

doi: 10.7690/bgzdh.2014.09.005

## 状态维修理论及剩余寿命预测的研究现状与展望

张仕新, 昝翔, 李浩, 韩朝帅

(装甲兵工程学院技术保障工程系, 北京 100072)

**摘要:** 为了在保证装备可靠性的前提下提高其可用度, 提出一种基于剩余寿命(residual useful life, RUL)预测的状态维修(condition-based maintenance, CBM)方法。介绍了状态维修相关理论, 包括基本原理、开放式体系结构, 以及状态维修的产生和发展; 分析了状态维修研究重点——剩余寿命预测的研究现状, 按照不同预测理论对剩余寿命预测方法进行了总结, 并对不同方法的特点做了评价。分析结果表明: 该研究促进了RUL预测的发展, 并提出了RUL下一步应在基于多种模型组合的预测方法、不完备条件下的预测方法和剩余寿命动态预测模型等方面加强研究。

**关键词:** 状态维修理论; 剩余寿命; 现状; 展望

**中图分类号:** TJ02 **文献标志码:** A

## Condition-Based Maintenance Theory and Research Status and Prospect About Prediction of Residual Useful Life

Zhang Shixin, Zan Xiang, Li Hao, Han Chaoshuai

(Department of Technical Support Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

**Abstract:** To improve availability in the premises of keeping reliability, a condition-based maintenance (CBM) methods based on residual useful life (RUL) prediction is proposed. Introduce theory of CBM, including basic principle, open system architecture, production and development of CBM. Analyze research status of RUL prediction, which is the key of CBM. The methods for prediction of RUL are summarized based on their different theory of prediction. And characteristic of every method is evaluated. The analysis result shows the research can improve RUL prediction. It is forward that methods based on mix-models for prediction, methods under non-completed conditions for prediction and dynamic-models for prediction of RUL are supposed to be the research in need of improvement based on result from analysis about current research status.

**Keywords:** theory of CBM; RUL; status; prospect

### 0 引言

随着高新技术的应用, 装备的故障规律和故障模式日趋复杂化, 定时维修的适用范围逐步减小, 使得状态维修(condition-based maintenance, CBM)逐步得到重视和推广。CBM可以充分利用装备的剩余寿命, 在保证可靠性的前提下提高装备的可用度。对于装甲装备实现精确保障, 减少维修保障费用具有重要的意义。

剩余寿命(residual useful life, RUL)预测是CBM研究的重点和热点。RUL预测的精确与否决定了CBM决策是否合理; RUL预测的复杂程度和对数据的要求, 将直接影响状态监测系统的建设。RUL预测技术作为CBM研究的核心, 是连接CBM理论与应用的桥梁, 也是CBM应用必须突破的关键技术; 因此, 笔者对其进行研究。

### 1 状态维修相关理论

#### 1.1 状态维修的基本原理

大部分故障的发生是一个逐渐变化的过程, 这

个过程可用如图1的 $P-F$ 曲线表示。其中 $O$ 点为故障萌起点, 即状态劣化的实际起点;  $P$ 点为潜在故障点(potential failure), 从这点开始异常的状态可以通过现有的技术手段准确的检测;  $F$ 点为功能故障点(functional failure), 即装备最终失效的时间点。从 $P$ 点到 $F$ 点之间的时间长度称为 $P-F$ 间隔<sup>[1-2]</sup>。

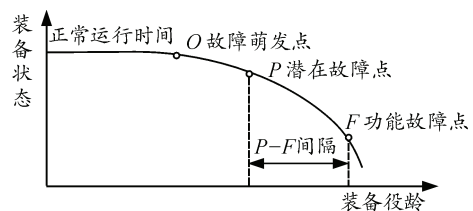


图1  $P-F$  间隔曲线

CBM的基本原理是: 当 $P-F$ 间隔期足够长, 在 $P$ 点和 $F$ 点之间能够通过一定的手段, 检测出装备的故障征兆, 采取一定的维修措施, 可以预防装备功能故障发生。

#### 1.2 状态维修开放体系结构

美国的机械信息管理开发系统联盟(machinery

收稿日期: 2014-03-25; 修回日期: 2014-04-21

作者简介: 张仕新(1971—), 男, 河北人, 满族, 博士, 副教授, 从事维修理论与技术研究。

information management open system alliances, MIMOSA) 等一些组织联合提出了状态维修开放系统结构 (open system architecture for condition-based maintenance, OSA-CBM)<sup>[3-4]</sup>, 以此来描述 CBM 实现的基本流程, 如图 2 所示。

该结构将 CBM 分为 7 大模块<sup>[5]</sup>, 分别为:

- 1) 数据获取模块 (data acquisition): 通过传感器获取状态信息;
- 2) 数据处理模块 (data manipulation): 将获取的信息进行信号处理和特征提取;
- 3) 状态监视模块 (condition monitor): 将状态

特征同预先设定的极限或阈值进行比较, 输出的结果为状态指示信息 (如偏低、偏高, 正常等);

4) 健康评价模块 (health assessment): 确定被监测部分是否退化, 产生诊断记录;

5) 状态预测模块 (prognostics): 根据目前的状态预测将来的情况;

6) 决策支持模块 (decision support): 根据状态评估和状态预测结果, 提出维修建议以及相应的维修方案;

7) 数据显示模块 (presentation): 从任意一层获得信息。

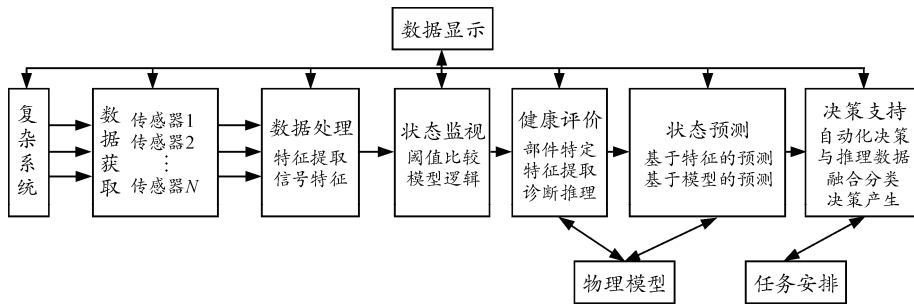


图 2 OSA-CBM 的组成结构

### 1.3 状态维修的产生与发展

CBM 的理论产生于 20 世纪 40 年代末期, 美国的格兰德河 (Rio Grande) 铁路部门通过监测润滑油中金属元素的浓度来确定内燃机车的运行状况并预测其元件故障, 取得了不错的经济效益, 这被认为是 CBM 应用的萌芽。

美军从中受到启发, 逐步开始在一些军用装备的维修上探索这种技术的应用。20 世纪 70 年代<sup>[6]</sup>, 由于测试技术、信号处理技术、信息传输技术以及计算机技术的快速发展, 状态监测技术在 CBM 中的基础性作用日益突出。

2001 年, 美国国防部维修技术高级指导小组<sup>[7]</sup> (maintenance technology senior steering group, MTSSG) 开展了增强型状态维修 (condition-based maintenance plus, CBM+) 项目。CBM+ 以 CBM 为基础, 综合应用相关的技术和方法来增强系统的 CBM 能力, 以状态信息的传输与处理技术和维修决策分析技术为技术核心, 提高系统可靠度、可用度和安全性的一种维修方式<sup>[8]</sup>。CBM+ 引入了以可靠性为中心的维修 (reliability centered maintenance, RCM) 的分析方法, 综合考虑修复性维修、预防性等维修理念, 根据具体情况确定最佳的方式 (doing the right maintenance)<sup>[9]</sup>。CBM+ 的核心以 RCM 分析及其他相关程序与技术分析得出的结论确定维修计

划。CBM+ 结构如图 3 所示。

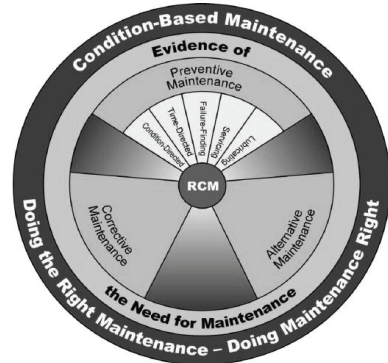


图 3 增强型状态维修结构

## 2 剩余寿命预测的研究现状

RUL 是表征设备技术状态的综合参数。RUL 预测是实施 CBM 时的重要依据。RUL 预测<sup>[10]</sup>是通过设备的运行状态, 结合相关的历史数据, 预测设备由当前时刻到功能故障发生时刻的 RUL。RUL 预测的方法主要有基于数理统计理论的 RUL 预测、基于数据驱动的 RUL 预测、基于模型的 RUL 预测和基于相似性的 RUL 预测。

### 2.1 基于数理统计理论的剩余寿命预测

这类方法是在具备统计分析条件下, 利用历史数据, 拟合失效分布, 通过回归分析模型预测 RUL。林斌等<sup>[11]</sup>利用桥梁在  $t_0$  时刻前各个检测时刻实际检

测结果,通过回归分析建立桥梁结构损伤与使用时间之间的关系,对桥梁结构的 RUL 做了预测;凌建明等<sup>[12]</sup>通过道面状况指数 (pavement condition index, PCI) 预测模型,对机场跑道沥青混凝土道面进行了 RUL 预测;钱涛等<sup>[13]</sup>在分析大量试验资料的基础上,运用回归分析,建立了混凝土随冻融循环次数变化的数学模型,预测了高寒地区机场水泥混凝土道的 RUL;李建民等<sup>[14]</sup>利用回归分析模型,通过建立舰船装备及分系统损伤与使用时间的关系,对舰船装备及分系统的 RUL 进行预测,并用回归拟合程度做了校验。

基于数理统计的 RUL 预测方法无需传感器的支持,不需要确定设备或产品的故障模式就可进行 RUL 预测,方法简单实用。但是这类方法要求大量历史数据作为研究基础,并且需要推测变量的函数关系,预测精度一般,是一种粗略的 RUL 预测方法。

## 2.2 基于数据驱动的剩余寿命预测

此类方法是在利用当前的状态监测数据,通过神经网络、支持向量机及相关的衍生方法进行预测。

### 2.2.1 神经网络

神经网络是模拟人脑神经活动进行学习、判断、推理的一种数学方法<sup>[15]</sup>,具有自动更新历史的数据的能力以及较好的容错性,目前被广泛用于 RUL 预测。

Wang 等<sup>[16]</sup>以状态监测数据为基础,训练动态小波神经网络,建立系统故障特征的时间变化模型,并以此来预测轴承的 RUL。Tian 等<sup>[17]</sup>将装备的寿命及状态监测数据作为输入量,以装备寿命的百分比为输出训练神经网络,预测水泵轴承的 RUL;范小宁等<sup>[18]</sup>研究了利用人工神经网络预测起重机的载荷,运用 Paris-Eadogan 方程,推导疲劳 RUL 计算公式,以实现桥式起重机疲劳 RUL 预测,并通过实例进行验证;奚立峰等<sup>[19]</sup>通过基于反向传播 (back propagation, BP) 和自组织映射 (self organizing map, SOM) 2 种神经网络,提出预测球轴承 RUL 的体系,并且运用实例证明了该体系的优势;夏立群等<sup>[20]</sup>研究了数据驱动的神经网络预计作动器 RUL 的方法。

### 2.2.2 支持向量机

1992 年, Vapnik<sup>[21]</sup>提出了支持向量机 (support vector machine, SVM) 理论,这是一种机器学习理论,它将输入空间映射到高维空间上,从而将非线性

性问题转化为线性问题,提高预测精度。最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 是将最小二乘法引入 SVM,是对 SVM 一种扩展。

刘洪等<sup>[22]</sup>研究了某实验区水质腐蚀的影响因素,应用 SVM 建立了 RUL 预测模型,对注水管道的 RUL 进行了预测;张磊等<sup>[23]</sup>提出了基于关联向量机 (relevance vector machine, RVM) 回归的 RUL 预测算法,并通过仿真实验结果证明该算法要优于传统预测算法;孔国杰等<sup>[24]</sup>提出了基于 LS-SVM 的火炮特性模型,应用量子粒子群算法进行模型反演分析,预测火炮的 RUL,并通过实验证明该模型具有一定的实用价值;别锋等<sup>[25]</sup>采用 SVM,将局域波分量的特征信息作为输入量,为往复机械系统的 RUL 预测提供了依据;徐达等<sup>[26]</sup>运用 LS-SVM 对火炮身管寿命进行了预测。

### 2.2.3 其他方法

除了以上 2 种方法外,还有一些数据驱动方法可以用于 RUL 预测。王凌等<sup>[27]</sup>利用地铁车辆轮对的磨耗实测数据,利用镟修比例系数和相关参数,建立了一种轮对磨耗的数据驱动模型,对轮对的 RUL 做了预测;张磊等<sup>[28]</sup>利用高斯混合模型近似随机变量分布密度,将数据驱动和状态变量后验分布的迭代采样在统一框架下交互,得出对象系统的 RUL 分布,进行了 RUL 预测。

基于数据驱动的 RUL 预测方法具有较高的预测精度,可以拟合非线性模型,对于各个层次的数据均有较强的适应能力。同时对于工程模型没有硬性要求,也不需要了解过去的操作状态及维修历史记录。但是数据驱动预测需要确定的故障模式,要求样本数据在全寿命周期内平均分布,这在一定程度上影响了其的应用范围。

## 2.3 基于模型的剩余寿命预测

此类方法是利用完备的数学模型进行 RUL 预测,主要的模型有比例故障模型、滤波模型和马尔可夫模型。

### 2.3.1 比例故障模型

1972 年, Cox 提出了比例故障模型<sup>[29]</sup> (proportional hazards model, PHM), PHM 模型是一种多元线性回归的方法,以概率表征状态劣化的分布,充分考虑了多种因素对 RUL 的影响。PHM 的形式<sup>[30]</sup>为

$$\lambda(t, X) = \lambda_0(t) \exp(\beta X)$$

其中： $\lambda_0(t)$  为仅与时间有关的基本故障率，在实际运用中根据情况取常用的可靠性分布参数分布； $X$  为  $t$  时刻装备的状态值； $\beta$  为回归变量系数，反映了装备状态值与故障率之间的关系。

李小波<sup>[31]</sup>等通过建立威布尔比例故障率模型 (Weibull proportional hazards model, WPHM)，预测装备的 RUL，并以发动机的某类轴承为例，进行了维修决策研究；满强<sup>[32]</sup>等利用 WPHM 建立了状态信息的故障率模型，预测了某轴承的 RUL；Volk 等<sup>[33]</sup>对 PHM 进行了修正，利用比例强度模型 (proportional intensity model, PIM) 对轴承的 RUL 进行了预测，并评估了对预防维修产生的影响。

### 2.3.2 滤波模型

滤波模型 (filtering model, FM) 建立在延迟时间概念基础上的，以获取确定的状态信息为条件，以推测 RUL 分布为目标。延迟时间的概念是由 Christer<sup>[34]</sup>提出，理念是通过将设备的运行阶段为正常运行阶段和缺陷运行阶段 (也称故障延迟阶段)，通过阶段 1 的监测数据建立数学模型预测阶段 2 的状态<sup>[35]</sup>。FM 的形式为

$$p(x_i/Y_i) = \frac{\prod_{k=1}^i \prod_{l=1}^p p(y_k^l/x_k) p(x_i + t_l)}{\int_0^\infty \prod_{k=1}^i \prod_{l=1}^p p(y_k^l/x_k) p(x_i + t_l) dx_i}$$

Orchard 等<sup>[36]</sup>应用粒子 FM 理论预测了行星载板的 RUL，同时给出了置信区间。Wang 等<sup>[37]</sup>通过随机 FM，建立条件 RUL 的概率密度分布函数，预测了轴承 RUL；陈丽等<sup>[38]</sup>利用 FM 理论，建立了状态信息的 RUL 预测通用模型，并推导了利用极大似然估计法进行参数估计的通式；孙磊等<sup>[39]</sup>利用易监测的间接状态信息，引入随机 FM，对齿轮箱的 RUL 进行了预测。

### 2.3.3 马尔可夫模型

马尔可夫过程是由前苏联数学家 A.A.Markov<sup>[40]</sup>提出的一类随机过程，马氏性的含义为：已知系统在现时条件下，系统将来的发展变化与系统过去的状态无关。马尔可夫模型 (Markov model, MM) 以及随之而发展出的隐马尔可夫模型 (hidden Markov model, HMM) 和隐半马尔可夫模型 (hidden semi-Markov model, HSMM) 被广泛运用于 RUL 预测。马尔可夫过程如图 4 所示。

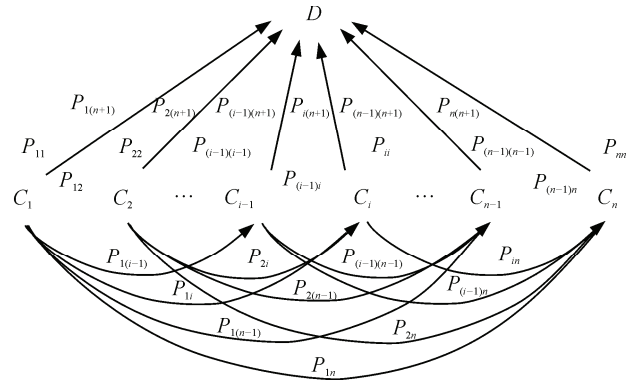


图 4 Markov 过程示意图

Camci 等<sup>[41]</sup>将动态贝叶斯网络 (dynamic Bayesian networks) 和 HMM 结合，通过求解状态转移概率，利用蒙特卡罗 (Monte-Carlo) 仿真法预测 RUL，并给出了其置信区间；Zhang 等<sup>[42]</sup>采用自适应随机预测模型作为状态指标，运用 HMM 估计失效概率，预测装备的 RUL；Ghasemi 等<sup>[43]</sup>将状态作为协变量建立了条件可靠性函数，运用 HMM 描述特征数据与状态之间的映射关系，预测其 RUL；Dong 等<sup>[44]</sup>通过 HSMM 进行 RUL 预测，提高了寿命预测的精度；尚永爽<sup>[45]</sup>等针对部分可观测信息条件下退化系统的 RUL 预测问题，综合运用 HMM、Bayes 和 PHM 得到装备的 RUL 分布，进行 RUL 预测；张正道等<sup>[46]</sup>针对故障预报中系统 RUL 难以精确估计的问题，研究了基于 HSMM 的系统在线故障预报方法，并通过实例较为准确地估计了系统的 RUL，验证了该方法的有效性；禄晓飞等<sup>[47]</sup>用 MH 描述外部环境的跳变过程，研究了基于退化率模型的 RUL 估计方法。

基于模型的 RUL 预测精度高，属于高级的 RUL 预测方法。但是基于模型的预测需要工程模型的支持，复杂程度高。预测模型的适用性主要由假设的系统状态的劣化特点是否与实际相符决定，因此预测模型的合理选择是应用该类方法预测 RUL 的关键步骤。

### 2.4 基于相似性的剩余寿命预测

此类预测方法认为设备的寿命可以用同种类设备在某时刻寿命的“加权平均”表示，监测数据间的相似程度决定了权重<sup>[48]</sup>。

Zio 等<sup>[49]</sup>按照装备的特征间的相似程度，通过模糊数学中“距离”的概念来描述特征数据，并计算权重，加权预测了设备的 RUL；曹伟等<sup>[50]</sup>分析了混凝土三轴拉-压疲劳最大和最小纵向总应变的三阶段演变规律和级间相似性，提出了非线性损伤累

积模型, 并进行了 RUL 预测; 尤明懿<sup>[51]</sup>研究了基于相似性的 RUL 预测方法, 提出一种基于历史样本估计来预测不确定性的方法, 并且探究了该方法预测结果的鲁棒性和不确定性。

此类 RUL 预测方法特点是应用范围广, 适合相对复杂系统的 RUL 预测, 但是由于所用数据并非来源于原系统或设备, 预测精度受到一定影响。

### 3 研究展望

综上所述, 已有的研究促进了 RUL 预测的发展, 但是目前 RUL 的研究还存在一些不足, 不能完全支撑 CBM 的应用, 在许多方面还有待提高, 需要开展进一步的研究, 主要包括以下几个方面:

#### 1) 基于多种模型组合的 RUL 预测研究。

RUL 预测的方法很多, 每种方法都有各自的特点和适用范围。影响 RUL 的因素很多, 这些因素的变化大多具有非线性、不确定性和时变性。RUL 是一个复杂的系统问题, 依靠单一模型的预测方法难以提高预测精度, 为 CBM 应用提供有利的支持。同时, 由于产品和设备的复杂程度越来越高, 对这些复杂系统的 RUL 预测需要分成不同的层次进行研究。不同层次的特点各不相同, 这就更加要求采用不同模型来完成 RUL 预测。所以, 基于多种模型组合的 RUL 预测是一个重要的发展方向。

#### 2) 不完备条件下的 RUL 预测研究。

由于 CBM 研究的最终目的是应用于实践, 在研究 RUL 预测的同时也要考虑实际情况。在工程实际中, 由于各方面条件的限制, 无法或者很难获得设备的完备信息。因此, 研究不完备条件下的 RUL 预测方法, 具有很强的实用价值和重要的工程意义。在研究 RUL 预测方法的时候, 可结合实际情况, 将不完备条件下的预测作为一项重点研究工作, 是解决 CBM 理论与实践脱节问题一条重要途径。

#### 3) RUL 动态预测研究。

现阶段的 RUL 研究, RUL 的预测结果都是一个静态值。然而在实际运行下, 设备技术状况的更新会不断影响其 RUL, 所以设备的 RUL 是动态变化, 随着设备状态信息的变化而改变。动态 RUL 预测是 RUL 预测一个发展趋势, 研究具有自更新能力的 RUL 寿命预测模型既符合工程实际的需求, 又可以提高预测精度, 为 CBM 应用提供有力支撑。

### 参考文献:

[1] 冯廷敏, 杨剑锋, 唐静. RCM 中潜在故障的净 P-F 间隔评判与维修策略[J]. 中国设备工程, 2008(8): 21-23.

- [2] 何江清, 王波. 军用装备基于状态的维修理论[J]. 舰船电子工程, 2009(12): 42-44.
- [3] 马飒飒, 贾希胜, 夏良华. 军队装备维修工程 CBM 综述[J]. 装备指挥技术学院学报, 2008, 19(2): 111-116.
- [4] 殷苏东, 陈旭华. 基于状态的维修研究现状与发展趋势[J]. 科学技术与工程, 2008, 8(6): 1530-1535.
- [5] 武小悦. 武器装备 CBM 体系结构技术及其研究[J]. 国防科技, 2005(11): 22-23.
- [6] 美国国防部. 基于状态的维修评估报告[R]. 美国: 国防部, 2000.
- [7] The DOD of the USA. Condition Based Maintenance Plus (CBM+) for Materiel Maintenance[R]. DOD Instruction. 2007.
- [8] 胡剑波. 军事装备维修保障技术概论[M]. 北京: 解放军出版社, 2010: 170.
- [9] 王瑞朝, 王远达, 郭俊强. CBM+: 航空维修保障新趋势[J]. 国防科技, 2009(1): 11-15.
- [10] Banks.J, Reichard.K, Drake.M. System Reliability and Condition Based Maintenance[C]. 2008 Reliability and Maintainability Symposium. 2008: 423-428.
- [11] 林兵, 郑丹, 周建庭, 等. 西南地区桥梁寿命预测分析[J]. 重庆交通大学学报: 自然科学版, 2008, 27(3): 374-378.
- [12] 凌建明, 郑悦锋, 袁捷. 机场沥青混凝土道面剩余寿命预测方法研究[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2004, 32(4): 471-474.
- [13] 钱涛, 岑国平, 张严, 等. 高寒环境下掺外加剂水泥混凝土抗冻融性能研究[J]. 混凝土, 2011(12): 83-87.
- [14] 李建民, 罗朝晖. 基于回归的舰船装备剩余寿命预测方法[J]. 兵工自动化, 2009, 28(4): 53-57.
- [15] 唐幼纯, 范君晖, 等. 系统工程: 方法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011: 169-171.
- [16] Wang.P, Vachtsevanos.G. Fault Prognostics Using Dynamic Wavelet Neural Networks[J]. AI EDAM-Artificial Intelligence for Engineering Design Analysis and Manufacturing, 2001(15): 857-870.
- [17] Tian.Z, Wong.L, Safaei.N. A Neural Network Approach for Remaining Useful Life Prediction Utilizing Both Failure and Suspension Histories[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010(24): 1542-1555.
- [18] 范小宁, 徐格宁, 王爱红. 基于神经网络获取起重机械当量载荷谱的疲劳剩余寿命估算方法[J]. 机械工程学报, 2011, 47(20): 69-74.
- [19] 奚立峰, 黄润青, 李兴林, 等. 基于神经网络的球轴承剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2007, 43(10): 137-143.
- [20] 夏立群, 田一松, 王可. 浅谈作动器健康管理技术[J]. 系统仿真学报, 2009, 20(增刊): 295-299.
- [21] 方瑞明. 支持向量机理论及其应用分析[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007: 35-51.

- [22] 刘洪, 喻西崇, 吴国云, 等. 基于支持向量机算法的注水管道剩余寿命预测[J]. 石油机械, 2005, 33(3): 17-19.
- [23] 张磊, 李行善, 于劲松, 等. 基于关联向量机回归的故障预测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(7): 1540-1543.
- [24] 孔国杰, 张培林, 钱林方, 等. 一种新的火炮剩余寿命评定方法[J]. 弹道学报, 2010, 22(3): 21-25.
- [25] 别锋锋, 刘扬, 周国强, 等. 基于局域波法和 SVM 模型的往复机械故障预测方法研究[J]. 中国机械工程, 2011, 22(6): 687-691.
- [26] 徐达, 武新星, 郭磊, 等. 基于最小二乘支持向量机的坦克炮身管剩余寿命预测方法[J]. 装甲兵工程学院学报, 2010, 24(1): 42-44.
- [27] 王凌, 员华, 那文波. 基于磨损数据驱动模型的轮对链修策略优化和剩余寿命预报[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(6): 1143-1152.
- [28] 张磊, 李行善, 于劲松, 等. 一种基于高斯混合模型粒子滤波的故障预测算法[J]. 航空学报, 2009, 30(2): 319-324.
- [29] Lawless J.F. 寿命数据中的统计模型与方法[M]. 北京: 中国统计出版社, 1998.
- [30] 左洪福, 蔡景. 维修决策理论与方法[M]. 航空工业出版社, 2008.
- [31] 李小波, 王宏伟, 李良锋, 等. 基于 PHM 的发动机旋转部件状态维修决策研究[J]. 科学与技术工程, 2011, 11(36): 9113-9115.
- [32] 满强, 陈丽, 夏良华, 等. 基于比例风险模型的状态维修决策研究[J]. 装备指挥技术学院学报, 2008, 19(6): 36-39.
- [33] Volk.P.J, Maciej.W, Maciej.Z. Utilizing Statistical Residual Life Estimates of Bearing to Quantify the Influence of Preventive Maintenance Actions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004 (18): 833-847.
- [34] Christer.A.H, Waller.W.M. Reducing Production Downtime Using Delay Time Analysis[J]. Journal of Operational Research Society, 1984, 35: 499-512.
- [35] 王英, 王文彬, 方淑芬, 等. 状态维修两阶段预知模型研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(11): 1278-1281.
- [36] Orchard.M.E, Vachtsevanos.G.J. A Particle Filtering Approach for On-line Failure Prognosis in Planetary Carrier Plate[J]. International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, 2007, 7(4): 221-227.
- [37] W.Wang. A Model to Predict the Residual Life of Rolling Element Bearings Given Monitored Condition Information to Date[J]. IMA J. Management Mathematics, 2002, 13: 3-16.
- [38] 陈丽, 牛晓磊, 贾云献, 等. 基于状态信息的条件剩余寿命建模研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(12): 2516-2518.
- [39] 孙磊, 汤心刚, 张星辉, 等. 基于随机滤波模型的齿轮箱剩余寿命预测研究[J]. 机械传动, 2011, 35(10): 56-60.
- [40] 毛用才, 胡奇英. 随机过程[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004: 101-156.
- [41] Camci.F, Chinnam.R.B. Hierarchical HMMs for Autonomous Diagnostics and Prognostics[M]. 2006 International Joint Conference on Neural Networks, 2006: 2445-2452.
- [42] Zhang.X, Xu.R, Kwan.C, et al. An Integrated Approach to Bearing Fault Diagnostics And Prognostics[J]. Proceedings of the American Control Conference, 2005(4): 2750-2755.
- [43] Ghasemi.A, Yacout.S, Ouali.M.S. Evaluating the Reliability Function and The Mean Residual Life for Equipment with Unobservable States[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(1): 45-54.
- [44] Dong.M, He.D. Hidden Semi-Markov Model Based Methodology for Multi-sensor Equipment Health Diagnosis and Prognosis[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 178(3): 858-878.
- [45] 尚永爽, 李文海, 刘长捷, 等. 部分可观测信息条件下装备剩余寿命预测[J]. 航空学报, 2012, 33(5): 848-854.
- [46] 张正道, 崔宝同. 基于 HsMM 的系统在线故障预报[J]. 控制与决策, 2010, 25(12): 1853-1856.
- [47] 禄晓飞, 周东华, 杨红兵. 考虑时变环境的基于设备退化的剩余寿命估计[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(增刊): 14-17.
- [48] Wang.T, Yu.J, Siegel.D, et al. A Similarity-based Prognostics Approach For Remaining Useful Life Estimation of Engineered Systems[C]. International Conference on Prognostics Health Management, 2008.
- [49] Zio.E, Maio.F.D. A Data-driven Fuzzy Approach for Predicting The Remaining Useful Life in Dynamic Failure Scenarios of A Nuclear System[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2010, 95(1): 49-57.
- [50] 曹伟, 宋玉普, 刘海成. 混凝土三轴变幅拉-压疲劳性能试验研究[J]. 工程力学, 2006, 23(3): 111-117.
- [51] 尤明懿. 基于相似性生的剩余寿命预测: 鲁棒性与不确定性研究[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2011, 29(6): 10-18.