性建模技术可参考文献 [9-10]. 目前基于测试性设计的嵌入式诊断主要研究以下内容.

2.1 测试点优化选取方法

测试点优选是电子系统故障诊断中的重要环节, 其目的是在满足故障检测率、隔离率等可测性指标要求下, 选取一组最优测试点集合, 使其提供的信息量最大并且总的测试代价最小. Starzyk 等^[11]通过计算各测试点提供的信息量设计了一种用于模拟电路故障诊断的最优测试点选取方法; 杨成林等^[12]将测点选择问题转化为启发式图搜索问题, 根据信息熵理论构造启发函数并设计搜索算法, 选取模拟电路的最优测试点.

电子系统测试与诊断时容易受到电磁干扰、环境温度、人为差错等因素影响, 以上因素都将导致测

测试结果不可靠, 从而产生虚警或漏检。目前测试结果不可靠条件下测试点选取主要是考虑虚警及漏检对测试的影响, 通过定义包含虚警与漏检代价的启发函数作为目标函数, 设计算法搜索使目标函数值达到最小且包含测试信息量最大的测试序列, 生成测试代价最小的最优测试点。测试不可靠条件下最优测试点选取方法包括: 基于启发信息的多步动态规划 (Multistep-DP) 方法获得最优诊断策略^[13], 采用动态贪婪算法、遗传算法选择最优测试点的方法^[14-15]。Deng 等^[16]提出了一种启发式粒子群算法选取最优的测试节点, 根据测试性指标构造各测试点的启发式评价函数, 并结合测试代价最小原则建立粒子群算法的适应度函数, 采用离散二进制粒子群算法搜索测试点集合中使适应度函数达到最小的最优测试点。

2.2 故障诊断策略生成方法

诊断策略是指结合约束、目标和其他相关要素优化实现系统故障诊断的一种方法^[17]。国外于 20 世纪 80 年代相继提出了顺序搜索法、对半分法等最优诊断策略搜索算法。文献 [18] 提出的启发式信息搜索算法认为, 诊断顺序问题是一个逐渐降低系统状态不确定性的过程, 根据信息理论构造评价测试点信息量的启发函数, 通过计算各测点每步测试的启发函数值来确定最优诊断顺序, 实现故障的检测与隔离。文献 [9] 提出了启发式搜索与信息理论相结合的故障诊断方法, 分别设计了 3 种信息启发方式和 3 种最优搜索算法, 并将 AO* 算法进行改进后与信息启发函数相结合搜索最优诊断策略。文献 [19] 提出了测试不可靠条件下的诊断策略优化生成方法, 在综合考虑测试精度和费用的基础上建立启发评估函数, 采用不确定 AO* 算法获取最优诊断顺序。Tu 等^[20]首次将 Rollout 算法用于生成最优诊断策略, 其方法在计算复杂度上低于 AO* 算法。

2.3 系统多故障诊断方法

电子系统的规模不断增大, 同时, 并发多故障的可能性大大增加, 传统的单故障假设已经不能满足实际需求。多故障诊断策略优化一般是对单故障诊断策略生成方法进行扩展, 使多故障诊断策略生成问题转化为多次单故障优化问题, 也可称为多故障贯序测试算法^[21]。Ruan 等^[22]提出了测试不可靠条件下的动态多故障诊断 (DMFD) 方法, 采用隐马尔可夫过程描述动态系统故障演化规律, 并基于贝叶斯理论建立多故障诊断模型, 将动态系统的多故障诊断转化为递推求解动态规划问题, 最后采用确定性模拟退火算法来计算全局最优解, 诊断系统最可能发生的故障。王子玲等^[23]针对复杂系统存在的隐藏故障和冒充故障, 提出了以最优单故障策略为基础, 通过增加附加测试隔离

隐藏故障, 并多次调用单故障诊断策略进行多故障的诊断。杨鹏等^[24]采用布尔逻辑运算生成每步测试的完备最小割集, 同时构造启发评估函数生成近似最优的系统多故障诊断隔离策略。

3 基于信号处理的智能故障诊断

基于测试性的嵌入式诊断是从故障与测试信号的关系方面展开研究的, 并不关注信号采集、特征提取以及模式识别分类等问题。由于没有充分利用测试点提供的丰富信息, 嵌入式诊断对于故障模糊组、缺乏测试接口而无法诊断的元件软故障以及系统因失效产生的性能退化都无法准确诊断。依据综合诊断的理念, 必须将系统的内部与外部诊断能力相结合。当系统发生故障时, 测试点输出信号的时域、频域、频带能量以及系统熵等特征信息都将发生变化, 因此选择合适的故障特征提取方法提取测试点输出信号的故障特征, 并设计各种智能诊断算法, 可进一步提高诊断的准确性与实时性, 满足综合诊断的目标和要求。

3.1 故障特征提取方法

故障特征提取是采用现代信号处理技术将信号原始特征空间的模式用新特征空间的模式向量表示, 以获得最有效特征的方法。近年来, 随着信号分析技术的快速发展, 故障特征提取技术日渐成熟。目前信号的故障特征提取方法主要包括时域分析、频域分析、时频域分析、高阶统计量分析、基于熵度量等方法。

3.1.1 基于时域和频域的特征提取方法

电子系统发生故障时, 输出信号的时域和频域特征将会发生显著变化, 信号中的许多统计特征参数都将随故障的不同发生变化, 信号的均方根值、峰值、频率、相位等参数都可以表征系统的故障特征。特征提取方法主要包括基于时域的波形分析、相关分析以及统计参数分析^[25], 基于频域的傅立叶变换^[26]。然而以上方法抗干扰能力差, 并且无法满足非平稳信号的分析与特征提取。为分析非平稳信号, 从时域和频域两个方面提出了时频分析方法, 如 Gabor 变换^[27]、Wigner-Ville 分布^[28]等。

3.1.2 基于时频分析的特征提取方法

以小波变换、时频谱分析、Hibert-Huang 变换为代表的时频分析方法被广泛应用于故障特征提取中。小波分析可以在时间-尺度平面上反映非平稳信号位于分解频带内的幅值或能量, 被用于各种复杂系统的故障特征提取^[29]。Huang 等^[30]提出的经验模态分解 (EMD) 非常适合于处理非线性、非平稳信号, 该方法将任意信号分解为若干个基本模式分量 (IMF), 这些 IMF 可以较好地反映信号的时频特性, 提取 EMD 分

解后的平稳 IMF 分量的能量指标被作为故障特征参数. 曲从善等^[31]将 EMD 应用于信号消噪领域, 取得了较好的效果.

3.1.3 基于高阶统计量的特征提取方法

基于高阶统计量的特征提取方法在信息压缩和数据相关性去除等方面效果较好. 电子系统测试点输出信号包含大量的故障信息, 这些信息对于故障诊断的重要程度不同, 因此剔除对于诊断影响较小的信号来简化数据, 可以提高诊断速度和精度. 主元分析 (PCA) 是一种基于二阶统计量的多元统计方法, 可将信号分解为若干相互正交的信号. Xiao 等^[32]采用核主元分析 (KPCA) 对模拟电路故障特征向量进行维数压缩, 消除变量间的相关性. 独立分量分析 (ICA) 是基于高阶统计量的信号分析方法, 该方法也可以去除信号之间的相关性, 被广泛地应用于信号维数压缩、特征提取等领域^[33-34].

3.1.4 基于熵度量的特征提取方法

熵是系统复杂度的一种定量描述, 当系统工作状态发生改变时, 其熵值也会发生变化, 因此系统熵度量可以作为故障特征. 杨世锡等^[35]将计算得到的 K 熵数值作为故障特征参数. 针对模拟电路输出信号的非高斯性, Yuan 等^[36]提取表征信号非高斯性的度量值峭度和负熵作为故障特征参数. 为提高故障特征提取的精度, 黄艳秋等^[37]将小波分析与熵理论相结合, 对电路的故障信号进行小波包分解, 并提取小波包能量熵作为故障特征参数.

3.2 智能故障诊断算法设计

基于信号处理的智能诊断方法包括故障特征提取和智能诊断算法设计两个部分, 诊断算法是智能故障诊断的核心内容. Frank^[38]认为故障诊断方法可以分为基于解析模型的方法、基于信号处理的方法和基于知识的方法. 根据知识运用程度的不同, 电子系统的故障诊断又可分为传统故障诊断和智能故障诊断. 传统故障诊断大多以单信号阈值模型为基础, 很少考虑信号之间的耦合关系, 现代电子系统结构复杂、集成度高, 传统的故障方法出现了诸多不足^[39]. 随着人工智能技术的不断发展, 故障诊断向综合化、智能化方向发展. 智能故障诊断技术包括专家系统、模糊理论、模式识别和机器学习等.

3.2.1 基于专家系统的诊断算法

专家系统不需要建立诊断对象的数学模型, 而是模拟人类知识推理过程, 利用系统知识库建立符合专家思维逻辑的系统推理模型. 故障诊断专家系统的开发包括知识库的建立和规划、推理机的设计、解释程序和知识获取等^[40]. Lauture 等^[41]开发了用于数控

机床维护与诊断的专家系统. Mika 等^[42]将人工神经网络与专家系统相结合用于分析电子产品的质量并诊断可能发生的故障. Qian 等^[43]针对润滑油提炼过程设计了实时故障诊断专家系统. 虽然专家系统有着广泛的应用, 但其缺乏自组织、自学习能力, 容易产生“组合爆炸”问题, 而且专家知识获取困难, 包含大量不确定性. 因此专家系统通常与模糊理论、机器学习等理论相结合进行故障诊断.

3.2.2 基于机器学习的诊断算法

基于数据的机器学习是人工智能领域的重要内容, 也是智能诊断中的常用方法. 故障诊断所用到的机器学习理论通常属于统计机器学习的范畴, 包含知识获取和诊断两个过程. 首先从训练样本中获取诊断知识, 即选择某种方法, 通过调整系数, 获得训练样本的最佳拟合作为标准模式. 将待测样本输入诊断网络进行模式识别与故障推理来诊断系统故障. 按照学习过程来分类, 机器学习可分为监督学习和无监督学习两大类^[44]. 监督学习算法包括: 线性判别分析 (LDA)、人工神经网络 (ANN)、支持向量机 (SVM) 和马尔可夫模型 (HMM) 等; 无监督学习算法包括: 基于概率密度函数估计的直接方法 (如粒子滤波) 和基于样本间相似性度量的间接聚类方法 (如模糊 C 均值聚类等). 目前神经网络、支持向量机等机器学习算法被大量用于诊断网络的建立, 在对电子系统的故障辨识与元件软故障诊断等方面都取得了良好效果. Yuan 等^[36]将信号的熵和峭度作为故障特征, 构造神经网络分类器识别线性和非线性模拟电路的故障. Huang 等^[45]采用 EMD 能量熵方法提取故障特征, 构造多分类支持向量机 (MSVM) 来识别高压断路器的故障.

3.2.3 混合智能故障诊断算法

为了对电子系统进行更为有效的状态监测与故障诊断, 不同种类的人工智能诊断算法相互结合能够综合运用各自优势, 提高故障诊断的鲁棒性、精确性, 降低误诊率和漏诊率^[46]. Roya 等^[47]将模糊逻辑理论和神经网络技术相结合, 利用神经网络的自学习能力优化模糊逻辑系统中的模糊规则、隶属度函数和决策算法, 并通过时间序列仿真数据和真实的机器噪声数据对诊断网络性能进行了测试. Huang 等^[48]提出了改进的 EMD 能量熵方法对高压断路器的故障特征进行提取, 并采用遗传算法 (GA) 优化选择支持向量机的核参数以提高故障诊断的准确度. Xiao 等^[32]采用小波变换对模拟电路的输出信号进行预处理, 运用改进的 KPCA 方法降低故障特征的维数以简化计算, 最后构造神经网络分类器对故障进行分类识别. Ni 等^[49]提出了一种基于 KPCA 和 SVM 的实时故障诊断方法, 并成功应用于高压断路器的故障诊断中.

3.3 基于信号处理的智能故障诊断流程

基于信号处理的智能诊断流程如图3所示. 该方法首先对电子系统不同工作状态下测试点的输出信号进行故障特征提取与处理, 获取训练样本. 设计智能故障诊断算法对样本进行训练, 满足精度要求后获得故障诊断网络. 对待测数据进行故障特征提取获得待测样本, 将待测样本送入训练好的诊断网络进行故障诊断.

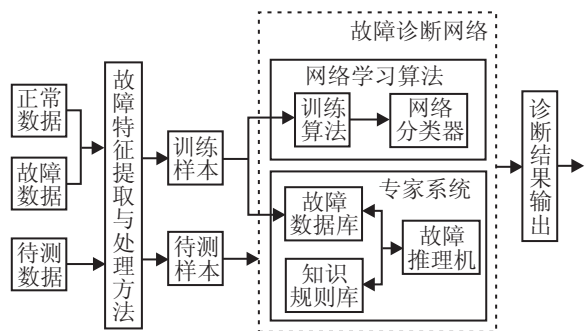


图3 基于信号处理的智能故障诊断流程

4 基于测试性的故障预测方法

故障预测是指根据预测对象的数学模型或历史数据推算其未来状态的手段与方法, 是PHM的核心内容. 电子系统故障预测主要包括对系统的状态预测和寿命预测. 目前国内外对于故障预测方法的分类尚不统一, 广泛应用于PHM系统的预测方法包括基于统计趋势、基于人工智能和基于物理模型的预测方法^[4]. 故障预测主要依靠数学模型或历史数据来估计预测对象未来时刻的工作状态, 因此可将电子系统故障预测划分为基于模型和基于数据驱动的预测方法.

基于测试性的故障预测首先需要对电子系统进行故障模式与测试扩展分析, 该技术在故障模式影响及危害分析(FMECA)方法基础上增加了故障症状分析、传感器布局分析和故障诊断与预测的可用技术分析等内容, 是FMECA方法在测试性领域的扩展^[50]. 该技术可以找出影响系统性能的关键组件和关键故障, 通过判断故障的类型确定可以进行预测的故障, 根据故障征兆以及信号特性确定传感器的布局与测试点的位置. 还可通过故障机理分析确定需要监控的组件与参数. 然后根据预测对象的特点, 选择基于模型或数据驱动的预测方法在系统和元件两个层次展开故障预测.

4.1 基于模型的故障预测

基于模型的故障预测方法典型流程如图4所示. 该方法首先需要建立预测对象的数学模型, 然后从状态预测和寿命预测两个方面展开研究. 基于模型的故障预测是根据故障模式与测试扩展分析选择监控的组件与参数, 并判断系统故障类型, 间歇与突变故障

预测困难, 因此一般选择渐变与缓变故障作为预测对象. 结合输出信号的类型与测试性模型获取的最优测试点确定传感器布局与测试点位置. 然后, 针对状态和寿命预测的特点建立相应的数学模型, 并设计预测算法完成状态和寿命预测.

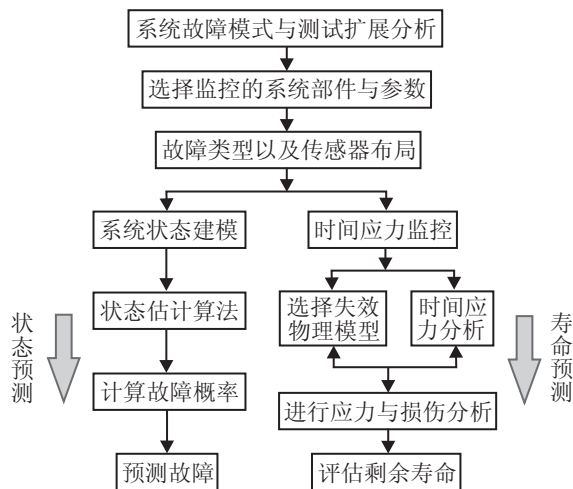


图4 基于模型的故障预测流程

Sikorska等^[51]对工业领域常用的故障预测建模方法进行了综述, 将预测模型分为基于知识的模型、随机模型、统计模型和物理模型等, 并对每种预测模型的适用范围进行了讨论. 对系统状态进行预测时, 需要根据电子系统的工作原理以及物理失效机理建立相应的模型, 常见的模型包括系统的状态空间模型^[52]和累积损伤模型^[53]等. 通常所建立的电子系统状态空间模型都为非线性的, 因此必须通过非线性滤波方法估计系统状态来进行故障预测. 文献^[52]提出了强跟踪粒子滤波算法来估计系统未来时刻的状态分布, 通过计算故障概率, 实现故障预测. Lorton等^[54]采用分段确定性马尔可夫过程(PDMP)建立系统的退化模型, 并研究了实时观测数据对于预测准确性的影响. Adams^[53]提出了结构动力学系统的一/二阶非线性微分方程的累积损伤模型. 吕克洪等^[55]通过时间应力测量和失效物理模型建立组件的累积损伤模型, 基于多组件的动态损伤和AR-HMM算法实现电子系统的故障预测.

对系统寿命进行预测是建立在元件失效物理模型(PoF)基础上的. PoF方法是目前最为有效的一种电子系统故障预测方法, 该方法利用产品生命周期所经受的时间应力、材料性质等知识, 确定故障机理并估计其剩余寿命. 美国马里兰大学提出的“寿命消耗监测法(LCM)”可以评估累积损伤, 计算系统的剩余寿命, 并成功应用于JSF飞机开关电源模块和DC/DC转化器的寿命预测中^[56]. 贾占强等^[57]对电子产品进行综合环境加速寿命试验, 获取了电子产品性能退化的一般规律, 根据退化曲线选择退化模型并估计模型

参数, 获得产品的寿命分布. 最后用传统的可靠性预测方法对产品进行故障预测.

4.2 基于数据驱动的故障预测

电子系统的故障模式和失效机理相对复杂, 难以建立准确的数学模型, 基于模型的故障预测方法的精度和应用效果受到了很大的限制. 基于数据驱动的故障预测技术不需要建立系统的数学模型, 而是通过对采集的历史数据进行分析与处理, 挖掘其隐含规律来进行故障预测. 故障历史数据的获取与测试性设计紧密相关, 通过故障模式与测试扩展分析获取系统的传感器布局与测试点位置, 可以保证故障历史数据的准确性与可靠性, 提高故障预测的准确度. 数据驱动故障预测方法主要包括基于统计的方法和基于机器学习的方法^[58].

基于统计的故障预测从故障历史数据统计特性的角度进行故障预测, 主要包括贝叶斯方法、D-S 证据方法、似然比检验、极大似然估计、最大后验概率估计和最小均方误差估计等^[58]. 该方法通过分析统计数据得到不同的概率密度函数, 通过概率密度函数来预测故障概率和系统剩余寿命. 典型的基于统计的故障概率曲线为“浴盆曲线”, 该曲线综合考虑了各阶段的实际运行情况, 可用于设备的寿命预测. Si 等^[59]对基于统计数据驱动的剩余使用寿命 (RUL) 估计方法进行了综述, 将 RUL 估计模型分为直接和间接利用观测数据两种类型, 其中直接利用观测数据的方法包括回归估计、Wiener 过程、Gamma 过程等; 间接利用观测数据的方法包括随机滤波、HMM 等. 设备受外界环境应力的影响, 其性能退化过程相对复杂, 且大部分电子产品为寿命长可靠性高的产品, 因而基于设备退化数据的可靠性评估和寿命预测方法成为了研究的热点. Wang 等^[60]研究了参数具有随机性的 Wiener 过程退化模型, 通过最大似然估计和期望最大化 (EM) 算法估计参数值, 并应用于桥横梁的可靠性评估. Gebraeel 等^[61]采用神经网络方法对轴承的历史退化数据进行拟合, 获得产品的退化轨迹并更新剩余寿命分布. Carr 等^[62]根据监控点的信息和随机滤波理论建立产品各种失效模式的概率密度函数, 通过对各滤波器的输出进行加权获得产品剩余寿命的概率密度函数, 进而预测产品寿命. Gebraeel 等^[61]研究了缺少先验退化知识条件下的产品寿命预测方法.

人工智能在故障预测领域也有广泛应用. Dong 等^[63]提出了基于隐半马尔科夫模型 (HSMM) 的多传感器设备诊断与预测框架, 并应用于液压泵的状态监控与故障预测中. Widodo 等^[64]结合生存分析理论与 SVM 理论, 充分利用监控点的可靠数据和删失数据

建立预测模型, 用于机器设备的故障预测中. 文献 [65] 提出了自适应增强-支持向量回归的故障预测方法, 通过自适应增强算法获取训练样本中突变点的权重并构造加权支持向量回归机增强突变点的训练, 以提高对数据突变点的预测精度; 并利用自适应权重裁减方法剔除权重较小的样本点来提高算法的训练速度. Gebraeel 等^[66]采用神经网络方法对轴承的历史退化数据进行拟合, 以获得产品的退化轨迹并更新剩余寿命分布.

5 面临的挑战与发展趋势

目前, 电子系统的综合诊断与故障预测取得了巨大的进步, 但依然面临许多问题与挑战. 随着材料、加工、测试、人工智能等技术的快速发展, 电子系统的综合诊断与故障预测将产生跨越式发展.

5.1 综合诊断与故障预测的技术难点

5.1.1 故障特征难以提取

故障特征提取技术在机械系统中已经得到成熟的应用, 但电子系统用于诊断与预测的故障特征参数不易获取, 所发生的故障模式种类多, 特别是间歇与突变故障, 其间隔时间短, 故障特征表现不明显, 用传统的信号处理与分析方法很难提取故障特征. 电子系统的组成元件众多, 而所监测参数是有限的, 选择最能够表征故障信息的参数是故障诊断与预测的难点, 需要深入分析电子系统的功能、结构和工作原理, 并进行可测试性设计与分析.

5.1.2 故障建模过程复杂

电子系统信号交联关系复杂, 基于测试性模型建立的诊断网络节点众多, 搜索算法复杂, 许多元件不能用二值逻辑表示其状态, 因此建模精度不高. 就故障预测而言, 电子系统的故障与失效通常是由多应力综合作用导致的. 建立单一应力条件下的失效物理模型并不能满足故障预测与寿命估计的需要, 通常需要分析应力之间的相关性, 获得综合应力下的累积损伤. 失效物理模型的建模过程复杂, 如果没有可用的失效模型, 通常需要基于经验数据和加速试验方法进行预测, 其精度难以保证.

5.1.3 历史数据难以获取

基于数据的故障诊断和预测方法需要可靠的历史数据, 只有保证历史数据的准确与可靠才能有效地采用智能算法挖掘数据隐含信息, 完成诊断与预测. 然而由于测量设备、环境以及人为干扰产生误差, 造成历史数据的不准确, 从而影响诊断与预测的精度. 获取故障注入或加速试验的数据通常代价十分高昂, 而使用模型仿真数据其真实性难以保证, 因此故障历史数据的获取也成为制约诊断与预测的重要因素.

5.2 电子系统综合诊断与故障预测的发展趋势

5.2.1 先进传感器技术

先进传感器对于参数监测以及历史数据获取具有重要影响。就电子系统而言,其工作状态信息获取困难,特别是电子元器件性能监测缺乏有效的手段与方法。因此必须采用新工艺、新技术使传感器向多功能、高精度、集成化和智能化方法发展。

5.2.2 故障机理深入研究

目前,对很多电子产品的故障失效机理研究的不够深入,大多数设备仅具备故障检测能力,还不能进行故障预测。因此对于复杂电子系统的故障建模、失效机理分析和健康状态评估都需要深入研究,才能提高诊断与预测的准确性。

5.2.3 信息处理与诊断预测算法研究

电子系统自身结构复杂、集成度高、故障信息不易获取,因此需要现金的信息处理与诊断预测算法来提升电子系统故障诊断和预测的精度及效率。研究混合及智能数据融合技术、滤波消噪技术可有效提高故障特征提取的准确性,获得准确的故障特征信息。由于电子系统的失效机理不同于机械设备,必须深入研究电子系统的特征识别、损伤评估、寿命预测等相关算法来减小不确定性,提高诊断预测的精度与置信度。

6 结 论

本文首先提出了一种基于测试性的综合诊断与故障预测的框架。分别对基于测试性的嵌入式诊断、基于信号处理的智能故障诊断、基于测试性的故障预测等方面的国内外综合诊断与故障预测领域的最新研究成果与工程实践做了阶段性总结。最后从制约电子系统故障诊断与预测的因素入手,分析了原因,并对其未来的发展趋势进行了探讨。

参考文献(References)

- [1] 霍曼, 邓中卫. 国外军用飞机航空电子系统发展趋势[J]. 航空电子技术, 2004, 35(4): 5-10.
(Huo M, Deng Z W. Development trend of foreign military avionics[J]. Avionics Technology, 2004, 35(4): 5-10.)
- [2] MIL-HDBK-1814: Integrated diagnostics[S].
- [3] Andrew Hess. PHM a key enabler for the JSF autonomic logistics support concept[C]. 2004 IEEE Aerospace Conf Proc. New York: IEEE Press, 2004: 20-32.
- [4] 孙博, 康锐, 谢劲松. 故障预测与健康管理和应用现状综述[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(10): 1764-1767.
(Sun B, Kang R, Xie J S. Research and application of prognostic and health management systems[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(10): 1764-1767.)
- [5] Kai Goebel, Bhaskar Saha, Jose R. Prognostics in battery health management[J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2008, 29(8): 33-40.
- [6] Vichare N, Michael G P. Prognostics and health management of electronics[J]. IEEE Trans on Components and Packaging Technologies, 2006, 29(1): 222-229.
- [7] Zhang S N, Kang R, He X F. China's efforts in prognostics and health management[J]. IEEE Trans on Component and Packaging Technologies, 2008, 31(2): 509-517.
- [8] Deb S, Pattipati K R, Krishna R, et al. Multi-signal flow graphs: A novel approach for system testability analysis and fault diagnosis[J]. IEEE Aerospace and Electronics Magazine, 1995, 10(5): 14-25.
- [9] Deb S, Ghoshal S, Mathur A, et al. Multi-signal flow modeling for diagnosis, FMECA, and reliability[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics. New York: IEEE Press, 1998: 3026-3031.
- [10] 薛凯旋, 黄考利, 张玮昕, 等. 基于多信号模型的测试性分析与故障诊断策略设计[J]. 弹箭与制导学报, 2008, 28(4): 225-227.
(Xue K X, Huang K L, Zhang W X, et al. Testability analysis and fault diagnosis strategy design based on multi-signal model[J]. J of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2008, 28(4): 225-227.)
- [11] Starzyk J A, Liu D, Liu Z H, et al. Entropy-based optimum test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(3): 754-761
- [12] 杨成林, 田书林, 龙兵, 等. 基于启发式图搜索的最小测点集优选新算法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(12): 2497-2503.
(Yang C L, Tian S L, Long B, et al. New minimum test point set selection algorithm based on heuristic graph search[J]. Chinese J of Science Instrument, 2008, 29(12): 2497-2503.)
- [13] Raghavan V, Shakeri M, Pattipati K R. Test sequencing algorithms with unreliable tests[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1999, 29(4): 347-357.
- [14] 叶晓慧, 潘佳梁, 王红霞, 等. 基于动态贪婪算法的不可靠测试点选择[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(11): 1350-1354.
(Ye X H, Pan J L, Wang H X, et al. Test set selection under unreliable test based on a new dynamic greedy algorithm[J]. Trans on Beijing Institute of Technology, 2010, 30(11): 1350-1354.)
- [15] Pan J L, Ye X H, Xue Q. An heuristic genetic algorithm solve test point selecting with unreliable test[C]. The 2nd Int Workshop on Computer Science and Engineering. Wuhan, 2009: 227-232.

- [16] Deng S, Jing B, Yang Z. Test point selection strategy under unreliable test based on heuristic particle swarm optimization[C]. Prognostic & System Health Management Conf. Beijing, 2012: 84-85.
- [17] IEEE Std 1522, IEEE Trial-Use standard for testability and diagnosability characteristics and metrics[S]. Piscataway: IEEE Standards Press 2004.
- [18] Johnson R A. An information theory approach to diagnosis[J]. IRE Trans on Reliability and Quality Control, 1960, 9(4): 35
- [19] 杨鹏, 邱静, 刘冠军. 测试不可靠条件下的诊断策略优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 850-854.
(Yang P, Qiu J, Liu G J. Optimization method for diagnostic strategy with unreliable test[J]. Chinese J of Science Instrument, 2008, 29(4): 850-854.)
- [20] Tu F, Pattipati K R. Rollout strategies for sequential fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics A, 2003, 33(1): 86-99.
- [21] Shakeri M, Raghavan V, Pattipati K R, et al. Sequential testing algorithms for multiple fault isolation[J]. IEEE Trans on SMC, Part A, 2000, 30(1): 1-14.
- [22] Ruan S, Zhou Y K, Pattipati K R, et al. Dynamic multiple-fault diagnosis with imperfect test[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics A, 2009, 39(5): 1224-1236.
- [23] 王子玲, 许爱强, 王文双, 等. 基于多故障假设的诊断策略研究与应用[J]. 工程设计学报, 2009, 16(4): 281-285.
(Wang Z L, Xu A Q, Wang W S, et al. Research and application on multiple fault diagnosis strategy[J]. J of Engineering Design, 2009, 16(4): 281-285.)
- [24] 杨鹏, 邱静, 刘冠军. 多故障诊断策略优化生成技术研究[J]. 兵工学报, 2008, 29(11): 1379-1383.
(Yang P, Qiu J, Liu G J. Research on optimization generation technology for multiple fault diagnostic strategy[J]. Acta Armamentar, 2008, 29(11): 1379-1383.)
- [25] Mikio T, Richard H, Tsunehiko K. Pulse waveform recovery in a reverberant condition[J]. J of Acoustical Society of America, 1992, 91(5): 2805-2811.
- [26] Offelli C, Petri D. The influence of windowing on the accuracy of multi-frequency signal parameter estimation[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 1992, 41(2): 256-261.
- [27] Stankovic L J. A method for time-frequency analysis[J]. IEEE Trans on SP, 1994, 42(1): 79-81.
- [28] Claasen T A C M, Mecklenbrauker W F G The wigner distribution-A tool for time frequency signal analysis, Part III: Relations with other time frequency signal transformations[J]. Philips J of Research, 1980, 35(6): 372-389.
- [29] Yen G G, Lin K C. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2000, 47(3): 650-667.
- [30] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]. Proc of the Royal Society of Longdon, Series A. Longdon, 1998: 903-995.
- [31] 曲从善, 路廷镇, 谭营. 一种改进型经验模态分解及其在信号消噪中的应用[J]. 自动化学报, 2010, 36(1): 67-73.
(Qu C S, Lu T Z, Tan Y. A modified empirical mode decomposition method with applications to signal denoising[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(1): 67-73.)
- [32] Xiao Y Q, He Y G. A novel approach for analog fault diagnosis based on neural networks and improved kernel PCA[J]. Neurocomputing, 2011, 74(7): 1102-1115.
- [33] Govindan A, Deng G. Independent component analysis applied to electrogram classification during atria fibrillation[D]. Melbourne: School of Electronic Engineering, La University, 2001: 21-23.
- [34] Zhong L, Song H Z, Han B. Extracting structural damage features: Comparison between PCA and ICA[J]. Lecture Notes in Control and Information Sciences, 2006, 345(1): 840-845.
- [35] 杨世锡, 汪慰军. 柯尔莫格洛夫熵及其在故障诊断中的应用[J]. 机械科学与技术, 2010, 25(6): 163-171.
(Yang S X, Wang W J. Kolmogorov entropy and application in fault diagnosis[J]. Mechanism Science and Technology, 2010, 25(6): 163-171.)
- [36] Yuan L F, He Y G, Huang J Y, et al. A new neural-network-based fault diagnosis approach for analog circuits by using kurtosis and entropy as preprocessor[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(3): 586-595.
- [37] 黄艳秋, 蒲鹏. 基于能量熵对SVM的电路故障诊断[J]. 计算机仿真, 2011, 28(4): 199-202.
(Huang Y Q, Pu P. Circuit fault diagnosis based on energy entropy and SVM[J]. J of Computer Simulation, 2011, 12(2): 203-207.)
- [38] Frank P M. Fault diagnosis in dynamic system using analytical and knowledge-based redundancy-A survey and some new results[J]. Automatica, 1990, 26(3): 459-474.
- [39] Lei Y G, He Z J, Zi Y Y. Application of an intelligent fault diagnosis method to rotating machinery[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(8): 9941-9948
- [40] Morpurgo R, Mussi S. An intelligent diagnostic support system[J]. Expert System, 2001, 18(1): 43-58.
- [41] Lature N K, Manna A. A study on fault diagnosis and maintenance of CNC-WEDM based on binary relational analysis and expert system[J]. The Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 29(5): 490-498.

- [42] Mika L, Elina H, Hannu L, et al. Expert system for analysis of quality in production of electronics[J]. *Expert Systems with Application*, 2011, 38(7): 8724-8729.
- [43] Qian Y, Xu L, Li X X. An expert system development and implementation for real-time fault diagnosis of a lubricating oil refining process[J]. *Expert Systems with Application*, 2008, 35(3): 1252-1266.
- [44] Chapelle O, Scholkopf B, Zien A. *Semi-supervised Learning*[M]. Cambridge: MIT Press, 2006.
- [45] Huang J, Hu X G, Yang F. An intelligent fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on improved EMD energy entropy and multi-class support vector machine[J]. *Electric Power Systems Research*, 2011, 81(2): 400-407.
- [46] 雷亚国, 何正嘉. 混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J]. *振动与冲击*, 2011, 30(9): 129-135.
(Lei Y G, He Z J. Advanced in applications of hybrid intelligent fault diagnosis and prognosis technique[J]. *J of Vibration and Shock*, 2011, 30(9): 129-135.)
- [47] Roya J, Gerald M K. A fuzzy neural network approach to machine condition monitoring[J]. *Computer & Industrial Engineering*, 2003, 45(2): 323-330.
- [48] Huang J, Hu X G, Yang F. Support vector machine with genetic algorithm for machinery fault diagnosis of high voltage circuit breaker[J]. *Measurement*, 2011, 44(6): 1018-1027.
- [49] Ni J J, Zhang C B. An adaptive approach based on KPCA and SVM for real-time fault diagnosis of HVCBs[J]. *IEEE Trans on Power Delivery*, 2011, 26(3): 1960-1970.
- [50] 石君友, 纪超. 扩展FMECA方法应用研究[J]. *测控技术*, 2011, 30(5): 110-114.
(Shi J Y, Ji C. Study on enhanced FMECA method application[J]. *Measurement & Control Technology*, 2011, 32(12): 2747-2753.)
- [51] Sikorska J Z, Hodkiewicz M, Ma L. Prognostic modeling options for remaining useful life estimation by industry[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(10): 1803-1836.
- [52] 胡昌华, 张琪, 乔玉坤. 强跟踪粒子滤波算法及其在故障预报中的应用[J]. *自动化学报*, 2008, 34(12): 1522-1528.
(Hu C H, Zhang Q, Qiao Y K. A strong tracking particle filter with application to fault prediction[J]. *Acta Automatic Sinica*, 2008, 34(12): 1522-1528.)
- [53] Lorton A, Fouladirad M, Grall A. A methodology for probabilistic model-based prognosis[J]. *European J of Operational Research*, 2013, 225(3): 443-454.
- [54] Adams D E. Nonlinear damage models for diagnosis and prognosis in structural dynamic systems[C]. *Proc of SPIE Conf. Orlando*, 2002: 180-191.
- [55] 吕克洪, 邱静, 刘冠军. 基于多组件动态损伤的系统故障预测方法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(10): 2014-2018.
(Lv K H, Qiu J, Liu G J. Research on system fault prognosis method based on multi-component dynamic damages[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(10): 2014-2018.)
- [56] Ramakrishnan A, Pecht M. A life consumption monitoring methodology for electronic systems[J]. *IEEE Trans on Components and Packaging Technologies*, 2003, 26(3): 625-634.
- [57] 贾占强, 蔡金燕, 梁玉英, 等. 基于综合环境加速寿命试验的电子装备故障预测研究[J]. *电子学报*, 2009, 36(6): 1277-1282.
(Jia Z Q, Cai J Y, Liang Y Y, et al. Fault prediction research of electronic equipment based on composition environmental ALT[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 36(6): 1277-1282.)
- [58] Michale P, Kang R. *Diagnostics, prognostics and system's health management*[M]. Hong Kong: PHM Centre, City University of Hong Kong, 2010.
- [59] Si X S, Wang W B, Hu C H, et al. Remaining useful life estimation—A review on the statistical data driven approaches[J]. *European J of Operational Research*, 2011, 213(1): 1-14.
- [60] Wang X. Wiener processes with random effects for degradation data[J]. *J of Multivariate Analysis*, 2010, 101(2): 340-351.
- [61] Cebræel N Z, Lawley M A, Pan J. Residual life predictions in the absence of prior degradation knowledge[J]. *IEEE Trans on Reliability*, 2009, 58(1): 106-117.
- [62] Carr M J, Wang W B. Modeling failure modes for residual life prediction using stochastic filtering theory[J]. *IEEE Trans on Reliability*, 2010, 59(2): 346-355.
- [63] Dong M, He D. Hidden semi-Markov model-based methodology for multi-sensor equipment health diagnosis and prognostic[J]. *European J of Operational Research*, 2007, 178(3): 858-878.
- [64] Widodo A, Yang B S. Machine health prognostics using survival probability and support vector machine[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(1): 106-117
- [65] 邓森, 景博, 周宏亮. 一种改进的自适应增强-支持向量回归机的故障预测方法[J]. *兵工学报*, 2012, 33(8): 991-996.
(Deng S, Jing B, Zhou H L. Fault prediction method based on improved AdaBoost-SVR algorithm[J]. *Acta Armament*, 2012, 33(8): 991-996.)
- [66] Cebræel N Z, Lawley M A. A neural network degradation model for computing and updating residual life distributions[J]. *IEEE Trans on Automation Science and Engineering*, 2008, 5(1): 154-163.