

DOI: 10.3901/JME.2020.16.262

长贮装备性能退化评估刍议*

魏发远¹ 谢朝阳¹ 孙昌璞² 康锐³

- (1. 中国工程物理研究院总体工程研究所 绵阳 621900;
2. 中国工程物理研究院研究生院 北京 100193;
3. 北京航空航天大学可靠性系统工程学院 北京 100191)

摘要: 针对长贮装备服役退化后的可靠性和继续服役能力再认定问题(简称性能退化评估), 总结归纳长贮装备的“状态退化性”、“环境突变性”、“使用一次性”、“后果要害性”等基本特点, 分析长贮装备的退化行为与功能行为, 提出描述其行为特性的退化行为方程和功能行为方程, 基于确信可靠性理论和裕量可靠原则, 给出功能行为能力和继续服役能力的基本测度, 形成性能退化评估的理论基础, 在此基础上建立进行性能退化评估的总体框架, 包括健康状态与功能状态信息获取、裕量与不确定性量化、继续服役能力与功能行为能力的确信可靠性评估等。讨论性能退化评估涉及的退化行为机理、多场环境模拟、多不确定性量化等科学技术问题, 分析性能退化评估理论与技术体系及其研究进展、发展趋势。

关键词: 长贮装备; 性能退化; 可靠性评估; 健康管理

中图分类号: TG156

Discussion on Performance Degradation Assessment of Long-term Storage Equipment

WEI Fayuan¹ XIE Chaoyang¹ SUN Changpu² KANG Rui³

- (1. Institute of Systems Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621900)
2. Graduate School, China Academy of Engineering Physics, Beijing 100193)
3. School of Reliability and Systems Engineering, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract: Aimed for performance assessment of long-term storage equipment (LTSE) due to degradation, main features of LTSE such as “performance degradation”, “environment change suddenly”, “one-shot”, “mission critical”, are summarized. The degradation equation (DE) and functional equation (FE) are presented to describe the essential behaviours. Chance probabilities of performance margin (PM) and health status margin (HSM) are introduced to measure the reliability and service ability of LTSE. The key elements associated with the performance degradation assessment, including health status assessment, functionality assessment, reliability assessment, are elaborated. The technical framework for performance degradation assessment of LTSE are proposed. Scientific and technical problems related to performance degradation assessment of LTSE are listed, and they are degradation behaviour mechanism in complex environments, operation condition characterization and simulation, reliability assessment under multiple uncertainties and small sample size. Through the discussion, the concepts and the technical needs for performance degradation assessment of long-term storage equipment are clarified systematically.

Key words: long-term storage equipment; performance degradation; reliability assessment; health management

0 前言

“长贮装备”这个词目前尚未有明确的定义, 类似的叫法有“长贮产品”、“长贮系统”等, 通

常是指长时间处于非工作状态、需要时一次性短暂工作的特殊产品^[1-3]。如导弹、战斗部、常规弹药等国防装备以及汽车安全气囊、火灾自动灭火系统等民用产品都是典型的长贮装备。

从可靠性的角度看, 长贮装备具有“状态退化性”、“环境突变性”、“使用一次性”、“后果要害性”等基本特点。

“状态退化性”是指长贮装备在长时服役过程

* 国防基础科研核科学挑战专题资助项目(TZ2018007)。20191203 收到初稿, 20200508 收到修改稿

中其健康状态随时间下降。长贮装备的寿命周期可以划分为长贮阶段和工作阶段,在长贮阶段,产品主要经历静态贮存、装载转运、勤务运输、维修检测等任务剖面,处于非工作状态,时间一般长达十几年甚至几十年,如民兵3导弹于1970年开始服役,计划服役到2030年,服役时间长达60年。而工作阶段的持续时间极为短暂,导弹从点火发射到飞行结束仅数分钟,安全气囊从触发到完成充气保护不到1s,长贮阶段与工作阶段的持续时间相差达200万倍以上^[4-5]。长贮装备服役过程中,其材料、器件、结构等基本单元在服役环境应力的作用下发生材料老化、表面腐蚀、结构松弛、疲劳损伤等复杂的物理和化学退化行为,产生微细观损伤并不断累积,导致产品健康状态随服役时间的推移而不断变化,进而影响装备的功能性能和可靠性。

“环境突变性”是指长贮装备从长贮阶段转入工作阶段所经历的环境应力发生突变。在长贮阶段,长贮装备长时间经历静态贮存、机动运输、维修检测等各类使用剖面所对应的温度、振动等低环境应力;在工作阶段,长贮装备短时间经历飞行振动、过载、噪声、气动热等严酷的高环境应力。从长贮阶段转入工作阶段,环境应力的类型、幅值均呈现出明显的突变特性,使得装备可靠性面临严峻考验。

“使用一次性”是指长贮装备是一次性工作的产品,其工作过程会带来自身的破坏,工作完毕即寿命结束,是所谓的 one-shot system。长贮装备通常由结构系统、控制系统、火工品系统、动力系统等组成,其工作原理是在控制系统的作用下将动力系统携带的化学能等物质内能一次性释放,快速转化成机械能等其他形式的能量,这是一个高动态能量耗散过程和物质能量转换过程,具有不可逆性,如导弹发动机将推进剂的化学能转化为动能后,系统的功能完整性不再保持,整体不再具备再次工作的能力。

“后果要害性”是指长贮装备工作结果的成败影响极大,不用则已、用则必成,是典型的要害系统(Mission critical system, MCS)。长贮装备中,导弹、常规弹药等国防装备一旦工作失败,军事、政治影响均难以接受;汽车安全气囊、火灾自动灭火系统等民用装备一旦工作失败,也将造成人员伤亡、财产损失等严重后果。

长贮装备性能退化评估是对长贮装备经历服役退化后的可靠性和继续服役能力进行再认定,由于长贮装备具有上述特点,其性能退化评估面临一系列困难。第一,置信度要求高,通过性能退化评估

获得的装备性能信息,是装备延寿、维修、使用等决策的重要依据,长贮装备的“后果要害性”决定了性能退化评估结果必须具有很高的置信度。第二,直接数据稀缺和间接数据多源,长贮装备的“使用一次性”和工作环境的复杂性决定了直接获取其功能性能数据需要付出极高的代价甚至无法获取,而其长寿命特点则决定了直接获取产品寿命数据极为困难,可直接用于性能退化评估的功能性能和寿命类试验数据极为稀缺,面临突出的极小样本难题,因此,与长贮装备功能、性能和寿命信息关联的产品健康状态数据、材料与部组件试验数据、相似产品数据等多源间接信息成为长贮装备性能退化评估的重要信息源。第三,随机不确定性与认知不确定性并存,长贮装备性能退化评估过程涉及的环境载荷、退化行为、可行判据、功能模型等基本要素都很复杂,既有随机不确定性,也有因认知不足导致的认知不确定性,评估难度极大。第四,复杂时变,长贮装备在工作阶段完成规定功能的能力取决于产品的健康状态,而其健康状态受“状态退化性”的影响,与长贮时间和环境应力密切相关,因此长贮装备的性能和可靠性具有复杂时变特性,需要定期进行评估。这些特点决定了长贮装备性能退化评估具有特殊性和极大的挑战性。

1 性能退化评估的理论基础

1.1 长贮装备的行为模型

长贮装备的服役历程分为长贮阶段和工作阶段,其行为特性分别表现为退化行为和功能行为。

1.1.1 退化行为方程

在长贮阶段,长贮装备处于非工作状态,其基本特性用健康状态变量进行表征。健康状态变量是表征长贮装备长贮时健康特征的变量组,这些特征量反应装备非工作时的健康形态,通常为对退化行为敏感、对完成功能具有重要影响的产品参数,如密封结构的漏率、连接结构的拧紧力矩、电子元器件的电阻、电容、精密零件的表面粗糙度等。用矢量 S 表示健康状态变量。

长贮装备在长贮阶段的基本行为是退化行为,即装备长时间受到气候环境、力学环境、辐射环境、电磁环境、化学环境、生物环境等多场环境应力的作用,发生表面腐蚀、材料老化、固体相变、辐照损伤、蠕变松弛、疲劳损伤等一系列物理和化学行为,健康状态变量发生变化。

基于健康状态变量和长贮阶段的环境应力,长

贮装备的退化行为可用退化行为方程描述

$$S_i = S(t_i) = F(S_0, \alpha, t_i) \quad (1)$$

式中, t 表示广义服役时间(自然服役时间或载荷作用次数等广义时间), S_0 表示初始状态, α 表示长贮过程的环境应力, S_i 表示 t_i 时刻产品的健康状态, $F(\cdot)$ 表示健康状态变量服从的退化模型或退化函数。

退化行为方程表示长贮装备的健康状态随着服役时间变化且与其初始状态和长贮环境相关, 通常情况下, S 随时间 t 单调下降, 对于具体的 t_i 时刻, 相应的健康状态变量 S_i 同时具有随机不确定性和认知不确定性, 可利用随机变量或其他不确定变量描述其分布。

1.1.2 功能行为方程

在工作阶段, 长贮装备由非工作状态转入工作状态, 其基本特性用功能状态变量进行表征。功能状态变量是表征长贮装备在工作阶段完成相应功能时的性能特征的变量组, 这些特征量直接反应长贮装备完成功能的情况, 如导弹在工作过程中发动机的推力、电池的输出电流、炸药的爆炸威力等。用矢量 P 表示功能状态变量。

长贮装备在工作阶段的基本行为是功能行为, 即装备的健康状态退化至 S_i 时, 在严酷的力学、热学等工作环境应力作用下按规定的要求完成相关动作, 实现预定功能。

基于功能状态变量、健康状态变量、工作环境应力, 长贮装备的功能行为可用功能行为方程描述

$$P_i = P(t_i) = G(S_i, \beta) \quad (2)$$

式中, β 表示工作阶段的环境应力, $G(\cdot)$ 表示长贮装备的功能函数。

功能行为方程表示长贮装备的功能状态取决于其健康状态和工作环境应力, 该方程表明, 由于退化行为导致装备的状态发生变化, 必然对其完成功能行为产生影响, 形成一个复杂的退化传递链: 长贮环境应力 \rightarrow 健康状态变化 \rightarrow 功能行为能力下降 \rightarrow 可靠性和继续服役能力下降, 这为以健康状态信息为起点进行性能退化评估奠定了基础。

式(2)也描述了功能状态的退化特性, 显然, 对于具体的 t_i 时刻, P_i 也是服从某种分布的随机变量或其他不确定变量。

1.2 长贮装备的能力测度

性能退化评估关注长贮装备健康状态发生退化后的行为能力, 包括功能行为能力和继续服役能力(图 1)。为此, 必须为两种能力确定合适的测度, 根据确信可靠性理论^[6-7], 能力测度与相应状态变量的可行域和裕量相关, 可行域是对状态的定量要求,

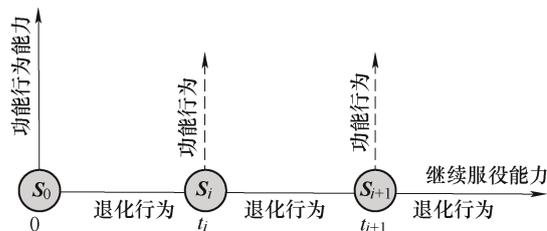


图 1 长贮装备退化行为和功能行为能力

包括健康状态变量的可行域和功能状态变量的可行域, 分别代表两类变量的取值空间。裕量是状态与可行域边界之间的距离, 包括性能裕量(功能状态变量与功能状态可行域边界之间的距离)和健康裕量(健康状态变量与健康状态可行域之间的距离)。

1.2.1 功能行为能力的测度

设 P_{th} 为性能阈值, 即功能状态变量的阈值, P_m 为性能裕量, 长贮装备功能行为正常的基本要求是性能裕量大于 0, 因此, 功能正常则如下性能裕量方程成立

$$Pm_i = Pm(t_i) = M(P_i, P_{th}) > 0 \quad (3)$$

式中, $M(P_i, P_{th})$ 表示 P_i 与 P_{th} 之间的距离。

显然, Pm 随时间变化, 且在具体时刻具有不确定性, 因此, Pm_i 是服从某种分布的随机变量或其他不确定变量。

至此, 功能行为能力评估转化为对性能裕量大于 0 的可能性的度量, 可以直接利用可靠性理论的相关测度(如可靠度)进行度量, 由于长贮装备的随机不确定性与认知不确定性并存问题突出, 经典可靠性理论处理认知不确定性问题存在较大困难, 为此, 选用确信可靠性理论进行处理, 利用确信可靠度(即性能裕量大于 0 的机会测度)来描述长贮装备的功能行为能力

$$R_{P_i} = R_{P_i}(t_i) = Ch(Pm_i > 0) \quad (4)$$

式中, $Ch(\cdot)$ 表示机会测度。

式(4)表示, 长贮装备在 t_i 时刻的功能行为能力是其性能裕量大于 0 的机会测度。

1.2.2 继续服役能力的测度

长贮装备能否继续服役的判断准则是其健康状态退化至下一评估时刻仍然满足要求。设 S_{th} 为健康阈值, 即健康状态变量的阈值, S_m 为健康裕量, 长贮装备在 t_i 时刻可继续服役的前提条件是其退化到 t_{i+1} 时刻的健康裕量大于 0, 因此, 可继续服役则如下健康裕量方程成立

$$Sm_{i+1} = Sm(t_{i+1}) = M(S_{i+1}, S_{th}) > 0 \quad (5)$$

式中, S_{i+1} 可基于 S_i 利用退化方程式(1)获得, 即

$$S_{i+1} = F(S_i, \alpha, t_{i+1} - t_i) \quad (6)$$

记 Δ_i 为健康状态从 S_i 退化到 S_{i+1} 的退化量,即 $\Delta_i = S_i - S_{i+1} = S_i - F(S_i, \alpha, t_{i+1} - t_i)$,则裕量方程式(5)可改写为

$$Sm_i = Sm(t_i) = M(S_i, S_{th}) > \Delta_i \tag{7}$$

式中, $M(S_i, S_{th})$ 表示 S_i 与 S_{th} 之间的距离。

同样,利用确信可靠度对继续服役能力进行度量,得继续服役能力

$$R_{Si} = R_{S}(t_i) = Ch(Sm_i > \Delta_i) \tag{8}$$

式(8)表示,长贮装备在 t_i 时刻的继续服役能力是其健康裕量大于退化量的机会测度。

2 性能退化评估的总体框架

长贮装备服役至 $t_i(i=1, 2, \dots, n)$ 时,其健康状态已经退化至 S_i ,为此,需要在 t_i 时刻开展两方面的能力评估:一是功能行为能力评估,即评估长贮装备以 S_i 状态转入工作模式后在工作环境应力 β 作用下完成规定功能的能力;二是继续服役能力评估,即预测其从 S_i 状态继续在长贮环境应力 α 作用下服役至下一评估时刻 t_{i+1} ,健康状态退化至 S_{i+1} 仍然满足要求的能力。

基于长贮装备的行为模型及能力测度,可以构

建图2所示的性能退化评估框架,该框架基于长贮装备的退化行为模型、功能行为模型、可行判据(性能及健康阈值)等基础,从获取装备的健康状态信息出发,一方面利用功能行为模型获得功能状态信息及其裕量,基于确信可靠性理论获得其完成规定功能的的确可靠度,进而完成功能行为能力评估;另一方面利用退化行为模型获得长贮装备退化至下一评估时刻的退化量及健康裕量,进而利用确信可靠性理论获得其可继续服役至下一评估节点的信度,进而完成继续服役能力评估,综合两方面的评估结果进行长贮装备使用与维修抉择。

基于上述框架进行性能退化评估需要开展三个方面的工作:① 评估前的基础准备工作,旨在建立表征长贮装备健康状态与功能状态的关键参数观测清单(状态变量)及相应的失效阈值、退化行为模型、功能行为模型等;② 状态信息的获取工作,旨在通过监测、试验、数值模拟等方式获取观测清单中各状态变量的监测、试验或数值模拟数据;③ 获取信息后的状态诊断与能力评估工作,旨在基于获取的数据对健康状态变量、功能状态变量进行参数估计和不确定性量化,基于参数估计和不确定性量化结果及参数的评估判据(阈值)进行确信可靠性评估。

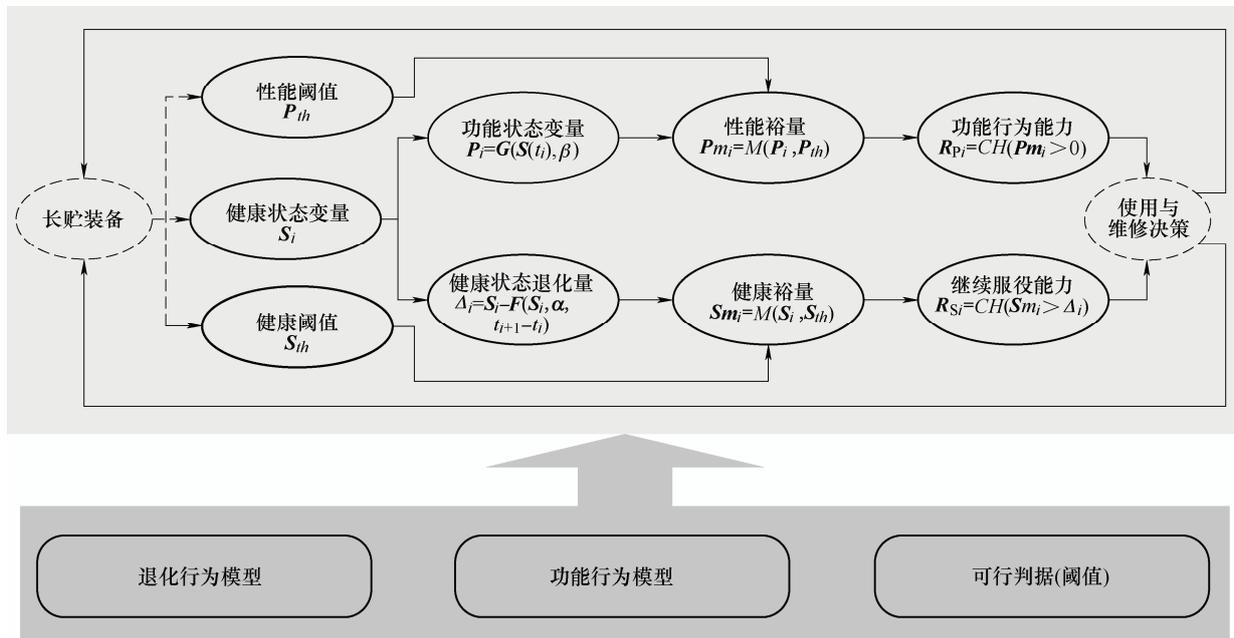


图2 长贮装备性能退化评估框架

2.1 观测清单、失效阈值、行为模型的确立

观测清单是健康状态变量和功能状态变量的集合,是一个以可靠性作为顶层特征的层次树状结构(图3),反映了健康状态、功能性能和可靠性之间的影响关系。建立观测清单是进行性能退化评估的基

本前提,需要以退化机理分析、失效模式及其影响分析为基础选取关键特征参数(包括性能参数和状态参数)并应遵循三个原则:① 关键特征参数是退化相关量,在服役退化过程中会发生变化;② 关键特征参数是可测量,可以通过试验或数值模拟等手

段进行监测；③ 关键特征参数具有明确的失效阈值，超出阈值视为失效。

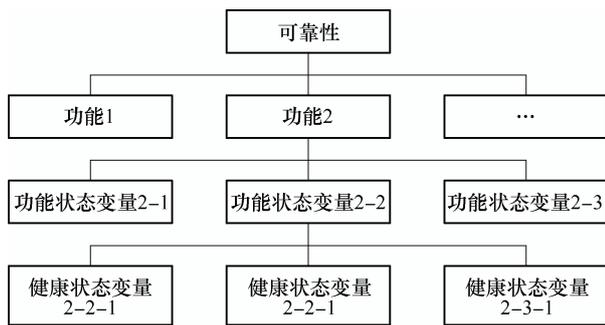


图 3 观测清单

失效阈值是观测清单中关键特征参数所对应的失效判据，可以用确定量值表示，也可用分布函数表示。通过特征参数的名义值及其失效阈值可以判断其裕量，如果给定的失效阈值过于保守，裕量会变小，则会出现满足要求而被拒绝，如果给定的阈值过于冒进，裕量会变大，则会出现不满足设计要求而被接受。确定关键特征参数的失效阈值是进行性能退化评估的基础性工作，可靠度等顶层参数通常以指标要求作为失效阈值，健康状态变量等底层参数则需要通过顶层参数与底层参数之间的关联关系进行反向确定，并在此基础上考虑一定余量，因此，基于健康状态变量等底层参数所确定的产品有效域要小于用功能状态变量等顶层参数所确定的可行域。

行为建模包括功能行为建模和退化行为建模，旨在获得式(1)、(2)的具体形式。其中，功能行为建模需要针对具体对象利用专业学科知识建立健康状态变量与功能状态变量之间的传递模型。退化行为建模过程包括：① 收集健康状态变量在不同时刻的退化数据；② 利用分布假设校验方法对各观测时刻的退化数据进行分布假设校验，选择退化数据服从的分布(如正态分布或 Weibull 分布等)，对退化量的样本均值和标准差或形状参数和尺度参数等分布模型参数进行参数估计；③ 画出其变化轨迹，选择适当的曲线模型描述退化轨迹，利用最小二乘法或非线性最小二乘法等方法对退化轨迹曲线模型参数进行估计。

2.2 健康状态与功能性能数据的获取

健康状态数据是进行性能退化评估的基础，通过健康监测获取，需要重点解决以下两个问题。

(1) 健康状态监测量的确定。确定监测量需要考虑两个原则，第一，监测量与健康状态之间具有关联性，监测量可以直接是健康状态变量，也可以

是与健康状态有关联的间接量；第二，监测量具有可测性，监测量的可测性取决于技术手段的发展和对产品破坏的可接受程度，长贮装备处于非工作状态，监测难度很大，对产品无损的可测特征量有限。

(2) 健康监测样本的选取。监测样本的选取需要考虑两个原则：第一，监测样本的数量要满足健康评估对发现问题的置信度要求，健康监测的主要目的是及时发现目标总体中存在的问题，因此，可以用一定置信度条件下发现问题的比例作为监测要求；第二，监测样本的选取要充分考虑到目标总体中个体服役历程的差异，可以结合退化模型对随机抽样方法进行修正，对服役时间长、服役环境复杂的产品赋予更高的被抽权重。

获取功能性能数据的主要途径包括以下两种。

(1) 功能性能试验。由于长贮装备是一次性产品，性能试验成本高昂，只能开展极少数试验，试验样本数无法满足抽样要求，为确保试验结果尽可能覆盖目标总体的分散性，可以按照极限包络的方式进行试验设计，即选取状态最差样本按照最严工作环境应力工况开展试验。

(2) 数值模拟。与连续工作类产品相比，长贮装备在服役期间处于非工作状态且是一次性产品，功能性能试验数量有限，基于健康状态监测数据进行数值模拟是获取功能性能数据的重要途径，但是必须考虑两个方面的不确定性对结果的影响：第一，数值模拟程序的不确定性，由于模型近似、数值误差、离散处理等原因，数值模拟程序必然导致计算结果具有非精确性，需要对数值模拟程序进行验证与确认(Verification & Validation, V&V)，标定其输出结果与真实值之间的距离。第二，输入参数的不确定性，数值模拟的输入参数对目标总体的分散性刻画也具有非精确性，应基于健康状态变量的监测结果，利用不确定性量化理论对输入参数进行不确定性量化，在此基础上进行不确定性传播处理，获得功能状态变量的不确定性分布。

除了针对评估对象开展抽样监测、试验和数值模拟以获取直接数据外，还需要收集相似产品数据、历史数据等间接数据，针对这些间接数据，要从服役环境、产品状态、生产工艺等维度量化其与评估对象之间的距离，为在评估过程中进行数据融合提供依据。

2.3 数据处理与行为能力评估

在获取相关数据之后，利用多源信息融合和不确定性量化方法对评估数据进行数据融合和不确定性量化，获得健康状态与功能状态变量的最佳估计值和相应的不确定性范围。数据融合包括数据源层

次的融合和评估结果层次的融合,数据源层次的融合从产品状态、服役环境应力两个维度量化不同数据源与目标对象之间的距离,据此对相应的数据源赋予一定权重,再综合各类数据及其权重,利用不确定性量化方法对数据源进行不确定性量化处理,获得相应参数的最佳估计和不确定性。结果层次的融合首先对不同来源的数据源分别进行统计处理,得到相应的估计值和不确定性,再根据数据源对应的对象和环境应力与目标对象之间的距离进行不确定性量化结果的融合。

健康状态和功能状态变量包含了三个方面的不确定性:产品状态和环境应力的固有分散性导致的随机不确定性,试验测试和数值模拟的非精确性导致的数值误差,对退化行为模型、功能行为模型等认知不充分导致的认知不确定性。为此,需要对健康状态和性能参数进行不确定性量化,获得相关参数的最佳估计和不确定性。不确定性量化方法包括基于经典统计学与概率理论的概率不确定性量化方法和机会理论等非概率理论的不确定性量化方法,可以根据数据获取情况选用相关方法。

在对健康状态变量和功能状态变量进行参数估计和不确定性量化的基础上,可以利用经典的概率可靠性评估方法或确信可靠性、裕量与不确定性量化(Quantification of margin and uncertainty, QMU)^[8]等非经典可靠性评估方法进行可靠性评估,量化功能行为能力和继续服役能力。

3 性能退化评估的支撑技术

3.1 性能退化评估的科学技术问题

性能退化评估的本质是认识复杂系统对环境应力作用下的退化行为对产品功能行为的影响,面临复杂系统在多环境应力作用下的退化行为机理、服役环境模拟、极小样本及多不确定性条件下的可靠性评估等三个方面的科学技术问题。

3.1.1 复杂退化机理与行为建模

认识复杂系统在服役过程中多环境应力作用下的退化行为并建立定量模型,是进行性能退化评估的基础,面临四个基本问题。

(1) 复杂系统中的材料、器件、结构、界面等基本单元在复杂外部环境应力作用下,微观层面的化学、物理等损伤机理及其与环境应力和设计参数、工艺参数等可控特征量之间的关联模型。

(2) 复杂系统在微观层面的损伤与宏观性能

退化之间、部组件性能与系统整体性能退化之间的跨尺度跨层级关联模型,这是从退化机理视角认识退化行为的基础。

(3) 退化过程的相关性,包括多种环境应力所导致的退化行为之间、系统内的不同组件的退化行为之间的相互影响以及化学老化与物理老化之间的耦合行为。

(4) 退化试验及建模技术,包括系统级综合应力加速试验技术、综合多数据源与退化机理的建模技术等。

3.1.2 多场服役环境模拟

长贮装备始终处在复杂的机械应力、温湿度、辐照、电磁环境等多场服役环境中,长贮阶段的多场环境应力特征直接影响状态退化,工作阶段的高动态复杂环境载荷直接影响功能性能,认识复杂服役环境的载荷特征并对其高保真模拟,是进行退化试验设计及健康状态预测、功能性能数据获取的基础,面临四个基本问题。

(1) 多场长贮环境的建模,包括产品环境效应及退化敏感环境的辨识,环境载荷特征建模与编谱。

(2) 多场服役环境的实验室综合模拟,涉及多环境应力的长时复合加载、非工作状态下且空间受限等强约束条件下的健康状态监测技术等。

(3) 认识高动态飞行环境的载荷特征,涉及飞行过程中的流致热、振动、噪声及声振耦合等复杂环境。

(4) 在地面对飞行过程的多场复合环境进行高保真模拟,为在地面进行模拟试验提供基础。

3.1.3 极小样本及多不确定性条件下的评估与预测

长贮装备的性能退化评估,针对健康状态、功能状态变量,在产品维度要基于有限样本外推群体特征,在时间维度要基于当前监测外推未来状态,在信息维度要基于健康状态信息外推功能状态信息,这一系列外推过程面临两个基本问题。

(1) 极小样本问题,对长贮装备进行健康监测或性能试验需要投入巨大的人力、物力和时间成本,而且受技术制约,性能试验还存在状态不够真实、环境不够真实等问题,因此,长贮装备可靠性评估,极小样本问题非常突出。

(2) 多不确定性问题,长贮装备退化过程的不确定性包括材料、界面等产品特征的固有不确定性、环境载荷特征的随机不确定性和认知不确定性、退化机理及行为的认知不确定性、试验测试数据和仿真数据的随机不确定性和认知不确定性等,这些基础信息中复杂的随机与认知不确定性,进一步增加

了评估和预测的难度。

3.2 性能退化评估的支撑技术体系

性能退化评估紧扣“退化”这一基本现象，围绕退化机理与行为、多场服役环境模拟、极小样本与多不确定性等三个方面的关键技术问题，形成了

一套相对独立的支撑技术体系，如图 4 所示，该体系以不确定性数学、物理学、化学、力学、材料学等基础学科为支撑，以认识产品退化后的功能性能和继续服役能力为工程需求，包括基础理论、关键技术和集成技术在内的三个层次。

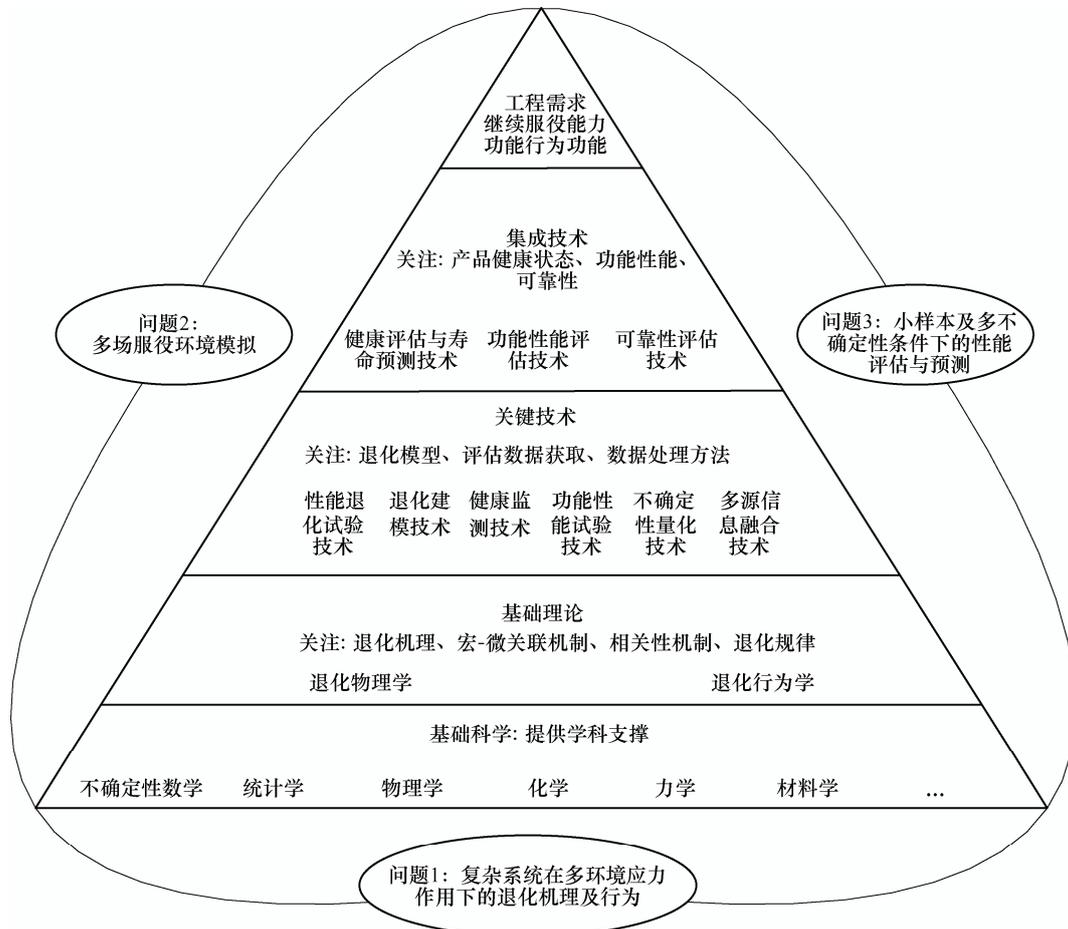


图 4 长贮装备性能退化评估的支撑技术体系

3.2.1 基础理论

基础理论关注长贮装备的退化行为机理，可以分为退化物理学和退化行为学。退化物理学基于物理、化学、力学等基础学科，研究产品在服役过程中多种环境载荷作用下的退化机理及规律，包括环境应力诱发产品微细观损伤的机理、微细观损伤与宏观性能退化之间、部组件退化与系统性能的关联、系统内各类退化行为之间的关联机制。退化行为学基于不确定性数学、统计学等数学工具，研究产品退化过程的累积、突变、竞争、促进等基本行为特征及表现规律，包括退化过程的时变特征、不确定性特征、不同退化行为之间的相关性行为等。

在性能退化基础理论方面，除了加强退化物理的微观研究，还需要发展融合各种信息(或部分观测物理试验)的数学理论，以使得长贮装备可靠性研究更加科学化或上升为一门科学，从信息学和统计学

看，长贮装备的退化曲线有什么特征，怎样从更基本原理融合部分观察信息，推导出有长贮装备特征的退化曲线，从而把长贮装备可靠性评估技术建立在坚实的理论基础之上。

3.2.2 关键技术

关键技术是在基础理论之上，为最终形成健康评估与寿命预测、性能评估、可靠性评估能力提供支撑的相关技术，包括退化建模技术、退化数据获取技术、退化数据处理技术。建立退化模型是性能退化评估的基础，退化建模技术研究如何建立产品的退化模型，包括用于获取建模数据的退化试验技术、基于退化试验数据与退化物理的综合建模技术等。退化数据获取技术包括用于获取状态信息的健康监测技术、用于获取功能性能信息的性能试验技术、仿真技术等。退化数据处理技术主要包括不确定性量化与传播技术、多源信息融合技术等。

3.2.3 集成技术

集成技术是指在基础理论和支撑技术之上形成的可用于进行性能退化评估的应用技术,包括健康评估与预测技术、性能评估技术、可靠性评估技术。健康评估与预测技术基于产品退化模型、健康监测数据、相似产品退化数据等信息,研究如何评估产品的健康状态及其在未来一段时间内的发展变化。性能评估技术基于退化后性能试验数据、历史数据、工作环境数据等信息如何评估产品的功能性能。可靠性评估技术研究基于有限样本的性能试验数据、理论分析、主观判断等信息如何评估退化后产品的可靠性。

性能退化评估理论与技术体系具有三个基本特点:① 整体性,从服役环境到产品损伤、到健康状态变化、再到性能和可靠性变化是一个紧密关联的整体,包含了认识产品退化及评估其影响的完整的理论与技术;② 不确定性,在产品退化机理和规律、外部环境、产品状态与性能的关联各环节均包含了大量随机和认知不确定性,性能退化评估过程是一个不确定性量化与传播过程;③ 综合性,性能退化评估在多个维度表现出综合性,在产品层次维度,是从材料与结构微细观损伤到宏观性能变化、再到组件和系统退化行为的跨尺度跨层级综合,在时间维度,是产品长贮阶段的退化行为与工作阶段的功能动作的综合,在产品与环境关系维度,是产品在各类环境应力作用下各类效应的综合,在处理手段维度,是机理研究与统计研究结合、试验技术与仿真技术结合等多种技术手段的综合。

根据性能退化评估的理论与技术体系,性能退化评估的学科内涵为:性能退化评估是研究产品退化行为对产品性能影响的科学技术体系,它从系统的整体性及其同外界环境的关系出发,研究产品退化的机理与规律、评估退化行为对产品性能和可靠性影响的理论与方法,并运用这些机理与规律、理论与方法开展一系列相关的技术活动。

3.3 研究现状与趋势

3.3.1 退化物理与退化行为研究

退化物理以物理、化学、力学、材料学等基础学科为工具研究产品的退化机理,目前针对具体退化问题已开展了大量研究工作并建立相应的退化模型,如:REGGIANI等^[9]对晶体管中热应力退化和线性源极电流建立了物理退化关系;KEEDY等^[10]提出了一个基于失效物理的概率可靠性和维修建模框架;UNWIN等^[11]对核电系统中金属的裂纹过程建立了多状态物理模型;PARIS针对机械产品的危

险裂纹随时间增长过程建立了PARIS模型;XIE等^[12]基于点蚀扩展和PARIS模型,建立了力学加载下金属材料点蚀生长开裂过程的失效物理模型。但是,目前的研究工作仍以唯象研究和单应力问题为主,不能完全诠释退化机理,随着物理、化学、力学、材料学等基础学科的发展,退化物理研究将逐步由宏观唯象研究向微细观研究以及跨尺度关联研究发展、由单应力问题向多场耦合问题发展。

退化行为研究以数据统计为主要手段研究退化行为的一般规律,已基于退化轨迹、随机过程等形成了一系列退化行为模型,如:LAWLESS等^[13]通过伽马过程模型描述不同退化率的随机效应;CHEN等^[14]采用随机漂移模型描述退化数据的异构性问题;MOGHADDAS等^[15]提出了利用非齐次隐半马尔可夫模型描述多状态系统状态退化规律;WANG等^[16]使用时变连续函数描述统计分布下退化过程模型间的相互关系;PAN等^[17-18]研究了基于伽玛过程和二维Birnbaum-Saunders分布的二元相关退化模型,并给出基于维纳过程和Copula函数的二元相关退化模型的一般形式;SARI^[19]基于广义线性模型和Copula函数建立了多元退化模型,量化了多个性能退化指标之间的相关关系;RASMEKOMEN等^[20]利用回归模型建立了部件间退化速率相关的多部件系统可靠性模型;XU等^[21]利用Copula函数和非线性维纳过程建立了二元件系统的退化相关模型;LI等^[22]针对加速试验数据小样本情况下的认知不确定性提出了基于不确定理论的加速退化建模方法。在退化物理与退化数学结合方面,DU等^[23]从最大熵原理出发,研究了复杂装备的浴盆曲线,提出了退化问题研究的新思路。总体上,目前的相关研究仍以数据驱动为主,难以与退化物理有机结合,研究对象以部组件为主,不能满足复杂系统退化建模需求,后续将从基于数据统计的研究向数据统计与退化物理结合的建模技术研究发展、从组件级退化行为建模向系统级退化行为建模发展。

3.3.2 试验技术研究

试验技术包括退化试验技术和功能性能试验技术两个方面。退化试验技术是获取长贮装备退化数据的基础,包括自然贮存试验技术和加速退化试验技术两类,自然贮存试验获取的数据真实可靠,但耗时长、费用高。加速退化试验的目的是在不改变产品失效机理的基础上,适当提高应力等级,模拟现场贮存试验的单个或几个环境因素,在短期内得出与自然贮存退化试验相似的结果,用于产品性能退化建模与寿命预测。目前,针对加速试验技术已

开展了大量研究工作^[24-25]，但大多针对组件级产品开展单一应力加速，如阿伦尼斯(Arrhenius)模型，艾林(Eyring)模型，逆幂律模型、Coffin-Manson 模型等，还不能满足工程需求，因此，系统级产品的多应力综合加速试验技术是今后发展的重要方向。

功能性能试验的目的获取长贮装备经历服役退化后在工作阶段的功能性能数据，核心问题是认识长贮装备在工作阶段的环境载荷并对其进行实验室模拟。目前，在环境载荷研究方面以实际观测环境数据为基础进行统计处理，在实验室试验模拟方面以单一环境在频域内的极值包络为主进行功能性能试验，存在数据样本不足、试验模拟不真实等问题。因此，基于飞行力学、流体力学、振动力学等研究环境载荷特征特别是飞行过程的高速流场及其引起的气动热、脉动压力、气动噪声及结构振动等特性将成为环境载荷研究的重要方向，同时，试验技术对真实服役环境进行时域高保真模拟具有迫切需求。

3.3.3 可靠性评估技术研究

长贮装备可靠性评估面临极小样本及多不确定性问题，传统的概率可靠性评估方法难以完全适用，为此国内外学者从多源信息融合和不确定性量化角度提出了大量非概率可靠性理论，如：康锐等提出的确信可靠性理论^[26]，美国能源部阿拉莫斯、利弗莫尔、圣地亚实验室提出的 QMU 方法^[27]，Bayes 可靠性等。

总体而言，长贮装备可靠性评估理论的发展趋势：① 多源信息融合以及混合不确定性的度量与传播等；② 基于概率与非概率的混合可靠性评估；③ 确信可靠度理论、QMU 等和失效物理相结合的可靠性评估与风险决策等。

3.3.4 健康管理技术研究

健康管理技术是在产品健康状态监测的基础上进行剩余寿命预测，国内外已开展了广泛的研究工作，雷亚国等^[28]综述了机械装备智能故障诊断的国内外研究进展和发展动态，指出了机械智能故障诊断理论与方法在大数据背景下的挑战；王国彪等^[29]综述了机械故障诊断的相关基础问题，分析了发展方向；LEE 等^[30]综述了旋转机械寿命预测与健康管理的及应用，并指出了发展趋势；ZIO 等^[31]通过系统动态失效数据建立失效迹模式参考库，进而提出数据驱动的模糊寿命预测方法；CHEN 等^[32]采用自适应神经模糊推理系统结合粒子滤波技术预测直升机齿轮箱的剩余寿命；PENG 等^[33]提出基于逆高斯过程回归的剩余寿命预测方法；NASA 成立了诊断与预测研究组^[34]，主要针对航空航天产品的结

构、发动机、电池等开展系统健康管理技术研究，特别地针对飞机结构的疲劳损伤开发了相关的故障诊断试验平台；美国太平洋西北国家实验室^[35]在核电站延寿分析与预测项目中对当前的诊断和预测技术成熟度及应用现状进行了分析和探讨，强调了针对核电站被动部组件的诊断技术目前仍处于技术发展中，预测技术尚未有好的技术途径。

长贮装备是复杂被动系统，长时间处于非工作状态，其健康管理面临监测困难、退化行为复杂等难题，因此，长贮装备的健康管理技术研究一方面要发展先进的基于物理模型驱动的寿命预测方法，一方面要发展先进监测手段以获取尽可能多的数据。

4 结论

(1) 长贮装备是指长时间处于非工作状态、需要时一次性短暂工作的特殊产品，在国防和民用领域均广泛使用，具有“状态退化性”、“环境突变性”、“使用一次性”、“后果要害性”等基本特点，在服役过程中存在化学、物理等基本退化行为，导致其健康状态和功能性能劣化。

(2) 长贮装备性能退化评估，以评估产品退化后的功能行为能力、继续服役能力为目的，从系统的退化模型、功能模型和裕量模型出发，研究产品服役退化对产品健康状态、功能性能、可靠性的影响，关键科学技术问题包括退化机理与行为、多场服役环境特征及其模拟、多不确定性和极小样本条件下的评估与预测等。

(3) 性能退化评估理论与技术的发展趋势，一是综合化，包括研究对象从单机向系统发展、环境应力从单应力向多应力发展、退化建模从纯数据驱动建模向数据与物理综合驱动建模发展、评估方法从概率方法向概率与非概率综合评估方法发展等；二是与基础学科和相关技术紧密结合，及时应用基础学科和相关技术的最新成果发展更加有效的技术手段，包括基于跨尺度关联的退化物理、先进监测技术、多场环境时域模拟技术等。

参 考 文 献

- [1] 孟涛, 张仕念, 易当祥, 等. 导弹贮存延寿技术概论[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2014.
MENG Tao, ZHANG Shinian, YI Dangxiang, et al. Introduction to missile storage and life extension technology[M]. Beijing: China Aerospace Press, 2014.
- [2] 鄢伟安. 鱼雷贮存可靠性分析方法研究[D]. 西安: 西北

- 工业大学, 2014.
- YAN Weian. Research on storage reliability analysis method of torped[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2014.
- [3] 韩建立, 陆巍巍, 滕克难. 一种基于贮存可靠性数据的导弹寿命预测方法[J]. 兵工自动化, 2017, 36(11): 4-7.
- HAN Jianli, LU Weiwei, TENG Kenan. A missile life prediction method based on storage reliability data[J]. Ordnance Industry Automation, 2017, 36(11): 4-7.
- [4] OZUPEK S. Computational procedure for the life assessment of solid rocket motors[J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2010, 47(4): 639-648.
- [5] 张生鹏, 李宏民, 赵朋飞. 导弹装备贮存寿命加速试验技术体系探讨[J]. 装备环境工程, 2018, 15(2): 92-96.
- ZHANG Shengpeng, LI Hongmin, ZHAO Pengfei. Accelerated testing technology system for storage life of missile equipment[J]. Equipment Environmental Engineering, 2018, 15(2): 92-96.
- [6] ZHANG Qingyuan, KANG Rui, WEN Meilin. Belief reliability for uncertain random systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(6): 3605-3614.
- [7] ZENG Zhiguo, KANG Rui, WEN Meilin, et al. A model-based reliability metric considering aleatory and epistemic uncertainty[J]. IEEE Access, 2017, 5(1): 15505-15515.
- [8] HELTON J, MARTIN P. Quantification of margins and uncertainties: Conceptual and computational basis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(9): 976-1013.
- [9] REGGIANI S, POLI S, DENISON M. Physics-based analytical model for HCS degradation in STI-LDMOS transistors[J]. IEEE Trans. Electron Devices, 2011, 58(9): 3072-3080.
- [10] KEEDY E, FENG Q. A physics-of-failure based reliability and maintenance modeling framework for stent deployment and operation[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2012, 103: 94-101.
- [11] UNWIN S, LOWRY P, LAYTON R, et al. Reliability models of aging passive components informed by materials degradation metrics to support long-term reactor operations[J]. Nuclear Science and Engineering, 2012, 171(1): 69-77.
- [12] XIE Chaoyang, WANG Pingfeng, WANG Zequn, et al. Corrosion reliability analysis considering the coupled effect of mechanical stresses[J]. ASME Journal of Risk and Uncertainty, 2016, 2(3): 1-9.
- [13] LAWLESS J, CEOWDER M. Covariates and random effects in a gamma process model with application to degradation and failure[J]. Lifetime Data Anal, 2004, 10(3): 213-227.
- [14] CHEN N, YE Z, XIANG Y, et al. Condition-based maintenance using the inverse Gaussian degradation model[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 243(1): 190-199.
- [15] MOGHADDASS R, ZUO M. Multistate degradation and supervised estimation methods for a condition-monitored device[J]. IIE Trans., 2014, 46(2): 131-148.
- [16] WANG Y, PHAM H. Modeling the dependent competing risks with multiple degradation processes and random shock using time-varying copulas[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 3-22.
- [17] PAN Z, BALAKRISHNAN N. Reliability modeling of degradation of products with multiple performance characteristics based on gamma processes[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2011, 96(8): 949-957.
- [18] PAN Z, BALAKRISHNAN N, SUN Q, et al. Bivariate degradation analysis of products based on Wiener processes and copulas[J]. Journal of Statistical Computation Simulation, 2013, 83(7): 1316-1329.
- [19] SARI J. Multivariate degradation modeling and its application to reliability testing[M]. Singapore: National University of Singapore, 2007.
- [20] RASMEKOMEN N, PARLIKAD A. Condition-based maintenance of multi-component systems with degradation state-rate interactions[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 148: 1-10.
- [21] XU D, WEI Q, ELSAYEDE E, et al. Multivariate degradation modeling of smart electricity meter with multiple performance characteristics via vine copulas[J]. Quality and Reliability Engineering International, 2017, 33(4): 803-821.
- [22] LI Xiaoyang, WU Jipeng, LIU Le, et al. Modeling accelerated degradation data based on the uncertain process[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 27(8): 1532-1542.
- [23] DU Yimu, MA Yuhan, WEI Fayuan, et al. Maximum entropy approach to reliability[J]. Physical Review E, 2020, 101(1): 0121061-01210616.
- [24] 陈循, 张春华. 加速试验技术的研究、应用与发展[J]. 机械工程学报, 2009, 45(8): 130-136.
- CHEN Xun, ZHANG Chunhua. Research, application and

- development of accelerated testing[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(8): 130-136.
- [25] SON Y, KWON T. Storage reliability estimation of one-shot systems using accelerated destructive degradation data[J]. Journal of Mechanical Science and Technology. 2016, 30(10): 4439-4442.
- [26] 康锐. 确信可靠性理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2020.
KANG Rui. Belief reliability theory and methodology[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2020.
- [27] NAS/NRC(National Academy of Science/ National Research Council). Evaluation of quantification of margins and uncertainties for assessing and certifying the reliability of the nuclear stockpile[R]. Washington DC: National Academy Press, 2008
- [28] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.
LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.
- [29] 王国彪, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 63-72.
WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Basic research on machinery fault diagnosis: What is the prescription[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 63-72.
- [30] LEE J, WU F, ZHAO W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems: Reviews, methodology and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42(1): 314-334.
- [31] ZIO E, DI M. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(1): 49-57.
- [32] CHEN C, VACHTSEVANOS G, ORCHARD M E. Machine remaining useful life prediction: An integrated adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28: 597-607.
- [33] PENG Weiwen, LI Yanfeng, YANG Yuanjian, et al. Inverse Gaussian process models for degradation analysis: A Bayesian perspective[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 130: 175-189.
- [34] TEUBERT C, DAIGLE M, SANKARARAMAN S, et al. A generic software architecture for prognostics[J]. International Journal of Prognostics and Health Management, 2017, 8(2): 1-26.
- [35] COBLE J, RAMUHALLI P, BOND L. Prognostics and health management in nuclear power plants: A review of technologies and applications[R]. PNNL-21515, 2012.
-
- 作者简介: 魏发远, 男, 1974 年出生, 研究员。主要研究方向为长贮装备可靠性与安全性工程。
E-mail: weify@caep.cn
- 谢朝阳, 男, 1981 年出生, 副研究员。主要研究方向为结构可靠性与寿命预测、故障物理建模。
E-mail: xiezy@caep.cn
- 孙昌璞, 男, 1962 年出生, 教授, 中国科学院院士。主要研究方向为量子物理。
E-mail: suncp@gscaep.ac.cn
- 康锐, 男, 1966 年出生, 教授, 教育部长江学者特聘教授。主要研究方向为可靠性系统科学与工程。
E-mail: kangrui@buaa.edu.cn