

电子科技大学
UNIVERSITY OF ELECTRONIC SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CHINA

博士学位论文

DOCTORAL DISSERTATION



论文题目 退化型产品的剩余寿命预测与健康管理方

法研究

学科专业 机械工程

学 号 201211080103

作者姓名 王海琨

指导教师 黄洪钟 教 授

分类号

密级

UDC 注 1

学 位 论 文

退化型产品的剩余寿命预测与健康管理方法研究

(题名和副题名)

王海琨

(作者姓名)

指导教师

黄洪钟 教 授

电子科技大学 成 都

(姓名、职称、单位名称)

申请学位级别 博士 学科专业 机械工程

提交论文日期 2016.03.15 论文答辩日期 2016.05.31

学位授予单位和日期 电子科技大学 2016 年 6 月

答辩委员会主席

评阅人

注 1: 注明《国际十进分类法 UDC》的类号。

Research on Remaining Useful Life Prognostics and Health Management for Products with Degradation Processes

**A Doctor Dissertation Submitted to
University of Electronic Science and Technology of China**

Major: **Mechanical Engineering**
Author: **Hai-Kun Wang**
Advisor: **Prof. Hong-Zhong Huang**
School: **School of Mechatronics Engineering**

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

作者签名：_____ 日期： 年 月 日

论文使用授权

本学位论文作者完全了解电子科技大学有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权电子科技大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后应遵守此规定）

作者签名：_____ 导师签名：_____

日期： 年 月 日

摘 要

随着我国航空航天、高速轨道交通、海洋装备、重型机床等行业复杂装备的发展，其中退化型产品的可靠性关乎我国国防力量、社会民生等各个方面，这就需要对其进行相应的可靠性研究。在产品全寿命周期内，亟需监控系统运行状态，实时预测故障并提供相关维修资源等以保障产品健康状态。因此，本文将重点研究退化型产品的剩余寿命预测与健康管理办法。产品呈现出动态失效过程、维修资源准备和调度周期长、维修费用高昂和失效聚集等特征。本文首先研究基于退化与冲击过程的剩余寿命预测方法，其次提出基于疲劳裂纹扩展有限元模型和改进粒子滤波的剩余寿命预测方法，再根据预测的结果构建基于调度阈值与维修阈值的在线维修决策框架，并提出基于近极值理论的失效聚集性评估方法。

本文主要研究内容如下：

(1) 针对受到退化与冲击过程的系统提出一种预测剩余寿命的方法。将退化过程与冲击过程描述为“元素过程”，冲击损害是一种由于冲击过程作用造成的，作用于软失效过程中的损伤。退化损害是一种由于退化过程作用造成的，作用于硬失效过程中的损伤。损害在本文将特殊用于代表一个元素过程对另一个复合过程的影响。软失效过程包括退化过程与冲击损害，硬失效过程包括冲击过程与退化损害。软失效过程与硬失效过程属于复合过程，竞争系统失效。构建基于退化与冲击模型的剩余寿命预测框架，使用粒子滤波在考虑和不考虑测量噪音两种情况下，进行系统状态估计，预测在线剩余使用寿命。

(2) 机械结构的疲劳裂纹扩展是退化型产品的一种重要失效形式。通过结合高性能疲劳力学与滤波算法，研究机械结构裂纹扩展相关的故障诊断与预测方法。通过使用有限元替换算法计算应力强度因子，同时使用移动最小二乘法计算疲劳裂纹扩展速率，完成对疲劳裂纹扩展实施快捷和精确地确定性分析。扩展卡尔曼滤波和粒子滤波均用于估计裂纹长度。依据估计的裂纹长度，预测基于疲劳裂纹扩展的剩余使用寿命，并改进粒子滤波以达到显著减轻计算量的目的。

(3) 考虑维修资源准备的提前期，建立基于预测的最优维修策略。引入一个调度阈值表示开始准备各项维修资源。调度阈值、维修阈值和失效阈值三者构成一个基于三阈值的维修管理框架。使用该框架，供货商可在系统状态到达调度阈值时，开始准备维修资源；在系统状态到达维修阈值时，执行维修。期望总维修费用率为最优维修策略优化目标，其中维修费用依据系统状态确定，并考虑了供货商与客户等待时间费用。最后在预测与健康管理体系下动态更新最优维修策略。

(4) 在用户使用一批次产品时, 如果产品的失效时间聚集, 其危害性远大于单一产品失效。如果致力于研发可靠和安全的产品, 亟需避免在短时间出现多个失效的现象, 并针对这种现象展开研究。这种产品失效的聚集性由近极值系统状态和近极值失效时间所衡量。本文将定义近极值系统状态与近极值失效时间, 并在离线与在线解决方案中给出计算方法, 从而建立一个适用于离线与在线的失效聚集性评价体系。

关键词: 剩余使用寿命, 预测与健康管理, 疲劳裂纹扩展, 最优维修决策

ABSTRACT

With the development of the aerospace industry, the high-speed railway transportation, the marine equipment and the heavy-duty machine tools and so on in China, the reliability of products with degradation processes influences the China's national defense forces and all aspects of people's livelihood. It demands research on the reliability theory of products with degradation processes. In total life cycle of products, there is an increasing request of health condition monitoring, real-time failure prediction and maintenance management, in order to maintain the health condition. Thus, this dissertation will concentrate on remaining useful life prediction and health management for products with degradation processes. Products show dynamical failure processes, long time cycle of preparation and transportation for maintenance resources, expensive maintenance costs, and difficult evaluation of failure crowdings and so on. The main idea of this dissertation is to study on the remaining useful life estimation with the degradation and shock models, to propose the remaining useful life estimation based on fatigue crack growth model and modified particle filter, to establish the optimal online maintenance decision makings framework with a scheduling threshold and a maintenance threshold according to prediction results, and to present an evaluation method based on near-extreme theory for failure crowdings.

The main contents of this dissertation are summarized as follows:

(1) To present a prognostic approach to estimate remaining useful life for systems subjected to degradation and shock processes. Degradation and shock processes are described as “elemental processes”. Shock damage is the damage to a soft failure process caused by a shock process. Degradation damage is the damage to a hard failure process caused by a degradation process. Shock damage and degradation damage here represent the influence of elemental processes on compound processes. The soft failure process consists of a degradation process and shock damage, and the hard failure process consists of a shock process and degradation damage. Soft failure and hard failure processes are “compound processes”, and either of them could lead to system failure. A remaining useful life prediction framework is established on the degradation and shock model, by using a particle filter to estimate the system condition and online distribution of remaining useful life with and without measurement noise in prognostics.

(2) The fatigue crack growth in mechanical structures is an essential failure mode of products with degradation processes. By combining high-performance fatigue mechanics with filtering theories, the main study focuses on the fatigue crack growth of mechanical structures for diagnostics and prognostics. Fast & accurate deterministic analyses of fatigue crack propagations are carried out, by using the Finite Element Alternating Method (FEAM) for computing SIFs, and by using the Moving Least Squares (MLS) law for computing fatigue crack growth rates. Both the extended Kalman as well as particle filters are applied to estimate the crack lengths. Based on the estimated crack length, the estimation of remaining useful life based on fatigue crack growth is achieved, and a modified particle filter is proposed to drastically reduce the computational burden.

(3) Considering the lead time for maintenance resources preparation, a prediction based optimal maintenance decision-making is established. A scheduling threshold is introduced to represent the starting of various maintenance resources preparation. The scheduling threshold, the maintenance threshold and the failure threshold construct an integral maintenance management scheme. By using this scheme, suppliers can schedule maintenance services in advance when the system condition reaches the scheduling threshold, and perform maintenance when the system condition exceeds the maintenance threshold. The long-run expected cost rate is the objective, which considers the maintenance cost based on system conditions, and considers the costs of the waiting time of suppliers and customers. Furthermore, the optimal maintenance plan is updated dynamically in the framework of Prognostics and Health Management.

(4) When a group of identical products is operating by customers, if there is the aggregation of failures, it is more dangerous than just one failure. In order to produce reliable and safe products, it is critical to avoid the failure occurrences in a short time, and research on this phenomenon. The phenomenon of failures is measured by near-extreme system condition and near-extreme failure time. Near-extreme system condition and near-extreme failure time will be defined and calculated in offline solutions and online solutions, then an evaluation system of failures aggregation is established for both offline solutions and online solutions.

Keywords: remaining useful life, prognostics and health management, fatigue crack growth, optimal maintenance decision

目 录

第一章 绪 论	1
1.1 研究背景意义	1
1.2 应用情况	2
1.3 研究现状	5
1.3.1 剩余寿命预测	5
1.3.2 健康管理	8
1.4 本文主要研究内容	10
1.5 本文结构	11
第二章 基于退化与冲击过程的剩余寿命预测	13
2.1 引言	13
2.2 系统建模	13
2.2.1 软失效过程	13
2.2.2 硬失效过程	15
2.2.3 系统随机过程	17
2.3 基于退化与冲击模型的剩余寿命预测框架	18
2.3.1 粒子滤波方法简介	18
2.3.2 预测模型	20
2.3.3 预测结果处理	21
2.3.4 基于退化与冲击模型的剩余寿命预测框架	22
2.4 简单算例	23
2.5 小结	29
第三章 基于疲劳裂纹扩展有限元模型的剩余寿命预测	30
3.1 引言	30
3.2 高性能疲劳力学算法	31
3.2.1 有限元替换算法	31
3.2.2 基于移动最小二乘法的疲劳法则	32
3.3 基于滤波算法的疲劳裂纹扩展诊断与预测	33
3.3.1 扩展卡尔曼滤波与粒子滤波	34
3.3.2 一个应用于裂纹扩展的改进粒子滤波	36
3.4 简例：紧固件孔附近的一个简单裂纹扩展	39

3.4.1 实验装置和确定性分析	39
3.4.2 基于仿真噪声测量的诊断与预测	42
3.5 小结	46
第四章 基于三阈值的健康维护	48
4.1 引言	48
4.2 系统假设和模型描述	49
4.2.1 系统描述	49
4.2.2 退化过程	50
4.2.3 系统类型	51
4.3 维修等待时间	54
4.3.1 供货商等待维修时间	54
4.3.2 用户等待维修时间	55
4.4 维修策略	56
4.4.1 维修假设	56
4.4.2 费用分析	57
4.5 PHM 框架下的最优维护策略与算例	58
4.5.1 状态评估与预测	58
4.5.2 PHM 框架下最优化调度阈值与维修阈值	58
4.6 数值算例	61
4.6.1 一个简单数值算例	61
4.6.2 与其它维修策略比较	66
4.7 小结	67
第五章 基于近极值的健康评估	68
5.1 引言	68
5.2 问题描述	69
5.2.1 近极值系统退化状态	70
5.2.2 近极值失效时间	72
5.3 离线方案	72
5.3.1 无失效情况下的近极值退化状态的平均态密度	72
5.3.2 有失效情况下的近极值退化状态的平均态密度	73
5.3.3 近极值失效时间的平均态密度	74
5.4 在线方案	74
5.4.1 近极值系统状态的在线评估	75

5.4.2 近极值剩余使用寿命的在线评估	75
5.5 简单算例	76
5.5.1 离线方案简单算例	76
5.5.2 在线方案简单算例	79
5.6 小结	81
第六章 全文总结与展望	82
6.1 全文总结	82
6.2 后续工作展望	83
致 谢	85
参考文献	86
在学期间参与的项目研究	100
攻读博士学位期间取得的成果	101

图目录

图 1-1 论文总体框架图	11
图 2-1 基于退化与冲击过程的预测框架	24
图 2-2 基于退化与冲击模型的剩余寿命预测算例	25
图 2-3 系统失效过程状态分布图	26
图 2-4 TH_{HD} 在不考虑测量误差且使用退化损害模型时对 $Pr(RUL)$ 的影响	27
图 2-5 TH_{HD} 和 TH_{HS} 对 $E(RUL)$ 的影响	28
图 2-6 v 对 $E(RUL)$ 的影响	28
图 3-1 有限元替换算法示意图	32
图 3-2 使用卡尔曼滤波于裂纹长度诊断流程图	35
图 3-3 使用粒子滤波于裂纹长度诊断流程图	36
图 3-4 使用改进粒子滤波于裂纹扩展预测步骤流程图	38
图 3-5 一个铝制孔右侧有含裂纹狗骨式挂片	40
图 3-6 裂纹扩展测量示意图	40
图 3-7 裂纹扩展传感器信息传递示意图	40
图 3-8 挂片传感器布局示意图	41
图 3-9 挂片裂纹局部示意图	41
图 3-10 疲劳裂纹扩展的确定性分析	42
图 3-11 真实裂纹长度与观测裂纹长度	42
图 3-12 通过扩展卡尔曼滤波诊断裂纹长度	43
图 3-13 通过粒子滤波诊断裂纹长度	43
图 3-14 通过改进粒子滤波诊断裂纹长度	43
图 3-15 通过扩展卡尔曼滤波预测裂纹扩展	44
图 3-16 通过粒子滤波预测裂纹扩展	45
图 3-17 通过改进粒子滤波预测裂纹扩展	45
图 3-18 基于扩展卡尔曼滤波的裂纹扩展剩余寿命预测	45
图 3-19 基于粒子滤波的裂纹扩展剩余寿命预测	46
图 3-20 基于改进粒子滤波的裂纹扩展剩余寿命预测	46
图 4-1 失效时间与退化状态的累积概率密度	50
图 4-2 系统类型	52
图 4-3 供货商等待时间	55

图 4-4 用户等待时间	56
图 4-5 PHM 框架下基于三阈值的最优维修策略	59
图 4-6 PHM 框架下最优化调度阈值与维修阈值	61
图 4-7 最优状态下系统类型概率值 $P_1 + P_2 + P_3$, P_4 和 P_5	63
图 4-8 最优状态下系统类型概率值 P_1 , P_2 和 P_3	63
图 4-9 供货商与用户期望等待时间	64
图 4-10 供货商期望等待时间随等待费用 C_{ws} 的变化	64
图 4-11 用户期望等待时间随等待费用 C_{wc} 的变化	65
图 4-12 决策变量随 C_{ws} , C_{wc} 的变化及对 T_L 影响	65
图 5-1 无失效情况下的近极值退化状态示意图	71
图 5-2 有失效情况下的近极值退化状态示意图	71
图 5-3 近极值失效时间示意图	72
图 5-4 离线解决方案下 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 分布图	77
图 5-5 离线解决方案下 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 随 N 的变化	77
图 5-6 离线解决方案下 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 分布图	78
图 5-7 离线解决方案下 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 随 N 的敏感度分析	78
图 5-8 离线解决方案下 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 分布图	79
图 5-9 离线解决方案下 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 随 N 的敏感度分析	79
图 5-10 在线解决方案下 $\overline{\rho_{online_h}(r_h)}$ 在不同时间的分布	80
图 5-11 在线解决方案下 $\overline{\rho_{online_rul}(r_{rul})}$ 的分布	80

表目录

表 2-1 常见核函数.....	22
表 2-2 退化与冲击过程算例数值.....	25
表 3-1 不同方法的剩余寿命预测期望值.....	44
表 4-1 依据系统退化路径划分系统类型.....	51
表 4-2 算例中的决策参数.....	60
表 4-3 使用三阈值维修决策算例中参数及结果.....	66
表 4-4 三阈值维修决策与其它情形的比较.....	67
表 5-1 离线解决方案系统参数.....	76
表 5-2 在线解决方案系统参数.....	80

第一章 绪 论

随着科技的不断发展，退化型产品涉及到航空器、舰艇、民用船舶、工业加工与制造等各个方面，对提高人民生活质量，加强国防的安全和促进国家经济的发展具有重要意义。这些产品存在使用环境恶劣、动态失效过程、维修资源准备和调度周期长、维护成本高昂和系统安全评价困难等问题，其可靠性和安全性具有极高的研究价值。本文所研究的退化型产品剩余寿命预测与健康管理的的方法，包括失效模式、失效机理分析，系统状态评估和剩余寿命预测，失效聚集性评估等内容，形成完整的预测与健康管理体系，有效地保障产品的可靠性和安全性。本章将概述剩余寿命预测与健康管理的意义和研究现状，及本论文的主要研究内容及章节结构。

1.1 研究背景意义

预测与健康管理的(Prognostics and Health Management, PHM)，是在可靠性工程、结构健康监测、故障诊断、维修工程、安全工程等原有学科基础上迅速发展的一个新兴领域。这门学科与系统健康管理(System Health Management)、汽车健康管理(Vehicle Health Management, VHM)、发动机科学管理(Engine Health Management, EHM)和结构健康监测(Structural Health Monitoring, SHM)息息相关。当系统或产品无法执行其预定功能时即为故障。PHM 主要致力于在线预测故障时间与当前时间的距离^[1]，即剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)。RUL 预测是 PHM 框架下的核心概念，是健康管理决策的基础。RUL 预测是基于分析失效模式、早期磨损与退化故障征兆、故障状态等行为，通过预测系统偏离正常使用性能的程度，或者通过正常操作系统的退化程度表征的^[2]。

产品经历的退化失效过程复杂，且多种失效模式并存。从失效原因的角度，产品受到内部退化过程和外部冲击过程共同影响。从失效表现形式的角度，产品既有逐渐表现出性能退化直至失效的软失效过程，也有在冲击作用下从正常工作到故障的突发性硬失效过程。本文在研究产品的失效过程时，将失效原因与失效结果过程相区分，并考虑其中的逻辑关系。软失效过程和硬失效过程可同时包含退化与冲击过程；软失效和硬失效均可导致系统失效。研究退化与冲击过程下的产品的剩余寿命预测与健康管理的十分有意义的。

其中，可靠与完备的失效物理分析提高了预测模型的准确度，是基于失效物理的 PHM 框架下一个重要的环节。裂纹扩展作为退化型产品的主要失效形式，广

泛存在于各种退化型产品中。由于产品的多样化结构特征，难以获得裂纹扩展过程的解析解。针对裂纹扩展长度估计与剩余寿命预测的在线实时更新特征，要求在保证精度的前提下，必须大幅降低计算量。这样，才能将基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测广泛应用于各个机械产品。本文将使用高效有限元替换算法并改进粒子滤波算法，完成在线基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测。

当获取到退化型产品剩余寿命预测结果，就需要展开相关产品的健康管理。

产品的供货商和用户可能均是我国重要企业单位，需要从供货商和用户共赢的角度进行管理。随着预测与健康管理技术的应用，产品制造商的功能发生了重大转变^[3]，即从产品的制造者向服务的提供者发生转变。供货商将参与产品整个生命周期内的运营维护工作和维修资源的管理，这不仅为用户提供了更优质的服务，亦为供货商增加了产品的经济附加值。例如飞机产品的零部件的维修替换，既增加了飞机的可靠性与安全性，也增加了零件订单数量。而且 PHM 框架下获取的产品在线收集的用户使用数据是制造商弥足珍贵的资源，不但可以通过该数据完善产品信息，更可赢得用户的信任和更多订单。同时供货商由于各种因素需要对维修资源提前进行分配以保证服务的质量。所以本文有必要提出考虑维修资源管理到维修执行的维修决策，并同时考虑供货商和用户的等待时间费用，以制定最优维修策略。

对同组的产品，除了在 PHM 框架下对每个产品展开最优维修策略，更需要考虑其失效时间的聚集现象。假如多个产品故障时间相邻并形成失效状态聚集，从供货商的角度，不但在短时间内需要调用更多的维修资源，更会造成难以承担的社会责任；从用户的角度，不但对产品的质量产生怀疑，更会造成重大经济损失。所以如何评价这种失效聚集性是工业界和学术界亟需解决的问题。有必要建立相应的指标，例如近极值失效时间等。因此，评估这些同组退化型产品的状态或失效时间的聚集情况是有意义的。

从整体上亟需研究退化型产品的剩余寿命预测与健康管理，在剩余寿命预测方面，包括从系统建模角度对受到退化与冲击过程作用的产品进行研究，从重要失效物理的角度针对疲劳裂纹扩展的机械结构展开研究；在健康管理方面，包括从单一产品级角度对考虑资源管理的在线最优维修决策进行研究，从同组产品角度对失效聚集状态的评估方法进行研究。

1.2 应用情况

预测与健康管理在工程实践中具有广泛的应用，依据实际的使用情况制定相关 RUL 预测方法，并已广泛应用于以下领域。

（1）航空航天工业

部分航空公司已组建相关 PHM 研究团队,为在最新国际适航标准下研制的民用大飞机研发并装配故障预测与健康管理系统,这是飞机安全性、经济性的重要保障。Boller^[4]阐述了 PHM 在实际应用中遇到的困难,尤其是飞机结构随着役龄的增长,飞机航空电子设备和飞行控制系统甚至引擎不断维修更换及持续升级,而这些维修升级对系统运行状态产生无法预估的影响,使得剩余使用寿命预测更加艰难。Boller^[4]还指出在一项飞机主要结构疲劳测试(Major Airframe Fatigue Test, MAFT)中,疲劳裂纹失效占了各种失效形式的 70%。Zaluski 等^[5]针对 CF-18 型号飞机建立基于数据挖掘的预测模型,完成 PHM 系统框架及相应软件开发工具。Nieto 等^[6]通过一种基于粒子群优化与支持向量机回归(Particle Swarm Optimization-Support Vector Machines, PSO-SVM)的模型完成了对飞机引擎的 RUL 预测,并提供了可靠度随时间的变化。Zaidan 等^[7]使用了基于贝斯的分层模型,用于一系列民用燃气涡轮发动机剩余寿命的预测。Zaidan 等^[8]结合变分推断解决贝叶斯分层模型数值采样中的计算和收敛问题,应用于航空发动机,并提出航空发动机 RUL 预测技术可减少全寿命周期费用,提高可靠性与可用性,是航空航天工业的核心技术。

（2）机械工业

轴承是旋转机械的重要部件,广泛应用于机械行业,故对其开展了大量的 PHM 研究。Di Maio 等^[9]通过相关向量机和指数回归模型方法计算轴承的剩余使用寿命。Qian 和 Yan^[10]使用可变重要度密度函数与反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network)建立了增强的粒子滤波(Enhanced Particle Filter)方法,能准确预测滚动轴承的剩余寿命。Wang^[11]使用基于 K 近邻方法,评估在不同发动机速度及载荷下轴承的裂纹水平。Wang 等^[12]提出了基于序贯蒙特卡洛方法的最优小波滤波器,以提取轴承的故障特征。Singleton 等^[13]使用扩展卡尔曼滤波,用于轴承剩余寿命预测。Li 等^[14]使用自适应首次预测时间(First Predicting Time)和改进的指数模型,建立基于粒子滤波的滚动轴承 RUL 预测。Ali 等^[15]使用了威布尔分布和人工神经网络,建立精确的轴承 RUL 预测。Soualhi 等^[16]基于 Hilbert-Huang 变换和支持向量机及回归方法,建立了轴承的健康监测方法。Medjaher 等^[17]通过使用高斯隐马尔可夫和动态贝叶斯网络作为模型,并应用于轴承加速寿命的实际数据中。El-Thalji 和 Jantunen^[18]总结了滚动轴承的故障建模和预测健康监测方法。

（3）电子工业

Pecht 和 Gu^[19]针对电子产品提出基于失效物理的预测方法,依据产品实际应用情况、产品全寿命周期载荷和失效机理,进行可靠性设计与评估。其具体方案

为通过传感器采集产品信息，在线评估产品实际状态与期望正常运行状态之间的偏离程度，预测产品未来退化程度和可靠性。Pecht 和 Jaai^[20]详细介绍了 PHM 在电子产品领域的实际应用情况，尤其详细阐述了基于数据驱动与模型驱动的融合预测方法及具体实施措施。Vasan 等^[21]针对探测拟电路器件，在 PHM 框架下研究失效电路状态，成功隔离故障区域，预测模拟电路器件的剩余使用性能。Challa 等^[22]指出 PHM 技术可检测出电子元器件在整个寿命周期内的性能状态，对系统状态进行实时探测，对即将发生的失效状态提供早期警告，以降低因器件失效引起的系统失效风险和相应经济损失。Sandborn 与 Wilkinson^[23]将 PHM 技术应用于电子系统，预测的系统未来状态，并依据预测结果进行最优维修决策，以最小化寿命周期费用或者最大化可用度。Si^[24]提出一个基于非线性退化模型的自适应预测方法，并广泛应用于电池领域。

（4）核工业

太平洋西北国家实验室 Coble 等^[25]报告称：多年的运营经验表明，核电站随着役龄的增长，易暴露于恶劣的工作条件中，引发相关安全性问题，故亟需对核电站关键性结构和部件进行更精准的实时监测，增强管理和优化维修决策以保障安全性。Liu 等^[26]通过对核电厂（Nuclear Power Plants, NPP）零部件的状态预测，提出了基于概率的支持向量机回归（Probabilistic Support Vector Regression, PSVR）的方法，并有效应用于核电厂一个重要部件相关参数的预测。Katsuyama 等^[27]针对核电厂中运输管道的老化问题，在基准分析的基础上研究了疲劳老化机理，同时基于概率断裂力学（Probabilistic Fracture Mechanics, PFM）计算了系统的可靠性及适用性。Di Maio 等^[28]以压水反应堆（Pressurized Water Reactor, PWR）的反应堆冷却泵（Reactor Coolant Pump）的 46 个信号作为案例，基于组合统计提出了一种用于控制错误分类概率的方法，有效的排除了平衡虚警和漏警，提高了预测的准确率。

（5）风电行业

风力发电机与普通旋转机械不同，具有无规则载荷模式、间歇运行和恶劣天气条件等独有的特点。故需要改进寿命预测方法，以解决风力发电机 RUL 预测问题。Kandukuri 等^[29]针对面向风力发电场的低速设备，做出了诊断预测与健康管理综述，尤其对低速齿轮和行星齿轮箱这两个重点部件，阐述了现有适于风力发电机独有特点的 PHM 方法。Márquez 等^[30]综述了关于风力发电机的状态监控方法和维修方案，揭示了不同监控方法与风力发电机关键部件的对应关系，并指出未来故障监测研究方向。Gray^[31]等综合使用基于失效物理的方法和风力发电机标准性能参数，提出了一种累积损伤的在线监测方法，并应用于一个大型风力发电场。

（6）铁路运输行业

Ghasemi 和 Hodkiewicz^[32]通过使用比例风险模型、轴承声学监测系统及失效数据库等技术,提出了铁路货运轴承的 RUL 预测方法,依据预测结果决定是替换还是继续使用该轴承。Klinger 等^[33]针对铁路桥梁的悬吊管进行了失效分析,监测因风力振动而产生的疲劳裂纹,并进行 RUL 预测。Medianu 等^[34]针对轨道车辆的车轮轮廓,开发了一套用于状态监测与诊断的软件系统。Lin 等^[35]在数据驱动的 PHM 框架下,研究了基于经典贝叶斯及半参数退化贝叶斯方法的可靠性分析,并将相应的预测性维修策略应用于火车头车轮组。Li 和 He^[36]使用车轮负载探测器、机器视觉系统、光学几何探测器的多源信息融合技术,研究了在丢失数据的情况下铁路车轮与转向器的 RUL 预测。Hong 等^[37]使用了包含主动传感器网络、主动波信号发生器、多通道数据获取、信号处理和数据融合与结果显示等组成的在线结构健康监测技术,并成功应用于我国北京-上海高速铁路的 CRH380 上。

综上所述,退化型产品的 PHM 技术针对不同的行业特点产生了相关的理论和方法,并应用广泛,同时具有重大的理论研究意义与实际应用价值。

1.3 研究现状

1.3.1 剩余寿命预测

传统寿命预测与 PHM 框架下剩余寿命预测的一个重要区别,是数据来源的不同。传统寿命预测更倾向于从破坏性试验或加速试验等中获取寿命数据,并预测寿命分布。而在 PHM 框架下剩余寿命预测不仅使用上述的寿命数据,更需要通过监测传感器等方式在线获取性能退化数据或状态监测数据。这种在线获取数据的方式决定了 PHM 下的剩余寿命预测是一种具有精准指向性的方法,其关键点不仅是针对所有产品获取寿命分布信息,更是针对正在实施 PHM 的关键系统或关键部件的剩余寿命进行评估,且剩余寿命呈现出随机性等特征^[38]。由于产品的特点不同,剩余寿命预测方法也多种多样,但其主要思想均是利用历史数据对同类产品剩余寿命方法进行模型选择验证等,利用在线数据针对该产品特制剩余寿命方法并更新数据等,以完成在线状态监测与剩余使用寿命预测。依据对这些监测数据的使用方式分为^[2]基于失效物理的方法、基于数据驱动的方法、以及基于两者融合的方法。融合在离线过程中获取的训练信号和在线过程中获取的实时信号,计算剩余寿命的分布^[39]。在线监测信息收集过程中有噪音,如果要使得预测结果具有实际应用价值,需要在控制误差下进行预测分析^[40]。离线数据和在线数据相互交互,更新潜在物理损伤过程的监测状态,提供早期警告,以避免无法挽回的重大

事故^[41]。新获取的监测退化数据,通过贝叶斯更新和期望最大化算法,在 PHM 框架下不断对剩余寿命预测分布进行更新^[42]。最近在线剩余寿命预测与各种失效模式^[43]和预测模型^[44]在工业界都得到了应用,以实时监测可靠性,在考虑经济性的情况下最大化可用性。Baraldi 等^[45]针对基于模型驱动与数据驱动的预测方法,调查研究了该预测方法对不确定性的处理能力。Chen 等^[46]综述了嵌入式的 PHM 技术框架与发展路线,并应用于复杂机械系统。Sun 等^[47]综述了产品如何在全寿命周期内从 PHM 中获益,以及 PHM 系统设计者与使用者面临的挑战。

产品的剩余寿命预测方法通常分为以下几种:

(1) 基于失效物理模型方法。

基于失效物理模型方法一般是结合失效物理分析,通过设备的现场状态评估产品的剩余寿命,采取相应的预警设备,以预防故障的发生。Mathew 等^[48]使用失效模式、机理影响分析(Failure Modes and Mechanisms Effects Analysis, FMMEA)技术,确定适当的物理参数值,增强 PHM 的实施效果。Fan 等^[49]将基于失效物理的 PHM 系统,应用于大功率白光发光二极管(Light-Emitting Diodes, LEDs)照明。Chookah 等^[50]使用基于概率失效物理的 PHM 方法,用于点蚀与腐蚀疲劳相关的结构。Zhu 等^[51]在基于概率失效物理的 PHM 框架下,针对飞机航空发动机涡轮盘的疲劳问题,研究了在考虑不确定性下的疲劳寿命预测。Gu 等^[52]通过使用有限元模型与振动疲劳失效模型,在基于失效物理的 PHM 框架下,研究了振动载荷下电子产品的剩余寿命预测,并实施于印刷电路板。显然,基于失效物理模型的方法需要对失效机理有较深入的研究,在此基础上基于失效物理模型的方法具有建立的模型与实际研究对象联系紧密,模型参数有物理意义,易于理解与执行等特点。

(2) 基于数据驱动的方法。

基于数据驱动的剩余寿命预测方法^[53]是直接使用数据进行建模,具有机器学习属性的概率统计模型。基于数据驱动包括直接观测状态过程和非直接观测状态过程。直接观测状态过程包括基于回归分析模型^[54]、维纳过程模型^[55]、伽马过程模型^[56]和马尔可夫模型^[57]等模型。非直接观测状态过程包括基于比例风险模型^[58](Proportional Hazards Model)、隐马尔可夫^[59]和随机滤波模型,特别是卡尔曼滤波方法^[60]以及粒子滤波方法^[61]等。Fan 等^[62]提供了一种基于数据驱动的 PHM 方法,在贝叶斯更新和期望最大化算法(Expectation Maximization, EM)的协作下,应用于全球定位系统接收器。Cheng 等^[63]将多成员算法嵌入到一个基于权重的算法中,在 PHM 框架下处理预测误差问题。

Si 等^[64]针对某重要系统可在工作状态与存储状态切换运行状态的特点,使用

一个两种状态的齐次马尔可夫过程描述这种切换，并预测剩余存储寿命（Residual Storage Life）。Hu 等^[65]集合不同基于数据驱动的 PHM 算法，以保障剩余寿命预测的鲁棒性。显然，基于数据驱动的方法依赖于大量数据并需要使用适合的统计学习方法，难点在于机器学习方法本身的发展，及其与 PHM 系统的结合方式。

其中粒子滤波近年成为研究热点，快速发展并应用于各个行业。一些基于数据驱动模型，如更新模糊神经推理系统^[66]和区间分析方法^[67]等与粒子滤波算法相结合，可用于在非线系统内预测故障指示器的剩余使用寿命^[68]，或者处理测量误差^[69]。在线基于粒子滤波的 PHM 框架，是从序贯重要度抽样和贝叶斯理论推导出，由一系列点和相应的权重代表相应的概率密度值，可应用于实时故障诊断和剩余寿命预测^[70]。由状态密度概率函数递归推断粒子及权重，以管理系统评估及预测中的不确定性^[71]。系统状态模型和观测模型共同构建了粒子滤波的基本模型，在非线退化过程和非高斯观测过程中，实现高精度状态评估及剩余寿命预测^[72]，并且粒子滤波大部分情况下是收敛的^[73]。虽然粒子滤波中存在粒子退化问题，即在使用中粒子所能代表的点随着使用逐渐减小的问题，但是可采用重采样系统解决^[74, 75]。粒子滤波使用过程中的常见问题已有相关解决方案^[76, 77]。当用于复杂的动态系统中，尤其系统出现运行模式变化时，粒子滤波可结合一个对数似然比例的方法实现较好的效果^[78]。粒子滤波还可结合最小二乘退化法获取的系统模型，应用于绝缘栅双极型晶体管^[79]。故通过粒子滤波与其它技术相结合，可实现更多适应于不同研究对象的预测方法，例如高阶粒子滤波与自适应模糊神经网络相结合^[80]，动态粒子滤波与支持向量机回归方法结合^[81]，与核平滑方法结合^[82]等。粒子滤波广泛应用于各个领域，例如电池^[83-85]、泥浆泵叶轮^[86]、电解电容器^[87]和 LED 驱动器^[88]等。粒子滤波不但可用于状态监测，而且可与其它方法进行结合，具有较好的适应性，以制定针对系统特征的方法，符合 PHM 的精准指向某一产品的特点。因此粒子滤波被证明在预测与健康管理领域是一个普遍使用并有效的工具。

（3）基于失效物理与数据驱动融合模型的方法

Xu 和 Xu^[89]建立了一个基于模型驱动、数据驱动与知识驱动的融合模型，并提出相应的健康管理方法，应用于航空电子设备系统。Xu 等^[90]使用传感器数据，研究了 PHM 导向的集成融合预测方法，用于飞行器发动机。Ding 等^[91]研究了集成的智能系统健康管理，用于空间电子设备。Baraldi 等^[92]在不同可提供信息的情况下，比较了基于模型与基于数据驱动的剩余寿命预测。An 等^[93]综述了基于数据驱动和基于失效物理驱动的剩余寿命的实用性选择方法。Rosunally 等^[94]提出了一种基于融合的 PHM 方法，包括使用金丝雀与鹦鹉装置（Canary，金丝雀装置，来

源于采矿业，描述预警装置，比实际使用装置耗损快；Parrot，鹦鹉装置，与实际使用装置耗损速度相同，但更易于监测）、失效物理模型、前兆监测与数据趋势分析、贝叶斯网络模型等，并用于传统结构的剩余寿命预测。Wang 等^[95]考虑金丝雀装置失效时间到主系统失效的间距，研究了该平均预测距离的经济性设计方法，用于装配了金丝雀装置的电子系统。Liao 和 Köttig^[96]综述了工程系统中预测方法的不同融合方式，并应用于电池寿命预测。Zio 和 Di Maio^[97]研究了损伤的扩展机理，使用同时包含数据驱动与模型驱动的关联向量机方法（Relevance Vector Machine, RVM），用于裂纹扩展部件的剩余寿命预测。Zhao 等^[98]使用有限元模型用于齿轮受力分析，一个动力模型用于齿轮动态载荷计算，Paris 法则用于裂纹扩展模型，并使用贝叶斯方法融合状态监测数据并更新剩余寿命预测。融合方法既使用失效物理模型，也应用数据挖掘的结果，综合使用产品可提供的信息，选择不同的方式进行融合，以预测精确的剩余寿命。

1.3.2 健康管理

健康管理包含维修策略、备件优化、风险控制、可靠性评估等的内容。维修策略^[99]包括事后维修方法（Corrective Maintenance）、预防性维修方法（Preventive Maintenance）、基于状态的维修（Condition-Based Maintenance）和预测性维修（Predictive Maintenance）等。Guo 等^[100]使用维纳随机过程描述退化过程，在基于状态维修的框架下建立了最优维修策略，并应用于任务导向型系统。Fouladirad 和 Grall^[101]针对磨损速率变化的问题，通过在线监测磨损速率的转变，实现了基于状态的最优维修策略，并用于非其次磨损过程的系统。Huynh 等^[102]针对非直接监控系统，研究了融合基于状态维修策略与动态维修策略，减少测量不确定性对最优维修决策的影响，并定量研究了需要投资状态监测设备进行剩余寿命预测的条件。Flage 等^[103]建立了基于自适应贝叶斯的最优维修模型，并考虑了相关安全性约束条件。Hashemian^[104]综述了现在预测性维修的发展现状。Lee 等^[105]综述了现代智能工具和基于预测的维修方法，并介绍了其广泛的应用。Peng 等^[106]综述了基于状态维修的机器预测方法的发展状况。Horenbeek 和 Pintelon^[107]针对多部件复杂系统，提出一种动态的预测性维修策略。

基于状态的维修策略在实际应用中存在许多不同的系统模型，例如使用非齐次泊松过程模型^[108]、两阶段失效过程模型^[109]、疲劳裂纹退化模型^[110]、比例风险模型^[111]和基于信度规则（Belief Rule）的预测模型^[112]，以及考虑保修的维修模型^[113]等。Ahmad 和 Kamaruddin^[114]综述了基于时间和状态的维修策略在工业上的实际应用。Compare 和 Zio^[115]在预测性维修框架下，提出使用两种基于风险敏感性

的粒子滤波进行剩余寿命预测, 以确定最优维修时间, 成功应用于机械部件的裂纹扩展问题。Camci^[116]阐述了维修既要避免维修过度, 又要避免故障的发生, 研究了在资产预测性信息可获取的前提下, 考虑资产地理上分布, 制定最优维修策略。Camci^[117]提出在利用预测信息的基础上, 使用遗传算法优化系统维修策略。Traore 等^[118]在预测性维修的框架下, 提出基于动态分类方法进行监视与预测的方法, 并应用于温度调节器。Do 等^[119]在考虑完好维修 (Perfect Maintenance) 与非完好维修 (Imperfect Maintenance) 的基础上, 针对退化系统建立了基于状态的主动维修策略。Tinga^[120]提出基于失效物理的系统状态评估模型, 用于预防性维修策略。Zhang 等^[121]提出了基于贝叶斯网络的退化模型, 用于定时维修策略。Chen 等^[122]提出使用逆高斯退化模型, 用于基于状态的维修策略。Cheng 等^[123]使用伽玛过程描述系统退化过程, 通过特征函数的离散傅立叶变换方法, 计算有限时间内的费用率的概率分布。Liao 等^[124]使用伽玛模型描述系统退化, 研究在考虑不完全维修的基础上, 针对连续监测的退化系统, 建立最优维修策略。伽玛过程始终是正数且严格递增, 由于大部分退化过程亦是正数且严格单调退化, 故伽玛过程广泛应用于描述退化过程^[125]。

维修管理广泛应用于各行各业。Bouvard 等^[126]将分组维修与基于状态的动态维修策略相结合, 用于商用重型车辆。Sun 等^[127]使用基于状态空间建模技术, 进行基于健康指数的系统预测, 以建立基于状态的维修策略, 并应用于燃气轮机。Munoz-Condes 等^[128]基于牵引电池的状态评估, 建立了基于状态的维修策略, 并介绍了其发展现状和在工业界的应用实例。Kamei 和 Takai^[129]使用高精度传感器采集信息, 考虑了其精度对基于状态维修策略的影响, 并应用于气体绝缘开关装置。Giorgio 等^[130]使用了与磨损状态相关的磨损模型, 建立基于状态的维修策略, 并用于船用发动机的汽缸衬垫。Byon 和 Ding^[131]研究了部分观测的马尔可夫过程, 建立了与季节相关的基于状态监测维修策略, 并应用于风力涡轮机。Byon^[132]研究了动态决策过程的近似方法, 以降低维修决策的计算量。Tian 等^[133]考虑了零部件级别与系统级别的持续监测过程, 建立了基于状态的最优维修策略, 并用于风力发电系统。Besnard 等^[134]比较了多种基于状态的维修策略, 通过应用于风力涡轮机中叶片, 结果显示在线状态监测优于视觉检查和状态检查方法。在这些应用中可发现, 基于状态的在线预测性最优维修策略是较有前途的发展方向。Xiao 等^[135]在维修决策中同时优化生产计划和成组维修。然而, 在这些研究中, 没有文献在基于状态维修策略中考虑到维修资源的准备, 或货品生产的提前期^[136]。

健康管理现阶段出现了以下三个趋势:

- (1) 预测性, 使用剩余寿命预测结果作为最优化维修策略的基础。

(2) 实时性, 不断地实现在线更新, 以不断实时更新最优维修策略。

(3) 系统性, 各种维修资源准备工作成为系统工程的一部分, 以保证维修实施。

本文主要涉及在 PHM 框架下, 使用预测结果进行最优维修策略及相关评估工作。

1.4 本文主要研究内容

本文主要研究内容包括:

(1) 将退化与冲击过程引入剩余寿命预测方法建模中。本文不仅使用退化与冲击过程, 更通过考虑两者的共同作用构成复合过程, 从而达到分层次的随机过程描述。这样将失效原因和失效形式相互分离, 使分析更具有针对性, 尤其考虑了退化过程对硬失效的影响。在使用退化与冲击模型的基础上, 使用了粒子滤波方法, 在考虑和不考虑测量噪音的情况下分别进行预测, 构建了系统状态估计与在线剩余寿命分布的预测。

(2) 针对疲劳裂纹扩展这一退化型产品中的重要失效形式, 研究基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测与健康管理。主要研究思路包括通过综合使用高性能疲劳力学计算方法与改进滤波方法, 提出基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测方法。在使用有限元替换算法下, 避免重复网格划分, 可高效计算应力强度因子。结合移动最小二乘法计算疲劳裂纹扩展速率, 提高疲劳裂纹扩展模型的适应性。分别根据具体情况可使用扩展卡尔曼滤波及粒子滤波方法。针对粒子滤波计算方法计算量大的问题, 做了相应改进并达到实时预测。

(3) 引入一个调度阈值作为基本决策变量, 作为准备和调度维修资源的状态阈值。调度阈值、维修阈值和失效阈值构成了三阈值维修决策机制。依据过去和现在的信息, 以及对未来预测, 并依据三阈值维修决策机制, 提出了系统类型的分类方式。考虑了供货商和用户的等待时间, 其等待时间费用计入总维修费用。优化期望总维修费用率, 并与其它维修决策进行对比。最优维修策略集成在 PHM 框架中, 通过实时更新系统状态与剩余寿命预测结果, 实现了在线更新最优维修策略。

(4) 提出近极值系统状态和近极值失效时间, 以解决距离首次失效的聚集现象。尤其针对安全性要求较高的产品, 更应避免在首次失效附近短时间出现多次失效。通过定义近极值系统状态及近极值失效时间, 给出其概率分布函数, 提供了离线情况下的计算方法。通过与粒子滤波和蒙特卡洛方法相结合, 提出了在线解决方案, 以实时更新近极值系统状态及近极值失效时间。

1.5 本文结构

本文的章节结构安排如下：

本文共六章，其总体框架如图 1-1 所示，总体分为两大部分：第一部分为剩余寿命预测，包括第二章及第三章；第二部分为健康管理，包括第三章及第四章，故，总体围绕退化型产品的剩余寿命预测与健康管理进行研究。

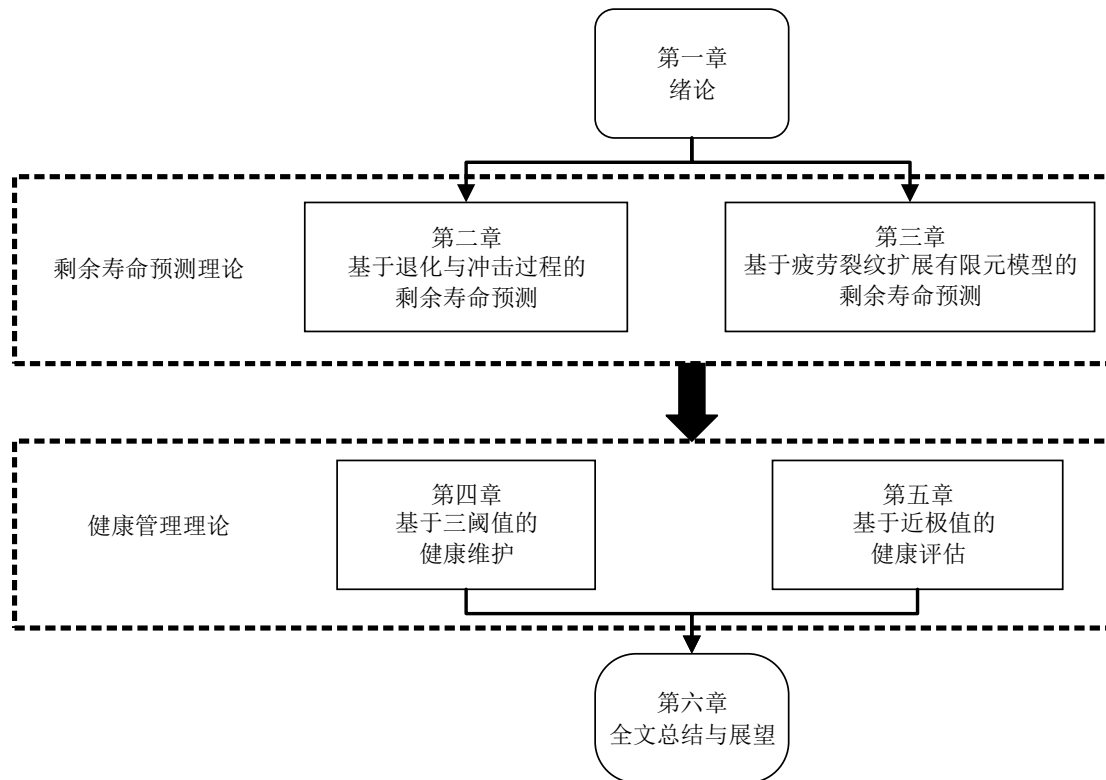


图 1-1 论文总体框架图

各章节的主要内容概括如下：

第一章，主要介绍研究背景、研究现状、应用情况，及本文的主要内容及总体框架。

第二章，建立基于退化与冲击的模型，研究在退化过程与冲击过程两个过程的共同作用下，考虑其对软失效与硬失效的影响，研究基于退化与冲击的剩余寿命预测方法。

第三章，通过疲劳裂纹扩展的有限元替换算法和基于移动最小二乘法的疲劳裂纹扩展法则，使用滤波算法，并针对效率问题改进粒子滤波算法，建立基于疲劳裂纹扩展有限元模型的剩余寿命预测方法。

第四章，构建调度阈值、维修阈值和失效阈值的三阈值维修决策，考虑供货商与用户等待维修的时间费用，并依据剩余寿命预测结果，降低期望总费用为目

标，在线优化最优维修策略。

第五章，针对成组产品出现的失效聚集现象，引入近极值系统状态及近极值失效时间作为相应参考指标，给出其离线计算方法，引入在线剩余寿命及其在线更新方法。

第六章，综述全文，并展望未来工作内容。

第二章 基于退化与冲击过程的剩余寿命预测

2.1 引言

产品常常同时受到系统内部退化和外部运行环境的影响，包括系统退化和冲击载荷等，复杂的失效过程增加了产品剩余寿命预测的难度^[137]。失效可归为两种基本类型^[138]：（1）硬失效（Hard Failures），主要由外部冲击过程引起，具有突发性；（2）软失效（Soft Failures），主要由系统的退化过程引起，具有可连续性。退化与冲击模型可构成软失效和硬失效过程，适用于复杂产品的失效过程，已广泛应用于系统建模^[139-143]。但退化与冲击模型从未被用于状态监测及剩余使用寿命预测。

本章将退化过程和冲击过程视为“元素过程”，软失效过程和硬失效过程视为“复合过程”。软失效过程到达软失效阈值或硬失效过程到达硬失效阈值，均可导致复杂系统的失效。在本文中，冲击损害（Shock Damage）代表冲击过程对于软失效过程的影响^[144]；退化损害（Degradation Damage）代表退化过程对于硬失效过程的影响。目前对退化损害鲜有研究。因此本章将进行如下研究：

- （1）在预测与健康管理框架下，研究退化与冲击过程的使用方式。
- （2）建立冲击损害与退化损害的模型，以及复合过程的构成方式。
- （3）使用粒子滤波算法，并在预测过程中考虑测量噪音的影响，研究基于退化与冲击过程的剩余寿命预测方法。

对于经历退化与冲击过程的产品而言，上述研究是必须也是十分有意义的。

2.2 系统建模

系统同时经历软失效过程与硬失效过程。软失效过程由退化过程与冲击损害组成。硬失效过程由冲击过程与退化损害组成。退化过程与冲击过程二者相互独立且均为故障原因。软失效与硬失效是失效表现模式，两者共同竞争造成系统失效。

2.2.1 软失效过程

2.2.1.1 退化过程

退化过程可由不同的退化路径构成，形成原因包括腐蚀、磨损、裂纹扩展及老化等^[145]。本文退化过程包含三个重要性质：

(1) 连续性。时间具有连续性，因退化过程可表示为时间的函数，故产品的退化过程也具有连续性。

(2) 随机性。失效过程在具有物理意义时可采用相应理论公式或经验公式计算，但由于失效过程中受到内在及外在的随机因素的影响，退化型产品的失效过程通常具有随机性且在随时间变化过程中呈现出一定的规律，因此这里采用随机过程进行描述。

(3) 独立性。退化过程增量之间具有独立性，即对于任意 $0 < t_1 < t_2 < t_3 < t_4$ ， $X(t_2) - X(t_1)$ 与 $X(t_4) - X(t_3)$ 之间具有相互独立性。

常用退化过程包括维纳过程、伽玛过程和逆高斯过程等。从物理角度分析，这三个过程各有侧重。维纳过程来源于布朗运动，在物理中描述微粒呈现的不规则运动，在退化建模中，带漂移系数的维纳过程可较好描述退化量随时间的变化，在可靠性领域应用较为广泛。伽玛过程由于其在增长过程中具有非负独立增量，当产品性能的退化过程随时间也出现单调性时，适合使用伽玛过程描述该退化过程。故相比于机械产品，维纳过程更适用于电子产品。逆高斯分布源于维纳过程首次达到失效时间，可解释为独立复合泊松过程的极限^[146]，但缺乏明确的物理意义。本章将以维纳过程为例进行退化过程建模，第四章以伽玛过程为例进行退化过程建模。本章与第四章的退化过程可依据系统实际情况，使用其它随机过程替代，并加入本文提出的相应预测与健康管理体系。

一个线性退化轨迹模型 $X(t) = \varphi + \beta \times t$ ，假设退化路径中的初始值 φ 为常数 0，式中退化率为 $\beta \sim N(\mu_\beta, \sigma_\beta^2)$ 。可得：

$$X(t) = \mu_\beta \times t + \sigma_\beta \times B(t) \quad (2-1)$$

式中， $B(\cdot)$ 为标准布朗运动，此模型为基于带漂移系数的维纳过程的性能退化模型，其具有以下性质：

(1) $X(0) = 0$ 。

(2) $X(t)$ 是连续函数。

(3) $X(t)$ 的增量 $X(\Delta t) - X(0)$ ，... $X(k\Delta t) - X((k-1)\Delta t)$ 相互独立，即增量之间符合独立定义，符合事件独立公式：

$$\Pr\left(\bigcap_{i=1}^k A_i\right) = \prod_{i=1}^k \Pr(A_i) \quad (2-2)$$

(4) $X(t)$ 的增量属于高斯增量，即 $X(t + \Delta t) - X(t) \sim N(\mu_\beta \Delta t, \sigma_\beta^2 \Delta t)$ 。

(5) 对任意 $t > 0$ ，有 $X(t) \sim N(\mu_\beta t, \sigma_\beta^2 t)$ 。其概率密度函数为：

$$f_{X(t)}(x) = \frac{1}{\sigma_\beta \sqrt{t}} \phi \left(\frac{x - \varphi - \mu_\beta t}{\sigma_\beta \sqrt{t}} \right) \quad (2-3)$$

在本章后续粒子滤波中由于其要求初始值具有随机分布性，而 $X(0)$ 这里采用的是常数。故后续使用的初始值为 $X(1*\Delta t)$ 而不是 $X(0)$ 。式中 Δt 为最小的时间间隔。

2.2.1.2 冲击损害

冲击损害 (Shock Damage) 由冲击过程引起，作用于软失效过程。冲击时间服从泊松过程 $\{N(t), t \geq 0\}$ ，其中强度为 λ 。在第 i 次冲击时，冲击损伤大小 y_i 是统计相关(s-dependent)于泊松过程，其冲击损害为：

$$Y(t) = \begin{cases} Y(t-\Delta t) + y_{N(t)}, & \text{如果 } N(t) - N(t-\Delta t) = 1 \\ Y(t-\Delta t), & \text{如果 } N(t) - N(t-\Delta t) = 0 \end{cases} \quad (2-4)$$

式中， $y_{N(t)} \sim \text{Normal}(\mu_Y, \sigma_Y)$ ， $\mu_Y = \xi \mu_W$ ，且 ξ 是一个已知常量， μ_W 是冲击载荷的均值大小。

2.2.1.3 软失效过程

软失效过程 (Soft Failure Process) 包括退化过程与冲击损害，即 $S(t) = X(t) + Y(t)$ 。如果软失效过程状态超过了软失效阈值 TH_S ，则系统失效。 $S(t)$ 是一个软失效过程状态，其表达式如下：

$$S(t) = \begin{cases} S(t-\Delta t) + \beta \Delta t & \text{如果 } S(t-\Delta t) + \beta \Delta t < TH_S, \text{ 且 } N(t) - N(t-\Delta t) = 0 \\ S(t-\Delta t) + \beta \Delta t + y_{N(t)} & \text{如果 } S(t-\Delta t) + \beta \Delta t + y_{N(t)} < TH_S, \text{ 且 } N(t) - N(t-\Delta t) = 1 \\ TH_S & \text{其他} \end{cases} \quad (2-5)$$

2.2.2 硬失效过程

2.2.2.1 冲击过程

冲击过程是由于断裂、地震或其它外部冲击引起的，包含冲击时间和冲击大小两个元素。常见冲击模型有累积冲击模型、 δ 冲击模型和极值冲击模型^[137]。

(1) 累积冲击模型

累积冲击模型假设冲击载荷的大小为 w_i ， $N(t)$ 为到时间 t 为止的冲击作用次数，其数学表达式为：

$$\{T \leq t\} \Leftrightarrow \left\{ \sum_{i=0}^{N(t)} w_k \in Z \right\} \quad (2-6)$$

式中， $Z \subset R+$ 实数集某区域。

冲击过程可表示为：

$$W(t) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{N(t)} w_i & \text{如果 } N(t) > 0 \\ 0 & \text{如果 } N(t) = 0 \end{cases} \quad (2-7)$$

当其阈值为 TH_H 时，其单独作用时产品寿命 T 定义为：

$$T = \inf \left\{ t : \sum_{i=1}^{N(t)} w_i \geq TH_H \right\} \quad (2-8)$$

累积冲击模型的关键在于冲击造成损伤的累积效应，但累积效应在本框架下已经由软失效过程下的退化过程和冲击损伤考虑，本章不使用累积冲击模型，而是考虑极值冲击模型。

(2) δ 冲击模型

此模型假设 $Q_n, n=0,1,\dots$ 表示两次连续冲击的时间间隔， $N(t)$ 表示相应的计数过程，则 δ 冲击模型^[147]表示为：

$$\{T \leq t\} \Leftrightarrow \left\{ \min \{i : Q_i \in C(\delta)\} \leq N(t) \right\} \quad (2-9)$$

式中， $C(\delta)$ 表示系统关键区域。该模型与冲击载荷大小无关，而是更关注于两次冲击间隔时间小于时间间隔阈值 δ ，连续冲击间隔小于该阈值系统即失效。该模型应用范围相对较窄。

(3) 极值冲击模型

极值冲击模型来源于连续冲击模型 (Run Shock Model)，该模型为：

$$\{T \leq t\} \Leftrightarrow \left\{ \min \{n : w_{n-j} \in Z, j=0,1,\dots,k-1\} \leq N(t) \right\} \quad (2-10)$$

式中， $k=1$ 时简化为极值冲击模型，其表述形式为：

$$\{T \leq t\} \Leftrightarrow \left\{ \min \{i : w_i \in Z\} \leq N(t) \right\} \quad (2-11)$$

本章采用极值冲击模型进行研究。

冲击载荷的大小 w_i 是第 i 次冲击造成的，是独立同分布 (i.i.d.) 正态随机变量。对于一个特定的系统，若一次冲击发生在时间 t ，冲击数量则增加 $N(t) - N(t - \Delta t) = 1$ ，并且冲击大小为 $w_{N(t)}$ ，在时间区间 Δt 中，最多只能发生一次冲击作用。所以当不考虑退化时，冲击过程的状态表达式为：

$$W(t) = \begin{cases} 0 & N(t) - N(t - \Delta t) = 0 \\ w_{N(t)} & N(t) - N(t - \Delta t) = 1 \end{cases} \quad (2-12)$$

式中, $w_{N(t)} \sim \text{Normal}(\mu_w, \sigma_w)$ 。

2.2.2.2 退化损害

退化损害 (Degradation Damage) 是由退化过程引起的, 作用于硬失效过程。退化损害要求在不同退化状态时, 可测量对应的硬失效过程的增加量, 即构建退化损害模型。当无法测量退化损害时, 退化损害可扩展为软失效过程对于硬失效过程的影响, 即构建软失效损害模型。退化损害程度越高, 则硬失效过程的增加量越大。

(1) 退化损害模型

$X(t)$ 与 TH_s 之比表示退化过程对于硬失效影响的大小。当系统退化到软失效过程的阈值时, 对硬失效的抵抗阈值是 TH_{HD} 。退化损害为:

$$D_D(t) = (TH_H - TH_{HD}) \times (X(t) / TH_s) \quad (2-13)$$

(2) 软失效损害模型

实际过程中, 较难精确区分作用于退化过程与冲击损害。例如退化过程造成的磨损量与冲击造成的磨损量, 在测量磨损量时较难区分具体产生原因。冲击损害是作用于软失效的, 所以在软失效损害模型中用软失效过程状态代替退化过程状态。故使用 $S(t)$ 与 TH_s 之比表示对于软失效过程对于硬失效过程影响的大小。当软失效状态到达最大值时, 对硬失效的抵抗阈值是 TH_{HS} 。软失效损害为:

$$D_s(t) = (TH_H - TH_{HS}) \times ((S(t - \Delta t) + \beta \Delta t) / TH_s) \quad (2-14)$$

2.2.2.3 硬失效过程

硬失效过程包括冲击过程以及退化损害, 即 $H(t) = W(t) + D(t)$ 。如果硬失效过程状态超过硬失效阈值, 则系统失效。 $H(t)$ 是硬失效过程状态, 其表达式为:

$$H(t) = \begin{cases} D(t) & \text{如果 } H(t - \Delta t) = 0, \text{ 且 } N(t) - N(t - \Delta t) = 0 \\ D(t) & \text{如果 } H(t - \Delta t) = 0, \text{ 且 } N(t) - N(t - \Delta t) = 1, \text{ 且 } W(t) + D(t) < TH_H(t) \\ TH_H & \text{其它} \end{cases} \quad (2-15)$$

2.2.3 系统随机过程

系统服从两者竞争的失效过程：软失效过程和硬失效过程。软失效过程和硬失效过程任一过程达到阈值，系统即失效。系统可靠性定义为：

$$R(t) = \Pr\{S(t) < TH_S \text{ 且 } H(t) < TH_H\} \quad (2-16)$$

系统状态指标表示如下：

$$I(t) = \begin{cases} S(t) & \text{如果 } I(t - \Delta t) < TH_I, \text{ 且 } S(t) < TH_S, \text{ 且 } H(t) < TH_H \\ TH_I & \text{其他} \end{cases} \quad (2-17)$$

式中，设 $TH_I = TH_S$ 。

系统的剩余寿命定义为：从最后一次状态评估的时间，到系统状态指标到达系统阈值的时间。当软失效过程到达软失效阈值，或系统硬失效过程到达硬失效阈值，则系统状态指标均到达系统阈值，即系统失效。如果最后一次的评估时间为 t_{es} ，则预测的剩余寿命定义为：

$$RUL(t_{es}) = \left\{ t - t_{es} \mid \inf \left\{ t : (S(t) \geq TH_S \text{ 或 } H(t) \geq TH_H) \mid (S(t_{es}) < TH_S \text{ 且 } H(t_{es}) < TH_H) \right\} \right\} \quad (2-18)$$

2.3 基于退化与冲击模型的剩余寿命预测框架

2.3.1 粒子滤波方法简介

由于粒子滤波广泛应用于剩余寿命预测，本节引入该方法。

该方法中有两个模型：（1）状态向量，代表描述系统的所有状态信息。依据状态向量随时间的变化，建立系统模型，又称状态转移模型。（2）测量向量，代表了状态向量的含噪音的测量值。依据状态向量与噪音测量的关系，建立观测模型。假设这两个模型^[10]分别用概率形式表述为：

$$x_t = f(x_{t-1}, u_t, w_t) \Leftrightarrow p(x_t | x_{t-1}) \quad (2-19)$$

$$y_t = h(x_t, v_t) \Leftrightarrow p(y_t | x_t) \quad (2-20)$$

贝叶斯定理如下：

$$p(x|y) = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)} = \frac{p(y|x)p(x)}{\int p(y|x')p(x')dx'} \quad (2-21)$$

式中， $p(x)$ 是先验概率密度分布（Prior Probability Distribution）， $p(x|y)$ 是后验概率密度分布（Post Probability Distribution）。

预测步骤^[75]为：

$$p(x_k | y_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | y_{k-1}) dx_{k-1} \quad (2-22)$$

修正步骤^[75]为:

$$p(x_k | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \quad (2-23)$$

式中, $p(y_k | y_{1:k-1})$ 为:

$$p(y_k | y_{1:k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1}) dx_k \quad (2-24)$$

因在大部分情况下无法得到解析解, 故引入粒子滤波。

其经典形式为序贯重要性采样法 (Sequential Importance Sampling)。

主要思想为用一系列离散值将状态空间离散化, 后验密度近似^[60]为:

$$p(x_{0:k} | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (2-25)$$

式中, $\sum \omega_k^i = 1$ 。这主要运用蒙特卡洛思想, 权重的选取是依据重要性采样。

引入重点密度 (Importance Density) 分布 $q(x_{0:k} | y_{1:k})$, $q(x_{0:k} | y_{1:k})$ 又称为建议密度。

设样本 $x_{0:k}'$ 从重点密度采样获得, 可得^[70]:

$$x_{0:k}' \approx q(x_{0:k} | y_{1:k}) \quad (2-26)$$

根据重采样原理^[70], $p(x_{0:k} | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i)$ 成立的条件是:

$$\omega_k' \approx \frac{p(x_{0:k}' | y_{1:k})}{q(x_{0:k}' | y_{1:k})} \quad (2-27)$$

重点密度可分解为^[70]:

$$q(x_{0:k} | y_{1:k}) = q(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k}) q(x_{0:k-1} | y_{1:k-1}) \quad (2-28)$$

在每次循环中, 利用近似的 $p(x_{0:k-1} | y_{1:k-1})$, 及在此时可通过上式和一系列新的测量值构建 $p(x_{0:k} | y_{1:k})$, 可得权重更新公式^[74]:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k)} \quad (2-29)$$

及后验概率密度为^[72]:

$$p(x_k | y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (2-30)$$

当使用序贯重要性采样法时，存在三个关键点^[74]：

(1) 退化问题：指的是随着循环次数的增加，粒子的权重集中在少数粒子。测量方法为有效粒子数量 (Effective Sample Size, ESS)，记为 N_{eff} ，表示为：

$$N_{eff} = \frac{N}{1 + \text{var}(\omega_k^{*i})} \quad (2-31)$$

因真实权重 ω_k^{*i} 无法获取，其近似为：

$$N_{eff} = \frac{N}{\sum (\omega_k^i)^2} \quad (2-32)$$

(2) 选择一个较好的重点密度。选择较好的 $q(x_k | x_{k-1}^i, y_k)$ ，使得最小化 $\text{var}(\omega_k^{*i})$ ，即最大化 N_{eff} 。

(3) 重采样：主要原则是消除小权重粒子，并集中大权重的粒子。根据 $p(x_k | y_{1:k})$ 的分布进行 N 次抽样，产生一组新的粒子 $\{x_k^{*i}\}_{i=1}^N$ ，使得获得的粒子组是离散密度中的一个独立同分布采样，且新粒子权重均为 $1/N$ 。

2.3.2 预测模型

本章提出的预测方法是基于退化与冲击模型的。通过历史数据与现场数据交互，使用粒子滤波方法评估系统状态并预测未来的行为。粒子滤波包括状态转移模型与观测模型，状态转移模型即为提出的考虑冲击损害与退化损害的退化与冲击模型，观测模型表示为：

$$Z(t) = h(I(t), \Omega(t)) \quad (2-33)$$

式中， $Z(t)$ 代表测量数据， $\Omega(t)$ 代表测量噪音，其服从于高斯噪音 $\Omega(t) \sim N(0, \nu)$ 。本节提出两种基本的预测方法，一种在预测过程中考虑了测量噪音，一种不考虑测量噪音的影响。

(1) 不考虑测量噪音的预测方法

如果在预测中不考虑测量噪音，那么后验分布在预测中只是依靠于退化与冲击模型，将由以下积分表示：

$$p(I(t_{es} + l) | Z(1:t_{es})) = \int \dots \int \prod_{j=t_{es}+1}^{t_{es}+l} p(I(j) | I(j-1)) p(I(t_{es}) | Z(1:t_{es})) \prod_{j=k}^{k+L-1} dI(j) \quad (2-34)$$

式中， $Z(1:t_{es})$ 代表测量系统状态指标， l 为从 t_{es} 开始预测的时间。

(2) 考虑测量噪音的预测方法

在现实中，由于环境和测量工具的影响，测量噪音是无法避免的。测量系统

状态指标是 $Ih(t_{es} + l)$ ，则其概率分布为：

$$p(Ih(t_{es} + l) | Z(1:k)) = \int \dots \int \prod_{j=t_{es}+1}^{t_{es}+l} p(Ih(j) | I(j)) p(I(j) | I(j-1)) p(I(t_{es}) | Z(1:k)) \prod_{j=t_{es}}^{t_{es}+l-1} dIh(j) \quad (2-35)$$

在预测过程中考虑测量误差时，即假设当系统状态的测量值结果超过预定的阈值时，则认为该系统失效，而不是本身的软失效或硬失效过程到达时才认为失效。对于产品的失效判据，阈值并不是设在设备失效时产品才退役，而是当到达该阈值时，无法保障产品的可靠性，此时无论该产品产品在测量到达该阈值时是否失效，均认定为失效并退役。

2.3.3 预测结果处理

基于退化与冲击模型的剩余使用寿命分布，难以通过合适的概率密度函数的解析解表示，需采取非参数的处理方法。在非参数统计方法中，核函数将权重函数应用到非参数估计技术中。

假设一系列 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是独立同分布的随机变量，来自于一个未知密度函数 $f(x)$ 。为了估计这个方程的形状，定义函数：

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (K_h(x - x_i)) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \left(K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \right) \quad (2-36)$$

式中， $\hat{f}_h(x)$ 为密度函数 $f(x)$ 的核密度估计， $K(\cdot)$ 称之为核函数， h 为光滑参数 (Smoothing Parameter)，又称之为带宽 (Bandwidth)，是预先给定的正数。上式中记有标尺的核函数 (Scaled Kernel) 为 $K_h(x) = [K(x/h)]/h$ 。因此，核密度估计的选择不仅与样本点的集合有关，还与核函数的选择和带宽的选择有关。

核函数通常符合以下标准：

- (1) $K(-u) = K(u)$ 。
- (2) $\text{Sup}|K(u)| < \infty$ ，且有：

$$\int_{-\infty}^{+\infty} K(u) du = 1 \quad (2-37)$$

常见核函数如表 2-1 所示。

粒子滤波通过粒子及其权重，获得离散分布，以逼近连续分布。这里采用核函数进行光滑处理。核函数的选择与粒子滤波方法的选择可单独进行，以获取最优算法。这里采用最常用的高斯核函数。

表 2-1 常见核函数

核函数名称	定义
均匀核函数 (Uniform)	$K(u) = \begin{cases} \frac{1}{2} & \text{如果 } u \leq 1 \\ 0 & \text{如果 } u > 1 \end{cases}$
三角核函数 (Triangular)	$K(u) = \begin{cases} 1- u & \text{如果 } u \leq 1 \\ 0 & \text{如果 } u > 1 \end{cases}$
Epanechnikov 核函数	$K(u) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1-u^2) & \text{如果 } u \leq 1 \\ 0 & \text{如果 } u > 1 \end{cases}$
Quartic or biweight 核函数	$K(u) = \begin{cases} \frac{15}{16}(1-u^2)^2 & \text{如果 } u \leq 1 \\ 0 & \text{如果 } u > 1 \end{cases}$
Triweight 核函数	$K(u) = \begin{cases} \frac{35}{32}(1-u^2)^3 & \text{如果 } u \leq 1 \\ 0 & \text{如果 } u > 1 \end{cases}$
Tricube 核函数	$K(u) = \begin{cases} \frac{70}{81}(1- u ^3)^3 & \text{如果 } u \leq 1 \\ 0 & \text{如果 } u > 1 \end{cases}$
高斯核函数	$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2}$

2.3.4 基于退化与冲击模型的剩余寿命预测框架

图 2-1 描述了 PHM 的基本框架。为了优化健康管理策略，首先评估现在的系统状态，其次预测未来的系统状态，从而预测剩余寿命^[148]。PHM 框架包括三部分：建模的处理过程、离线的处理过程、在线的处理过程。在离线过程中，使用历史数据进行特征提取以及失效分析，从而进行模型选取以确定模型参数。在线过程中，现场实时评估的状态是历史数据与剩余寿命预测之间的一个桥梁。一个精准的剩余寿命分析是优化维修决策的基础，是促进系统健康水平的基石。

在图 2-1 的建模部分中，系统经历了退化与冲击过程组成的软失效和硬失效过程。退化过程和冲击过程是元素过程。软失效过程和硬失效过程是复合过程。复合过程由元素过程组成。软失效过程包括退化过程和冲击损害。硬失效过程包括冲击过程和退化损害。元素过程解释了失效的根源所在，并且是相互独立的。复合过程解释了失效模式，并且由一个或多种元素过程组成。例如，飞机发动机经历了老化和磨损等原因造成的退化过程，以及飞鸟碰撞、冰雹碰撞和火山灰等原因造成的冲击过程。由发动机性能或可靠性随使用过程逐渐下降而造成故障属于

软失效。由强烈冲击过程造成突发的甚至运行执行中的突发性故障为硬失效。飞机发动机故障若是软失效，在软失效过程中也可能受到颗粒冲撞等冲击过程影响，这种影响即冲击损害。飞机发动机若是硬失效，在硬失效过程中由于磨损性能老化等原因，减弱了对冲击过程的抵抗能力，这种退化过程的影响即退化损害。显然磨损与碰撞作为失效原因是相互独立的，即退化过程与冲击过程是相互独立的。这种逐渐的内在系统造成的失效模式与突发的外在环境引起的失效模式是相互竞争的，即软失效过程与硬失效过程是相互竞争的。

本章提出的系统建模框架有如下三个优点：

(1) 区分元素过程与复合过程。一个失效结果有直接原因也有许多其它因素影响。每个复合过程均能造成系统失效。因此，此框架将失效原因与失效结果区分，将失效原因进行区分，将失效结果亦进行区分。

(2) 构建了每一个元素过程对复合过程的影响。例如齿轮箱中，振动产生的碎屑加深了退化过程，磨损的碎屑也减弱了抵抗冲击的能力。

(3) 适用性强。构建的框架不但适用于一种退化过程与一种冲击过程的情形，可依据实际情况，构建多退化过程和多冲击过程组成的多种软失效过程和多种硬失效过程。

2.4 简单算例

数值算例来自于桑迪亚国家实验室 (Sandia National Laboratories)。某微型发动机 (Micro-Engine)^[149] 由一个线性梳状驱动结构与旋转齿轮机械地正交连接。梳状驱动器的线性位移通过一个销连接 (Pin Joint) 与齿轮旋转相互转化。基底上固定一个轮毂，齿轮绕着轮毂旋转。摩擦表面的磨损是微型发动机失效的主要失效模式，特别是轮齿与销之间的摩擦面会造成销的破损。当冲击超过一定阈值时齿轮毂会失效。微型发动机的振动试验表明当受到冲击时会产生磨损的碎屑。其包含两种主要失效形式：软失效及硬失效。由磨损过程，及冲击过程产生的碎屑的影响，造成销的磨损失效称为软失效。由冲击过程，及摩擦过程产生的碎屑的影响，造成的齿轮毂断裂失效称为硬失效。摩擦表面的磨损过程与振动试验的冲击过程是原因，即元素过程。销的磨损失效与齿轮毂的断裂为失效表现形式，即复合过程。冲击过程的碎屑对软失效的影响即为冲击损害，磨损过程产生的碎屑对硬失效的影响即为退化损害。故此过程符合前述退化与冲击过程。算例部分为假设数据^[143]，数值如表 2-2 所示。基于退化与冲击模型的剩余寿命预测的计算结果如图 2-2 所示。

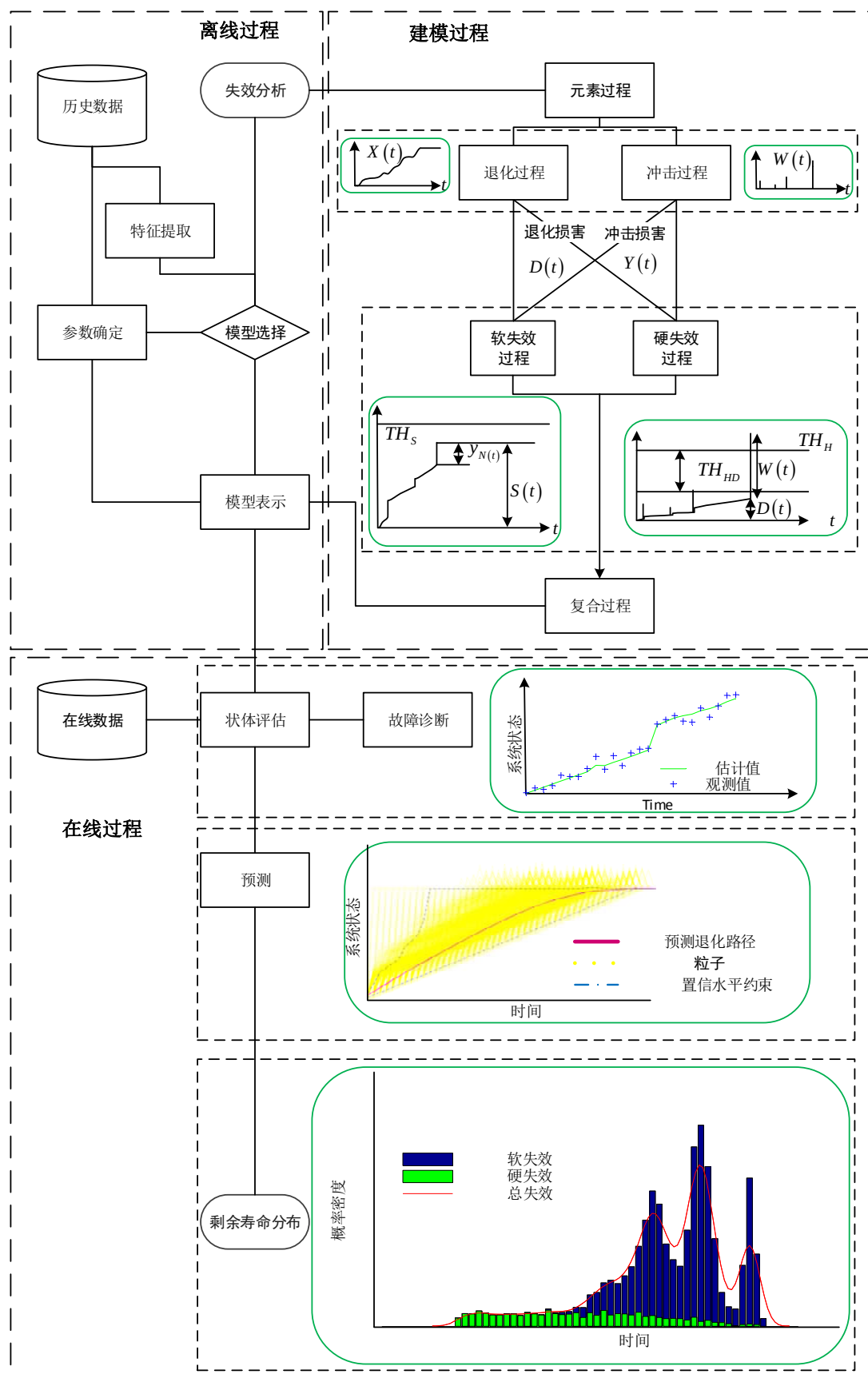


图 2-1 基于退化与冲击过程的预测框架

表 2-2 退化与冲击过程算例数值

参数	数值	来源
TH_S	$0.00125 \mu\text{m}^3$	Tanner 和 Dugger ^[149]
TH_{HS}	1.4 GPa	Jiang 等 ^[143]
TH_H	1.5 GPa	Tanner 和 Dugger ^[149]
φ	$0 \mu\text{m}^3$	Tanner 和 Dugger ^[149]
β	$N(8.4823e-9, 6.0016e-10) \mu\text{m}^3$	Tanner 和 Dugger ^[149]
λ	5e-5	Jiang 等 ^[143]
Y	$N(1.2e-4, 2e-5) \mu\text{m}^3$	Jiang 等 ^[143]
W	$N(1.2, 0.2) \text{GPa}$	Jiang 等 ^[143]
ξ	$1e-4 \mu\text{m}^3/\text{GPa}$	Jiang 等 ^[143]

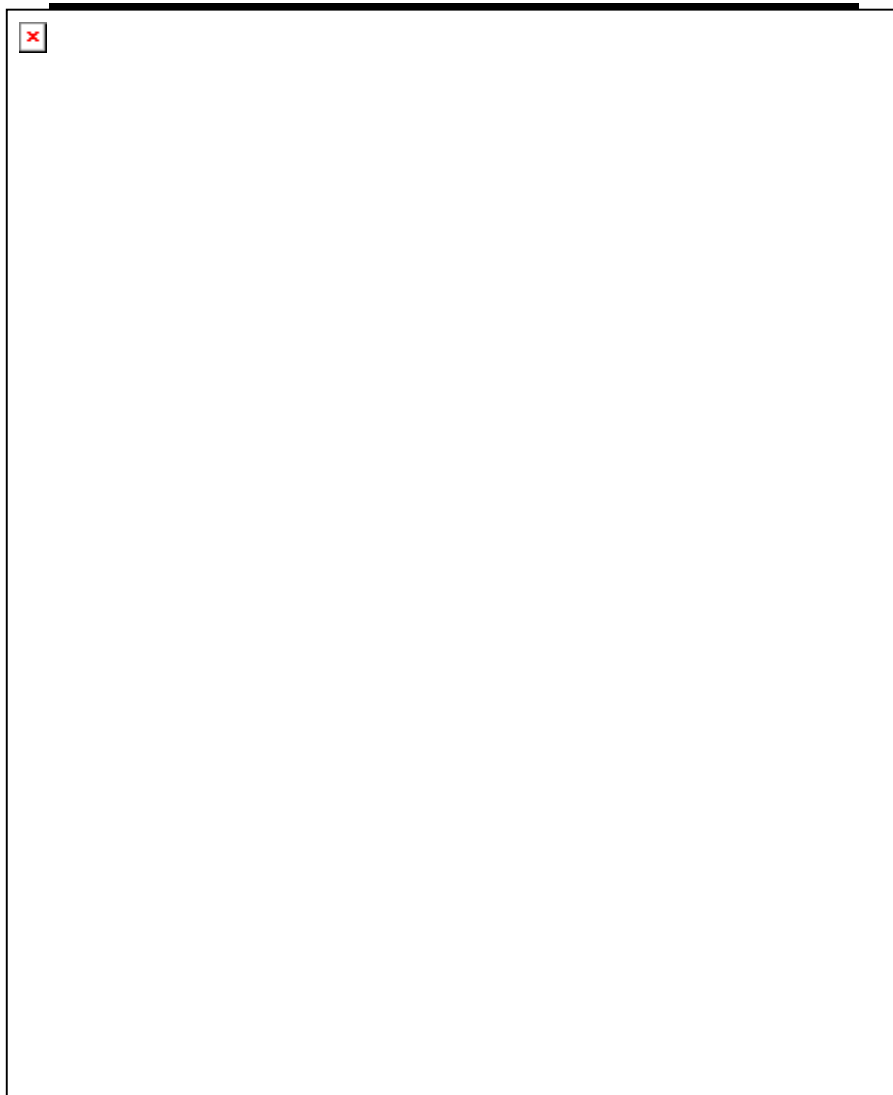


图 2-2 基于退化与冲击模型的剩余寿命预测算例

基于退化与冲击模型的剩余寿命预测的计算结果表明：

(1) 在系统状态评估过程中，即使系统状态转移过程中出现状态突变，本章通过使用基于退化与冲击的系统模型，结合粒子滤波算法，仍能较为精准的评估系统状态。

(2) 最后一次评估的系统状态是系统状态评估过程与预测过程的连接点。

(3) 剩余寿命的概率密度函数，依据光滑核函数进行估计，结果反应了硬失效过程与软失效过程相互之间的竞争结果。整体框架完成了基于退化与冲击过程的剩余寿命预测。

系统状态在每一步的概率密度函数值如图 2-3 所示。首先，当提供系统测量值时，系统状态的分布与上一次系统的估计状态相互紧密联系。当在最后一次系统监测后，系统状态在两种失效模式的影响下，分裂成为两条主要路径。在预测过程中随着时间的变化，系统状态分布逐渐离散。最终系统状态当到达系统阈值后，将不再继续增长。

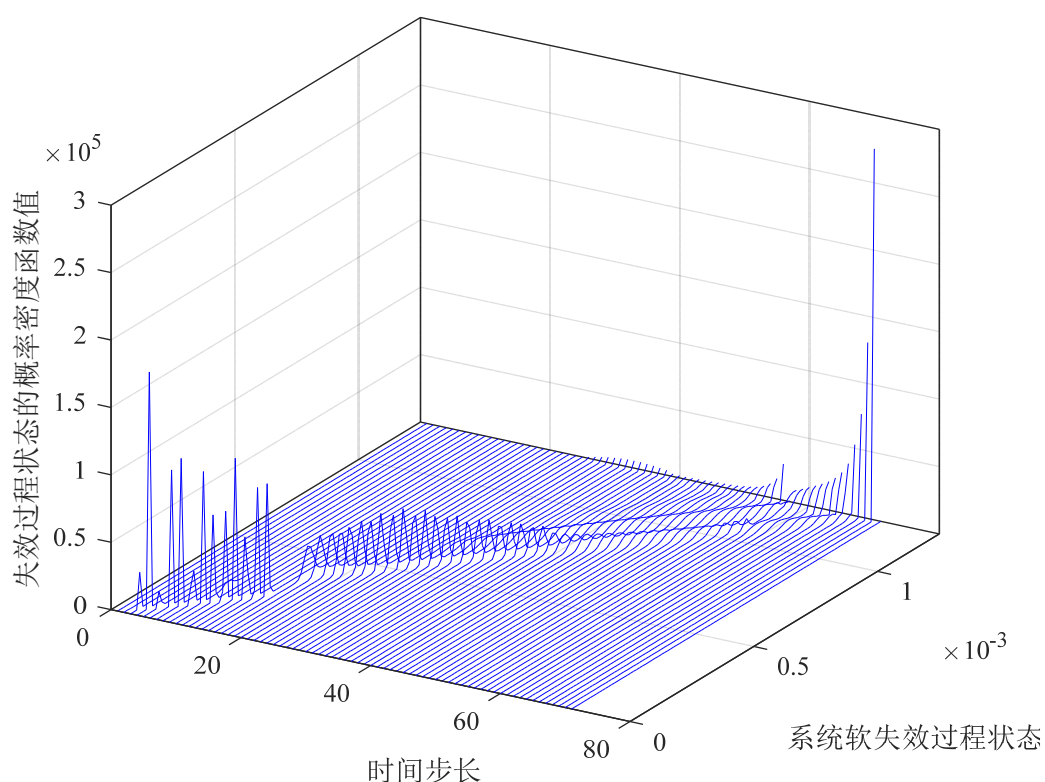


图 2-3 系统失效过程状态分布图

不同 TH_{HD} 对剩余寿命概率 $\Pr(RUL)$ 的影响如图 2-4 所示，此时未考虑监测噪声对剩余寿命的影响。当 TH_{HD} 增加时，剩余寿命概率 $\Pr(RUL)$ 在前期较小，后期

较大。特别的是，当 $TH_{HD}=1.5$ 时，退化损害为 0，此时在预测过程中未考虑退化损害。在早期系统失效的情况中，更多的失效原因是硬失效而不是软失效。图 2-4 中的结果与上述观点一致，如果存在两个系统有同样的冲击载荷，受到更多退化损害的系统将更容易出现硬失效。这表明改善系统对退化损害的抵抗能力将显著减少硬失效。

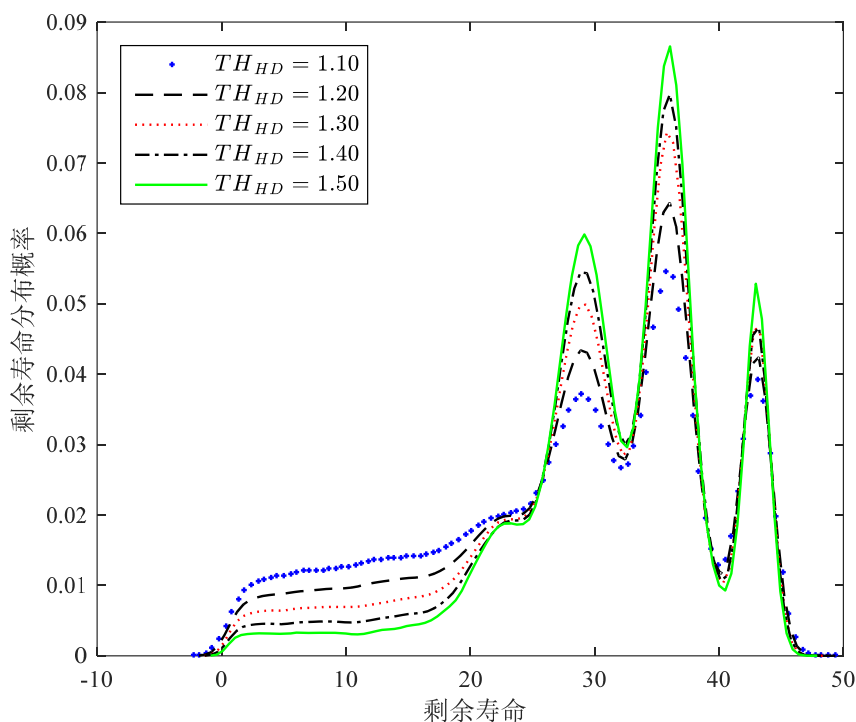


图 2-4 TH_{HD} 在不考虑测量误差且使用退化损害模型时对 $\Pr(RUL)$ 的影响

如图 2-5 所示，对 TH_{HD} 和 TH_{HS} 对期望剩余寿命 $E(RUL)$ 的影响进行了分析，包括对于退化损害模型和软失效损害模型两种情况，是否考虑到观测噪音的两种情况均做出了分析。在考虑退化损害的情况下，退化损害模型中， $E(RUL)$ 将随 TH_{HD} 的增加而增加。在考虑退化损害的情况下，软失效损害模型中， $E(RUL)$ 将随 TH_{HS} 的增加而增加。与不考虑退化损害的情况相比， TH_{HD} 和 TH_{HS} 对 $E(RUL)$ 影响较大。这表明针对经历退化与冲击过程的系统，减少退化过程对硬失效的影响将延长剩余使用寿命。同时，在考虑退化损害时，无论使用退化损害模型还是软失效损害模型，以及不考虑退化损害时，测量误差的存在始终将会减少期望剩余寿命 $E(RUL)$ 。其表明减少测量误差在剩余寿命预测过程中扮演着重要的角色。

在图 2-6 中，研究了 v 对 $E(RUL)$ 的影响。研究表明： $E(RUL)$ 随测量噪音的增加而减少，其并不表示系统实际剩余寿命的减少，而是由于测量噪音引起的故

障监测的不准确性所致。

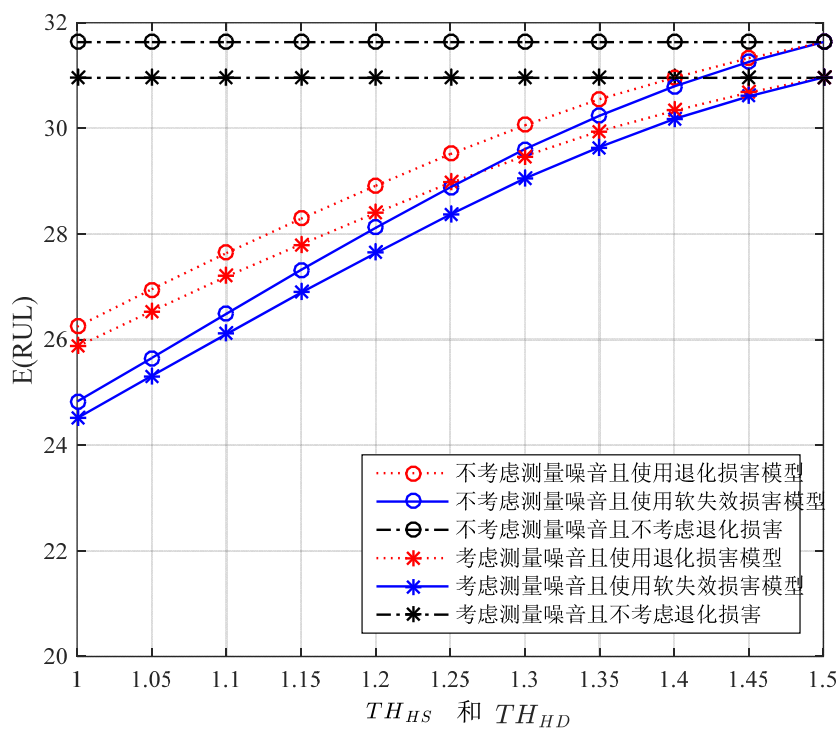


图 2-5 TH_{HD} 和 TH_{HS} 对 $E(RUL)$ 的影响

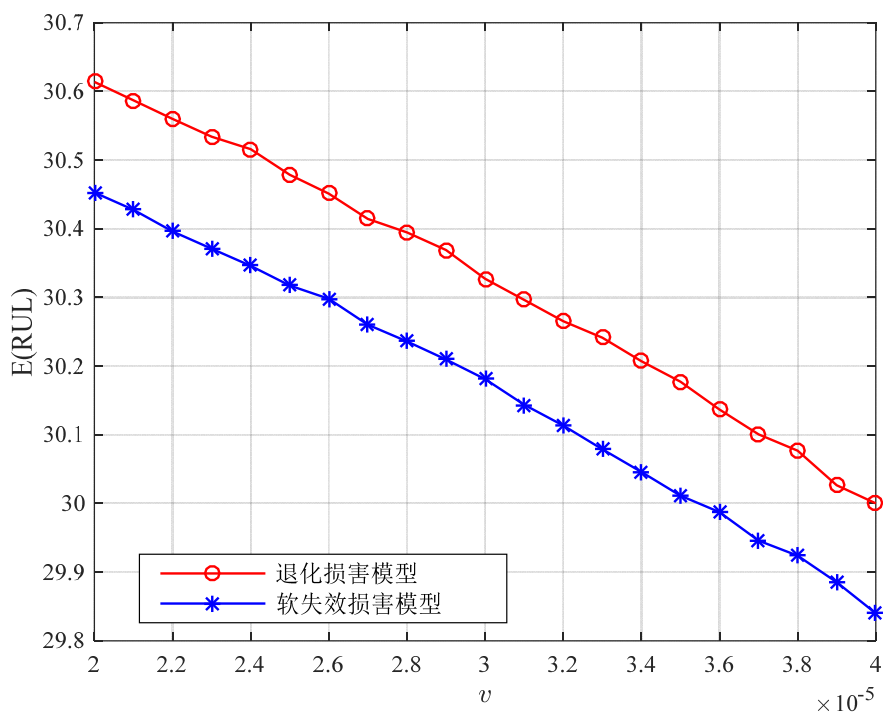


图 2-6 v 对 $E(RUL)$ 的影响

2.5 小结

本章建立了由元素过程组成的复合过程的系统模型。复合过程包括一个软失效过程和一个硬失效过程。首先，建立了退化与冲击模型。该模型同时将退化过程与冲击过程这两个“元素过程”列为失效原因过程，软失效过程与硬失效过程两个“复合过程”列为失效结果过程。该模型考虑退化损害与冲击损害。且该模型中两复合过程具有竞争性，即到达任意阈值即失效。其次，将该模型引入基于粒子滤波的预测与健康管理体系下，通过离线数据与在线测量值，建立了序贯更新系统估计状态。再次，在预测过程中考虑了测量误差，即系统并非表现出失效，而是测量性能退化超过阈值即认为失效的情况下，完成系统剩余寿命预测。最后，通过在线的不断更新数据与模型预测，提出的模型在剩余寿命预测中表现符合复杂系统的退化与冲击过程。通过对算例分析得出以下结论：

（1）考虑退化过程对硬失效过程的影响即退化损害，会减少相应的剩余使用寿命，导致预测更加保守。

（2）在预测过程中考虑测量误差时，测量误差导致了剩余寿命预测分布的不精确性，并降低了剩余使用寿命的预测值。

这种使用元素过程与复合过程两过程的概念得到验证，并可用于基于退化与冲击模型的系统剩余寿命预测。

第三章 基于疲劳裂纹扩展有限元模型的剩余寿命预测

3.1 引言

近几十年,飞行器作为一种重要的复杂产品,为提高飞行器结构的安全性,其机械结构的疲劳裂纹问题逐渐成为研究热点。为了提高产品可靠性,提高维护管理的经济性,实现实时最优维修决策,亟需建立基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测。疲劳裂纹扩展是退化型产品失效的一种重要的故障原因。

当有足够失效数据或状态监测数据时,可使用基于数据驱动的方法^[53]。但当面临飞机结构部件的裂纹扩展时,缺乏足够的结构失效数据,致使无法使用基于数据驱动的方法。但是,基于失效物理的预测方法利用疲劳裂纹扩展过程中的物理原理及其相应的模型,可完成评估退化状态和预测剩余寿命的任务。因获取的信号受噪音干扰,所以可用贝叶斯方法(Bayesian Approaches),例如卡尔曼滤波(Kalman Filtering)和粒子滤波(Particle Filtering),以跟踪随时间变化时概率分布函数的变化^[7, 60, 83]。这些方法通常要求显式表达式来描述退化过程,但在实际工程背景下,飞行器装备结构复杂,不但无法获取该显式表达式,更难以得到精准的剩余寿命模型,甚至难以通过现有的疲劳理论获取应力强度因子(Stress Intensity Factor, SIF)。且疲劳裂纹扩展有限元模型需在 PHM 框架下被不断调用,对其效率要求较高。故传统的有限元方法,包括通过丰富基函数(Basis Function)扩展的有限元方法,由于其在断裂力学中计算效率低下,且在裂纹扩展过程中重新划分网格等步骤复杂,难以达到上述的目的^[150, 151]。

与此相反,有限元替换方法(Finite Element Alternating Methods, FEAM)经过多年发展,已能满足裂纹的断裂力学参数计算要求,并在复杂二维和三维结构中可模拟非共线和非平面混合裂纹扩展^[150-156]。基于移动最小二乘法的疲劳法则(Moving Least Squares Fatigue Law, MLS)与有限元替换方法同时使用,可获取更精准的计算结果^[157]。在本章研究中,有限元替换方法,并结合基于滤波的概率框架,以完成飞行器结构的诊断与预测。通过使用 FEAM 计算 SIF,并使用 MLS 疲劳准则计算裂纹扩展率(Crack Growth Rates),实施确定性疲劳裂纹扩展准则。同时使用扩展卡尔曼滤波和粒子滤波,从一系列有噪音的裂纹长度测量中,评估裂纹长度。本章提出一个改进的粒子滤波算法,用于疲劳裂纹扩展的剩余寿命计算,将显著减少计算量。

所以,本章将综合使用有限元替换方法、MLS 疲劳法则和改进的粒子滤波,在 PHM 框架下建立基于疲劳裂纹扩展有限元的剩余寿命预测。

3.2 高性能疲劳力学算法

本章使用了两种高性能疲劳力学算法用于后续计算，即有限元替换算法和基于移动最小二乘法的疲劳法则。

3.2.1 有限元替换算法

传统有限元方法（Finite Element Method, FEM），包括扩展有限元算法（Extended finite Element Method）在内，与简单的多项式差值结合，仍无法建立适用于实时监测的裂纹模型及其扩展模型^[150, 151]。这是因为：（1）应力与应变奇异点的近似计算效率低；（2）裂纹扩展中网格重复划分过程复杂。另一方面，尽管双边界元方法^[158]及对称 Galerkin 边界元方法^[159]在计算裂纹端点（Crack-Front）应力奇异点时效率较高，但该方法计算量随自由度的增加而高速增长^[160]。

与传统有限元方法不同，有限元替换法^[152-156]使用 Schwartz-Neumann 替换方法，通过没有裂纹的有限元模型计算结果，和无限体中裂纹的解析解，完成最终计算。有限元替换法既在大规模和复杂结构计算中，具有有限元的优势，又在裂纹建模及其扩展过程中，具有基于积分方程计算的优势。在本章中，基于二维有限元替换法，利用边界积分方程寻找在无限体中嵌入的裂纹的解法。

若有限体大小中有 n 个裂纹。裂纹表面没有牵引力，该表面总体表示为 Γ_c 。有限域的边界设为 Γ ，预设牵引力 $\mathbf{t}^0$ 的边界是 Γ_t ，并且预设位移 $\mathbf{u}^0$ 的边界是 Γ_u ，显然有 $\Gamma = \Gamma_u \cup \Gamma_t$ 。

有限元替换算法使用下面两个更简单的问题以解决初始问题。第一个表示为 P_{ANA} ，如图 3-1 所示，同样的 n 个裂纹在无限域内的裂纹表面载荷 $\mathbf{T}$ 。第二个表示为 P_{FEM} ，如图 3-1 所示，除了忽略裂纹的存在，其它与初始问题相同，是相同几何结构的有限体。 P_{FEM} 的边界为 Γ_u 上预设位移为 $\mathbf{u}$ ，且 P_{FEM} 的边界为 Γ_t 上预设牵引力为 $\mathbf{t}$ 。

具体详细流程如下所述：

- 1) 求解在边界 Γ 上指定力及约束情况下的有限元模型。求解的结果表示为 S_1^{FEM} ，并寻找裂纹扩展面 Γ_c 上的载荷。
- 2) 反转上一步得到的裂纹表面载荷，并将其作为载荷输入。通过边界积分方程（Boundary Integral Equation, BIE）方法解决在无限体中嵌入裂纹的计算问题。将计算结果表示为 S_1^{ANA} ，并计算裂纹表面载荷。
- 3) 反转上一步得到的力及位移，作为载荷输入有限元模型。将计算结果表示为 S_2^{FEM} ，并计算裂纹表面载荷。
- 4) 重复步骤 2 和 3 直至剩余载荷足够小至可忽略不计。此时原来问题的解即

为上述的由有限元解与解析解叠加的解，如图 3-1 所示。

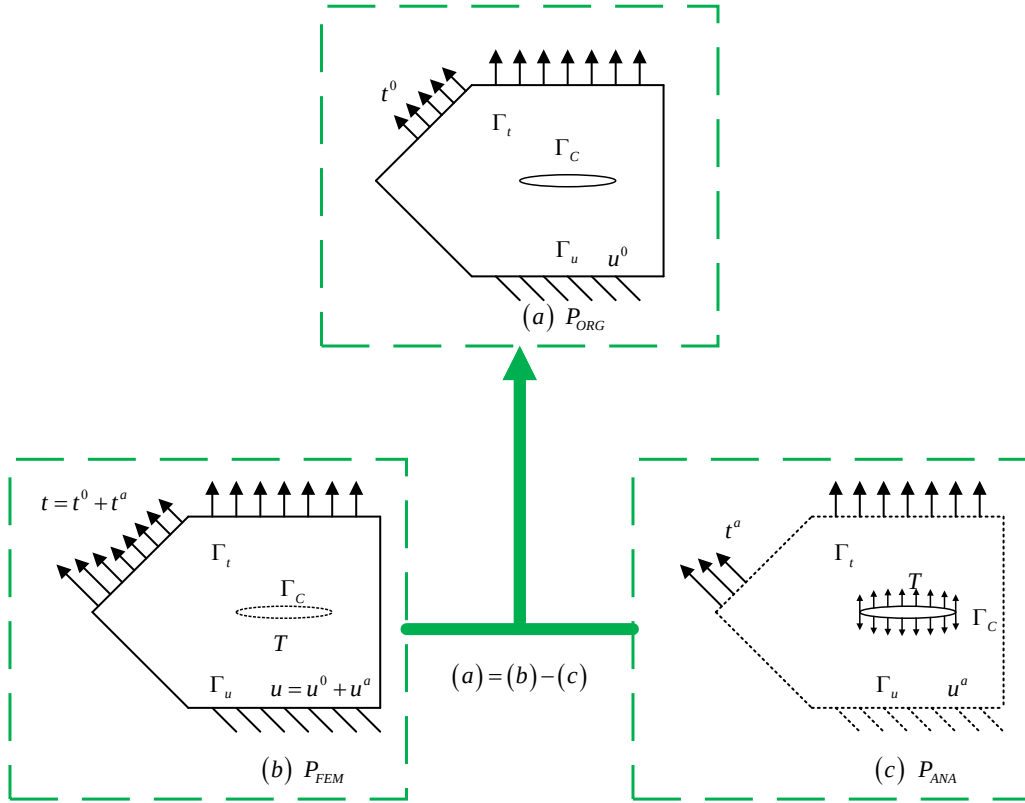


图 3-1 有限元替换算法示意图

分析计算表明：使用此方法可通过一个较为高效精确的方式获取断裂力学参数，例如 SIF 等。

3.2.2 基于移动最小二乘法的疲劳法则

若只使用疲劳裂纹扩展模型 Paris 法则（Paris Law） $da/dn = C\Delta K^n$ ，则在用于较大范围时，预测疲劳寿命准确度将会降低。本章将使用由 Dong 等^[157]提出的改进移动最小二乘法的疲劳法则，依据有限元计算的 SIF 得到更精确的裂纹扩展率。与传统的经典实验结果所得的 Paris 法则不同，这种 MLS 疲劳法则具有在更大的适用范围内获取精准预测的能力。这样综合使用“疲劳裂纹引擎”MLS 法则，和“断裂力学引擎”相互嵌入，完成裂纹结构寿命的确定性分析。裂纹扩展率可通过以下公式描述：

$$da/dn = \sum_{i=1}^N \Phi^i [\log(\Delta K)] \log \left(\frac{\widehat{da}}{dn} \right)^{*_i} \quad (3-1)$$

式中， Φ^i 为基函数， $\Delta K \sim a$ 的关系则是通过 FEAM 进行数值计算获取。具体 MLS

疲劳法则使用方法请参考文献[157]，本章不再详述。

3.3 基于滤波算法的疲劳裂纹扩展诊断与预测

拟考虑的状态转移模型(State Transition Model)和观测模型(Observation Model)分别如下：

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\beta}_{k-1}) \quad (3-2)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (3-3)$$

式中， $\mathbf{x}_k$ 是在第 k^{th} 次时的系统状态向量， $\mathbf{z}_k$ 是测量向量，且 $\boldsymbol{\beta}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别是系统过程噪音和测量噪音。本章并未考虑外部对系统的疲劳裂纹扩展的影响因素。例如，突发撞击等外部突变载荷的情况。若出现外部影响，请参考本文基于退化与冲击过程下的剩余寿命预测与健康管管理。

只考虑一个为裂纹扩展模式 I 的裂纹，则有：

$$a_k = a_{k-1} + \int g(\Delta K) dn \quad (3-4)$$

此式用于替代状态转移模型式(3-2)。式中 a_k 为裂纹长度。本过程中忽略了系统噪音。同样裂纹长度的测量值中存在测量误差 v_k ，观测模型可设为：

$$z_k = a_k + v_k \quad (3-5)$$

在贝叶斯方法概率框架下，大部分滤波理论包括了一个预测步骤（Prediction Step）和一个修正步骤（Correction Step）。考虑一系列测量值 $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_{k-1}$ ，用 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 代表条件概率密度函数，则在预测步骤中，先验概率 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 由如下全概率公式确定：

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (3-6)$$

在修正步骤中，当得到第 k 步测量值时，系统向量 $\mathbf{x}_k$ 的概率密度函数则利用贝叶斯定理的优势进行更新：

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})} \quad (3-7)$$

依据这两个模型，研究了大量计算这两个模型的方法。其中，被广泛使用的是由 Kalman 提出的卡尔曼滤波^[161]方法。假设 $f(\cdot)$ 与 $h(\cdot)$ 是线性方程，且 $\boldsymbol{\omega}_k$ 与 $\mathbf{v}_k$ 是服从期望为 0 的高斯分布，初始系统向量 $\mathbf{x}_0$ 服从高斯分布。然而，疲劳定理和 $K \sim a$ 关系这两者通常情况下是非线性公式。故在本文研究中，使用扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filtering）方法，以进行非线性过程的研究。同时扩展卡尔曼

滤波需使用在使用状态转移模型时，要求该模型具有解析表达式。下文中将论述粒子滤波相比于卡尔曼滤波方法，因无需解析表达式，粒子滤波适用性更强。

3.3.1 扩展卡尔曼滤波与粒子滤波

扩展卡尔曼滤波取消了传统卡尔曼滤波中模型线性化的假设。式(3-2)和式(3-3)中的 $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别代表了非线性和可微分函数。 ω_k 与 v_k 应为期望为 0 的高斯噪声，且其协方差矩阵分别为 $\mathbf{Q}_k$ 与 $\mathbf{R}_k$ 。与卡尔曼滤波相类似，扩展卡尔曼滤波假设状态函数是基于高斯分布的，其期望为 $\hat{\mathbf{x}}_k$ ，其协方差矩阵是 $\mathbf{P}_k$ 。在预测步骤中，在点 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 线性化状态转移模型中，使用雅可比矩阵（Jacobian Matrix） $\mathbf{F}_{k-1}$ ，表示为：

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}} \quad (3-8)$$

在预测步骤，预测状态估计及方差分别为：

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (3-9)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (3-10)$$

在修改步骤，在线性化观测模型时在点 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 使用雅可比矩阵 $\mathbf{H}_k$ ，表示为：

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}} \quad (3-11)$$

然后状态估测及协方差计算将通过以下五部分进行更新：

(1) 计算测量剩余量（Measurement Residual），表示为：

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (3-12)$$

(2) 计算剩余量协方差（Residual Covariance），表示为：

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (3-13)$$

(3) 计算近最优卡尔曼增幅（Near-Optimal Kalman Gain），表示为：

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \quad (3-14)$$

(4) 更新状态估计，表示为：

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \hat{\mathbf{y}}_k \quad (3-15)$$

(5) 更新协方差估计，表示为：

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (3-16)$$

扩展卡尔曼滤波计算效率高。但是，仍需要状态模型的清晰表达式。本章首先通过有限元方法，计算大量离散的 $da/dn \sim a$ 成对数据，然后拟合五阶多项式例如 $da/dn = \sum_{n=0}^5 A_n a^n$ 。依据拟合的多项式计算雅可比矩阵 F_{k-1} 。扩展卡尔曼滤波于疲劳裂纹扩展的框架如图 3-2 所示。依据第 k 步的期望裂纹长度与协方差，依据断裂韧性（Fracture Toughness）确定剩余使用寿命，即预测失效时间。剩余寿命的概率分通过布蒙特卡洛模拟等方法确定。

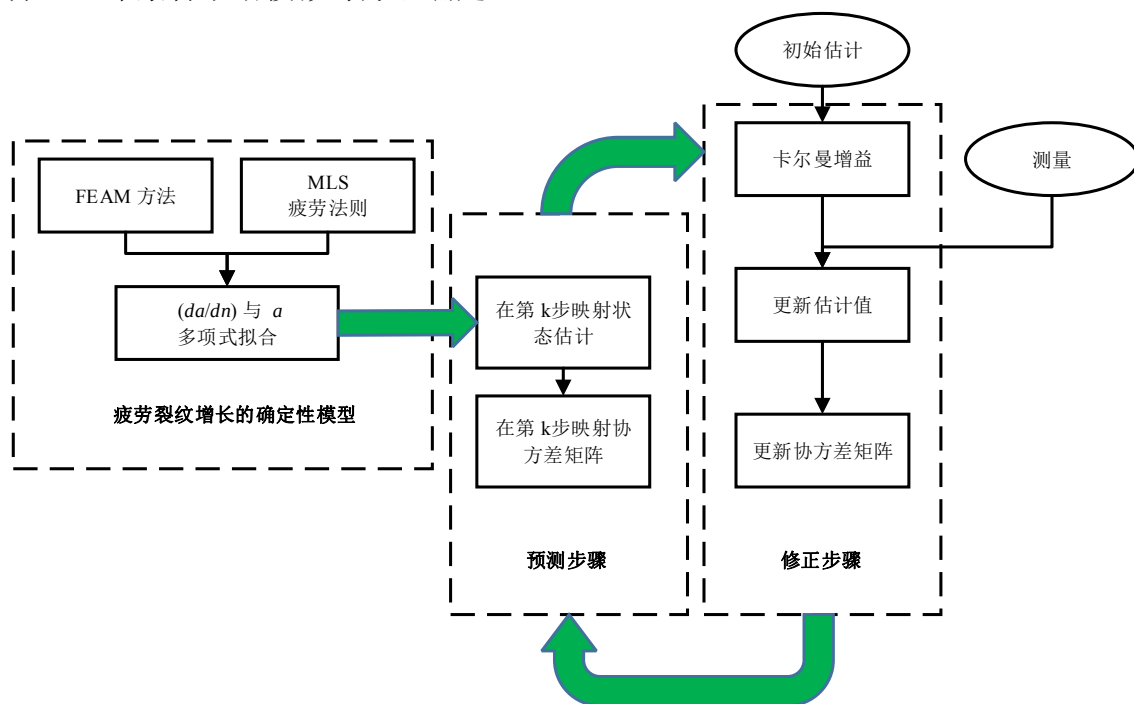


图 3-2 使用卡尔曼滤波于裂纹长度诊断流程图

扩展卡尔曼滤波的应用于裂纹扩展时具有缺点。首先，裂纹扩展过程需拟合清晰的数学表达式，致使无法应用至复杂机械结构中。其次，扩展卡尔曼滤波的裂纹长度估计受到多种因素影响。当状态的初始估计或者建模参数精确度低时，可能导致滤波器因线性化而无法正确估计裂纹长度。因此，下文将采用粒子滤波方法对含裂纹机械结构进行裂纹长度估计与预测。

类似扩展卡尔曼滤波，应用粒子滤波于裂纹长度诊断流程如图 3-3 所示，也包括两个步骤：预测与更新^[72]。但未对状态向量分布进行假设。相反，在第 $k-1$ 步骤，后验概率分布 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ 由一系列粒子 $\mathbf{x}_{k-1}^i, i=1,2,\dots,N$ 进行近似。在第 k 预测步骤，通过使用状态转移模型，完一系列粒子到新粒子的映射 $\mathbf{x}_k^i, i=1,2,\dots,N$ 。第 k 步状态向量后验概率密度近似为：

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (3-17)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数, $w_k^i, i=1,2,\dots,N$ 是相应粒子的权重, 可由测量值的期望值概率进行更新, 或在重采样中计算:

$$w_k^i = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)}{\sum_{j=1}^N p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^j)} \quad (3-18)$$

更新步骤将由式(3-18)代入式(3-17)进行。在应用粒子滤波时需要注意^[72]避免粒子的退化问题, 可采取序贯重要性采样法策略。当有效粒子数量值不可接受时, 重新获取一组新粒子以代表概率分布。序贯重要性采样法已获广泛应用^[162]。

在本章研究中, 粒子滤波用于疲劳裂纹扩展问题同时考虑系统状态转移模型式(3-4)与观测模型式(3-5)。与扩展卡尔曼滤波不同, 状态转移模型没有建立解析表达式, 而是利用有限元疲劳裂纹模型与疲劳裂纹扩展模型作为状态转移模型。

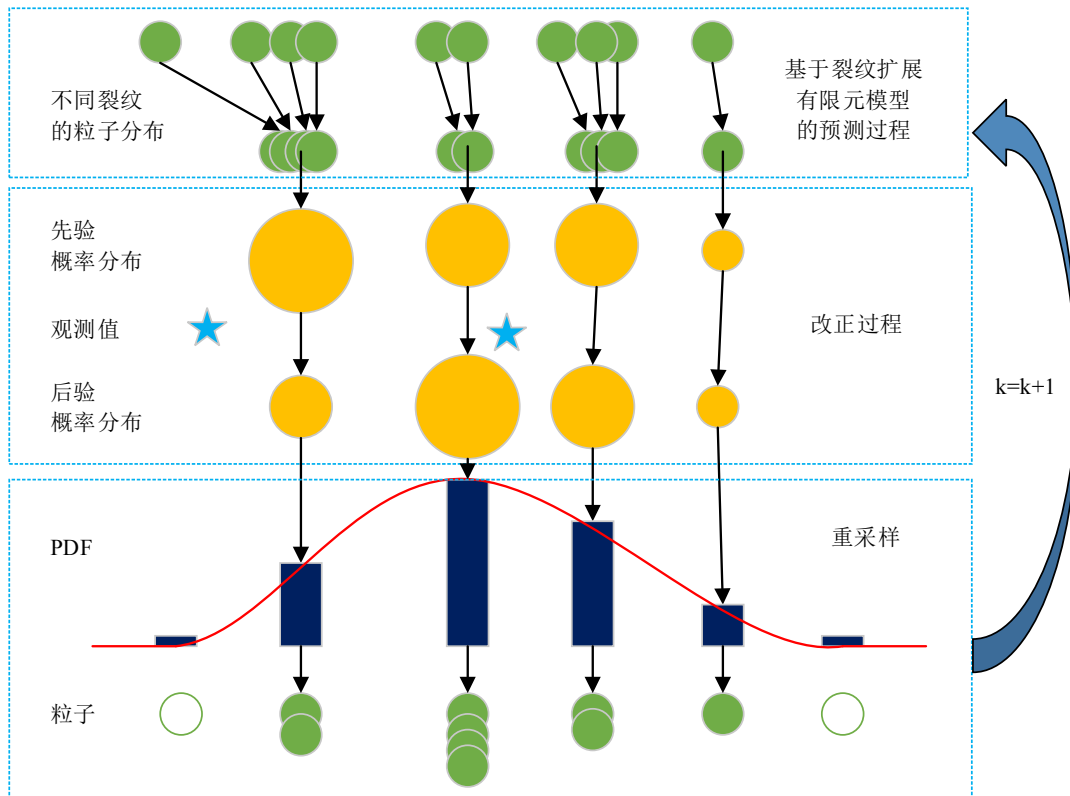


图 3-3 使用粒子滤波于裂纹长度诊断流程图

3.3.2 一个应用于裂纹扩展的改进粒子滤波

粒子滤波应用时面临的重要问题是计算量过大, 尤其调用状态转移模型的次数与粒子数量正相关。需大量粒子进行状态向量分布的近似。针对裂纹扩展这一

特定问题,若某模型至少需要 1000 个左右的粒子进行运算,则每步的预测步骤中,疲劳裂纹扩展有限元模型同样将被调用 1000 次以上。即使使用有限元替换方法,由于重复调用计算,每次有限元计算的时间较长,这将阻碍用于复杂飞行器结构的实时裂纹扩展长度估计与预测。

经研究发现,可通过改进粒子滤波的预测步骤减少计算量。由于状态转移模型是从 a_{k-1} 到 a_k 的一个单调映射,在一定的载荷下,假设 $a_{k-1}^1 < a_{k-1}^2$, 则可确定 $a_k^1 < a_k^2$ 。因此,裂纹扩展有下列累积概率分布函数的性质:

$$\begin{aligned} F_{A_k|Z_{1:k-1}}(a_k) &= F_{A_{k-1}|Z_{1:k-1}}(a_{k-1}) \\ a_k &= a_{k-1} + \int g(\Delta K)dn \end{aligned} \quad (3-19)$$

对于概率密度函数,通常是不存在关系式 $p(a_k|z_{1:k-1}) = p(a_{k-1}|z_{1:k-1})$ 。所以,可避免使用大量粒子计算 $p(a_k|z_{1:k-1})$, 此时可用少量离散点来进行 $F_{A_{k-1}|Z_{1:k-1}}(a_{k-1})$ 到 $F_{A_k|Z_{1:k-1}}(a_k)$ 的映射,并通过微分计算 $p(a_k|z_{1:k-1})$ 。

因此,提出下列粒子滤波中预测步骤的计算过程。改进粒子滤波预测步骤的框图如图 3-4 所示。具体算法如下:

- (1) 通过使用 $p(a_{k-1}|z_{1:k-1})$ 分布,计算并获取累积概率分布函数 $F_{A_{k-1}|Z_{1:k-1}}(a_{k-1})$ 。
- (2) 根据 $F_{A_{k-1}|Z_{1:k-1}}(a_{k-1})$, 选取一组较少的 M 个点 $a_{k-1}^1, a_{k-1}^2, \dots, a_{k-1}^M$, 其百分位数值分别对应为 $P^1, P^2, \dots, P^M$ 。
- (3) 使用有限元替换方法,使投射选取的 M 个点 to 第 k 步,即可获取 $a_k^1, a_k^2, \dots, a_k^M$ 和 $F_{A_k|Z_{1:k-1}}(a_k^i) = P^i, i=1, 2, \dots, M$ 。
- (4) 使用单调埃尔米特三次插值 (Monotone Hermite Cubic Interpolation), 对预测的累积概率密度函数 $F_{A_k|Z_{1:k-1}}(a_k)$ 进行曲线拟合。
- (5) 通过 $F_{A_k|Z_{1:k-1}}(a_k)$ 的微分,计算概率密度函数 $p(a_k|z_{1:k-1})$ 。
- (6) 根据 $p(a_k|z_{1:k-1})$, 计算后验概率密度函数 $p(a_k|z_{1:k})$, 并再次重新选取一组粒子。

单调埃尔米特三次插值^[163]属于分段差值方法,可保证累积概率密度函数的单调性,并避免 $p(a_k|z_{1:k-1})$ 出现负值。该差值方法保证了连续性、平滑性、保形性,且有效消除过包络、欠包络情况。其具体算法简介如下:

定义存在有序节点 $\{x_i\}_0^n$, 且 $x_0 < x_1 < \dots < x_n$, 其中 $x_0 = a$, $x_n = b$ 。有函数值对应关系 $f(x_i) = y_i$, 一阶导数 $f'(x_i) = m_i$, 点间距 $h_k = x_{k+1} - x_k$, 且 $h = \max\{h_k\}_0^{n-1}$, 其中分段三次 Hermite 差值函数 $I_h(x)$ 满足下列插值条件:

- (1) $I_h(x_i) = f(x_i)$, $i = 0, 1, \dots, n$ 。
- (2) $I_h'(x_i) = f'(x_i)$, $i = 0, 1, \dots, n$ 。

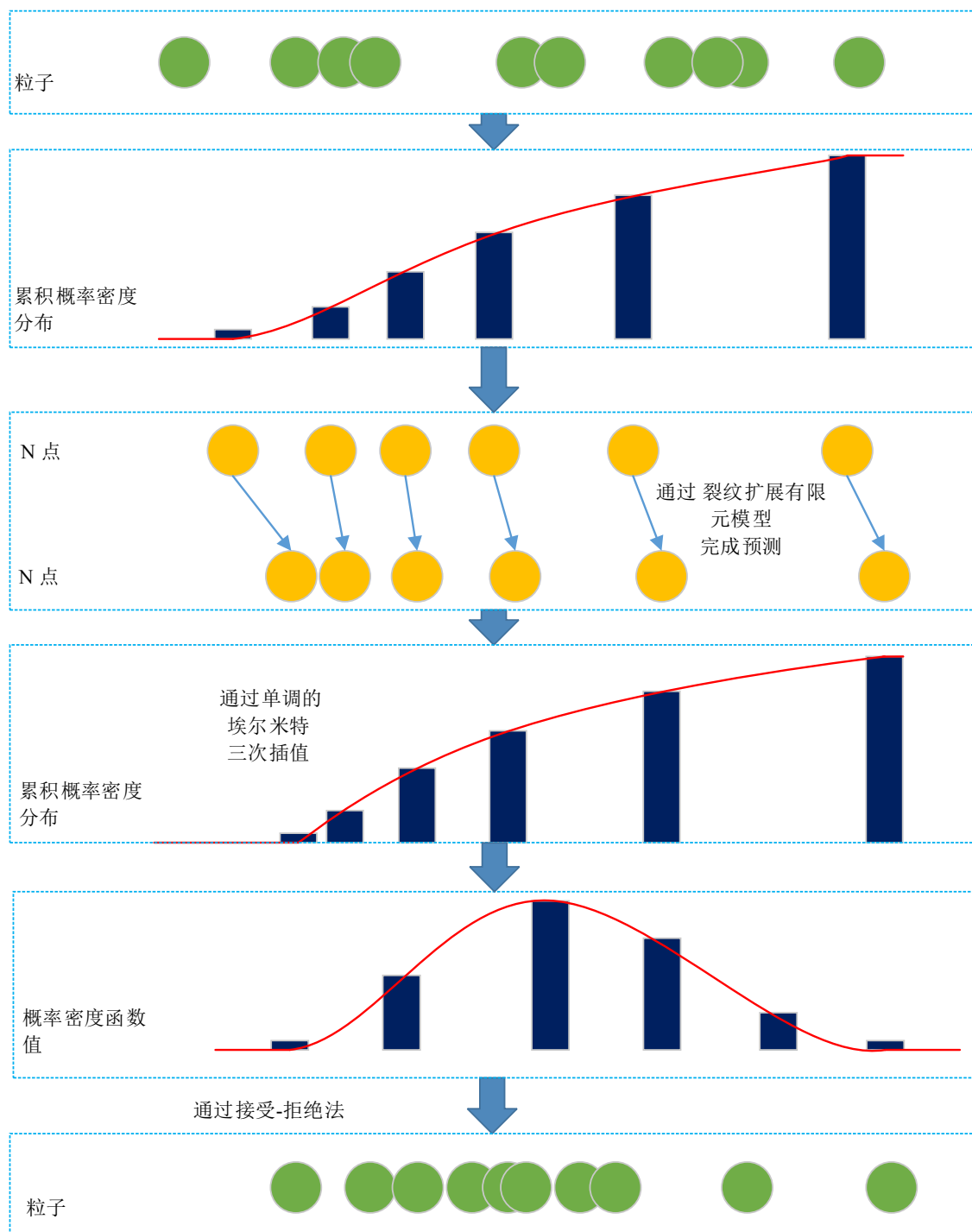


图 3-4 使用改进粒子滤波于裂纹扩展预测步骤流程图

(3) 在区间 $x \in [x_k, x_{k+1}]$ 表达式为:

$$I_k(x) = g_0(x) f(x_0) + g_1(x) f(x_1) + h_0(x) f'(x_0) + h_1(x) f'(x_1) \quad (3-20)$$

式中:

$$\begin{aligned}
g_0(x) &= \left(1 - 2 \frac{x - x_0}{x_0 - x_1}\right) \left(\frac{x - x_1}{x_0 - x_1}\right)^2 \\
g_1(x) &= \left(1 - 2 \frac{x - x_1}{x_1 - x_0}\right) \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0}\right)^2 \\
h_0(x) &= (x - x_0) \left(\frac{x - x_1}{x_0 - x_1}\right)^2 \\
h_1(x) &= (x - x_1) \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0}\right)^2
\end{aligned} \tag{3-21}$$

依据得到的随机分布，需产生伪随机数。可采用直接法（Direct Method）、逆转法（Inverse Transform Sampling Method）及接受-拒绝法（Acceptance-Rejection Method）等传统伪随机数产生流程。其中直接法主要依据分布函数的物理意义生成，例如泊松分布等，缺点在于适应范围较窄，适用于特殊分布。逆转法需要累积分布函数的表达式，利用逆函数 $X = F^{-1}(u)$ ，其中抽取均匀分布 $u \sim U[0,1]$ 获取伪随机数。接受-拒绝法首先寻找替代概率密度分布函数 $g(\bullet)$ ，与常数 $c > 0$ ，使得满足条件 $\sup_x \{f(x)/g(x)\} \leq c$ ，具体算法为：

- （1）产生服从分布 G 的随机变量 Y 。
- （2）产生独立于随机变量 Y 的分布 U 。
- （3）若 $U \leq f(Y)/cg(Y)$ 成立，则接受 $X = Y$ 。若不成立，则返回 1，即拒绝。

因为每产生一个随机数需要运算 c 次，即每次计算符合该算法接受的概率为 $1/c$ 。在保证 $0 < f(Y)/cg(Y) \leq 1$ 的情况下，从尽量减少生成次数的角度， c 值越小效率越高。

3.4 简例：紧固件孔附近的一个简单裂纹扩展

3.4.1 实验装置和确定性分析

美国陆军研究实验室（ARL）进行了一项铝 7075-T6 狗骨式挂片（Dogbone Coupon）的疲劳试验。这个挂片厚度为 1.60 mm。该挂片夹持端锥形的径部分宽为 31.75 mm，有一个直径为 4.76 mm 的孔在中心，如图 3-5 所示，一个长度为 1.3069 mm 的裂纹在孔的右侧，包括缺口（Notch）与预制裂纹（Pre-Crack）。该实验装置实际值测量图如图 3-6 所示，传感器信息传递如图 3-7 所示。

挂片传感器布局如图 3-8 所示，在夹持端（Gripped Ends）加载的频率为 10Hz 的恒定幅度的正弦拉伸。实际裂纹如图 3-9 所示。最大施加载荷为 5.00 kN，应力比（Stress Ratio）为 $R = 0.1$ 。循环每 100 次，在挂片保持最大负载时，对裂纹区域

进行照相。通过对高像素图片的像素点进行手动计算，获得裂纹长度具有可靠性。在本章研究中，手动测量结果中测量噪音可忽略，被认为是真实裂纹长度。实际使用的是传感器信号，其测量噪音不可忽略。

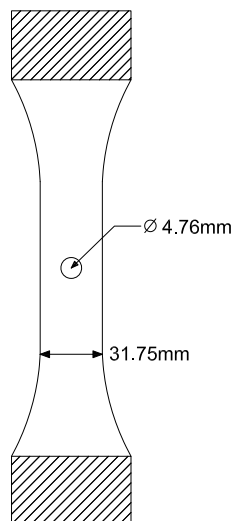


图 3-5 一个铝制孔右侧有含裂纹狗骨式挂片

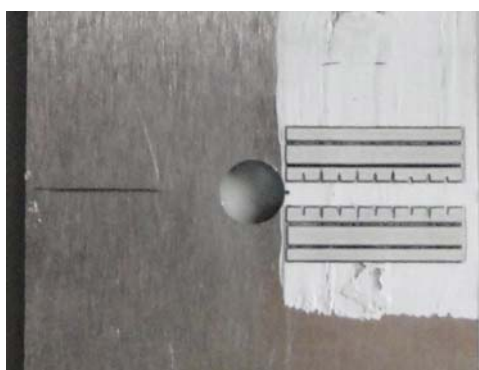


图 3-6 裂纹扩展测量示意图

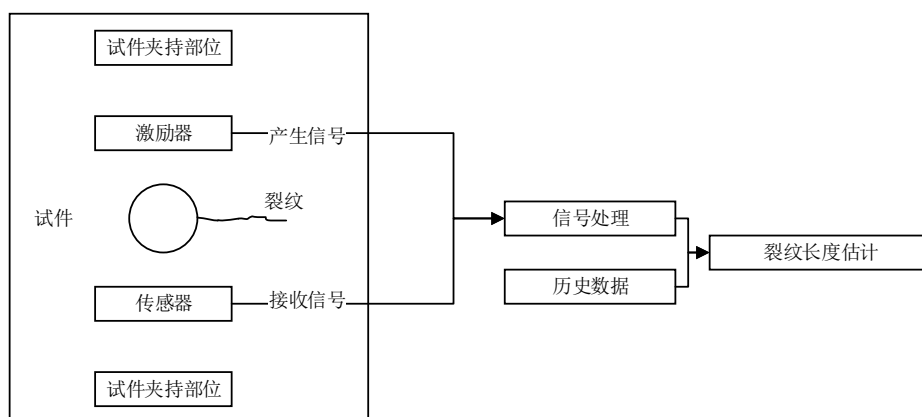


图 3-7 裂纹扩展传感器信息传递示意图



图 3-8 挂片传感器布局示意图



图 3-9 挂片裂纹局部示意图

首先将 FEAM 与 MLS 疲劳定理用于基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测。FEAM 模型包括 218 个有限元单元用于无裂纹的有限元结构，以及 20 个边界单元（Boundary Elements）用于裂纹嵌入于无限域（Infinite Domain）。将铝 7075-T6 的材料疲劳测量数据^[164]作为对比。使用基于有限元替换方法的裂纹扩展模型，仿真过程在配置 I7 型号 CPU 的标准电脑上运行，该算例下运行每次计算时间不超过

1.5 秒。如图 3-10 所示，ARL 实验结果与使用的模型呈现出较强一致性。

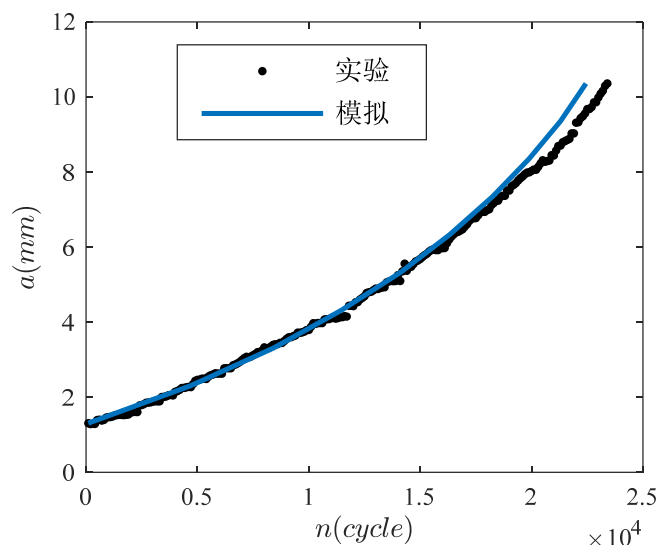


图 3-10 疲劳裂纹扩展的确定性分析

3.4.2 基于仿真噪声测量的诊断与预测

为测试不同滤波方法对有裂纹试件的裂纹长度估计与预测，通过在真实裂纹长度上的增加白噪音，仿真了 20 个人工测量值的序列。裂纹长度含噪音仿真测量值如图 3-11 所示。

扩展卡尔曼滤波、粒子滤波和改进离子滤波均应用于给出裂纹长度估计及其分布。在使用每种滤波时，假设裂纹的初始真实长度，为第一次观测的含有噪音的测量值，并假设相应的分布。如图 3-12 到图 3-14 所示，尽管初始裂纹长度估计值远偏离真实裂纹长度，但随着测量值的增多，三种滤波方法均能迅速消除噪音，减少测量噪音造成的测量误差，估计出真实裂纹长度。

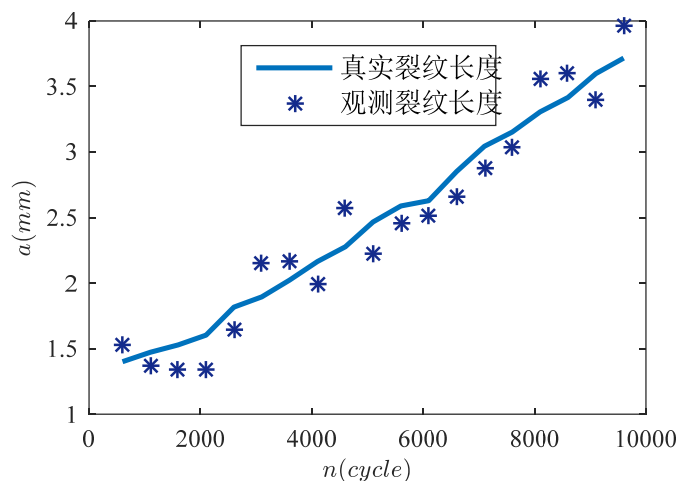


图 3-11 真实裂纹长度与观测裂纹长度

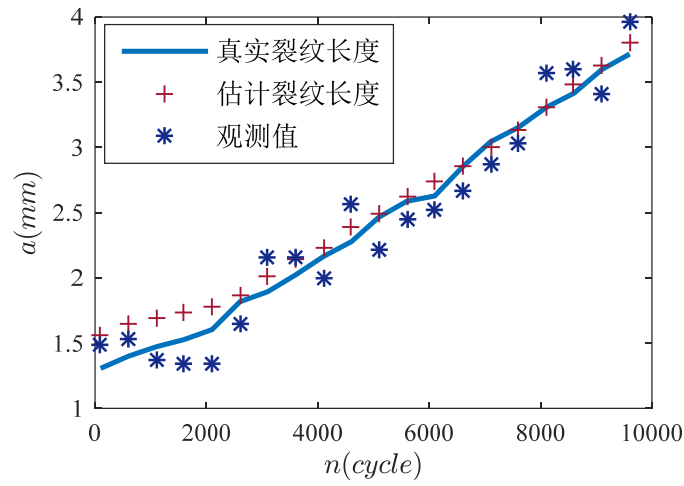


图 3-12 通过扩展卡尔曼滤波诊断裂纹长度

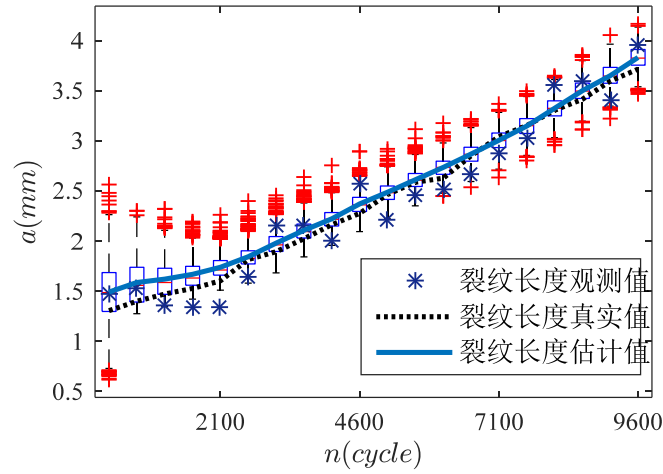


图 3-13 通过粒子滤波诊断裂纹长度

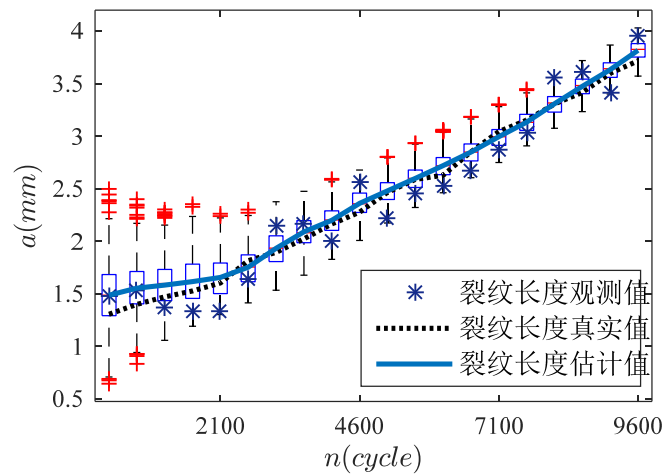


图 3-14 通过改进粒子滤波诊断裂纹长度

扩展卡尔曼滤波是三者中效率最高的。然而，扩展卡尔曼滤波的状态转移模型中需要进行曲线拟合，以获取 $da/dn \sim a$ 关系的清晰表达式。其中使用的曲线拟合不能适用于不同产品中的复杂结构，因此，扩展卡尔曼滤波难以推广到更复杂结构的裂纹扩展问题中。

虽然粒子滤波避免了曲线拟合，但计算量却较大。在本章算例研究中，使用了 1000 个粒子。它需要花费约 10 分钟用于裂纹长度诊断过称的每个步骤。为了降低计算成本，改进后的预测步骤使用 6 个均匀分布的点来计算前累积分布函数。据发现，用于裂纹长度估计的每个预测步骤的计算时间显著减少到 15 秒左右。

扩展卡尔曼滤波和粒子滤波也可用于剩余寿命预测，但仅限于当该状态转移模型可精确描述疲劳裂纹扩展时。在 $n=10^4$ 时获得的疲劳裂纹长度估计值将用于剩余疲劳寿命的预测。试件的失效判据是基于断裂韧性 $K_{Ic} = 25 \text{Mpa}\sqrt{\text{m}}$ 。图 3-15 到图 3-17 给出了预测的疲劳裂纹扩展路径。图 3-18 到图 3-20 给出了剩余寿命的概率分布，并将期望值列于表 3-1。三种不同的方法即使估计的期望剩余寿命是相似的，但是扩展卡尔曼滤波的不确定性更大些。这是因为扩展卡尔曼滤波并不是非线性系统的最佳滤波器。

表 3-1 不同方法的剩余寿命预测期望值

方法	剩余寿命期望值（循环周期）
基于扩展卡尔曼滤波	1.31×10^4
基于粒子滤波	1.30×10^4
基于改进粒子滤波	1.31×10^4
实验结果	1.38×10^4

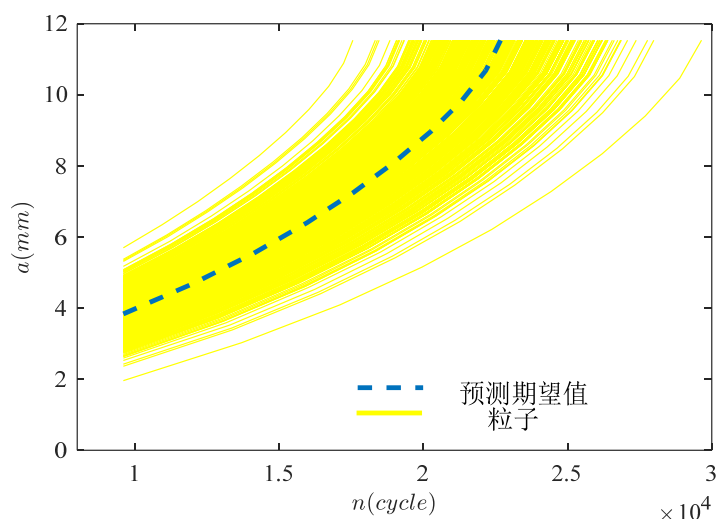


图 3-15 通过扩展卡尔曼滤波预测裂纹扩展

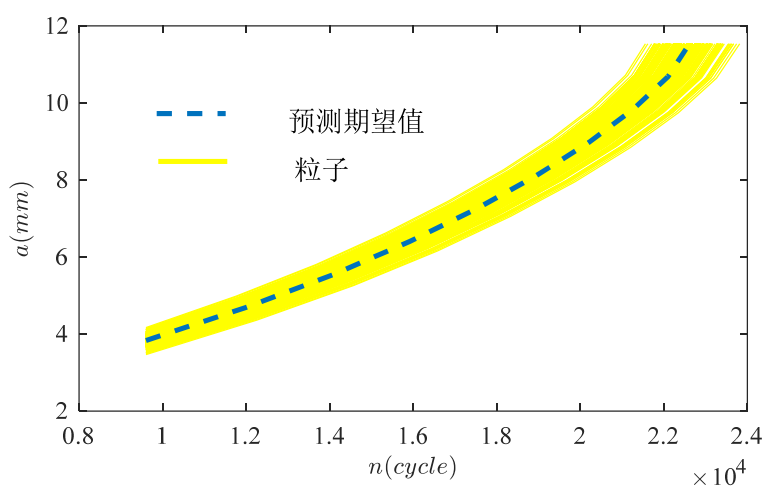


图 3-16 通过粒子滤波预测裂纹扩展

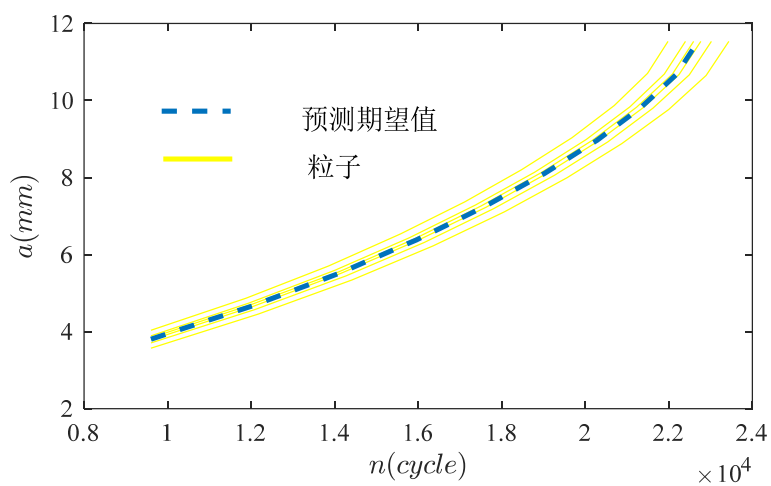


图 3-17 通过改进粒子滤波预测裂纹扩展

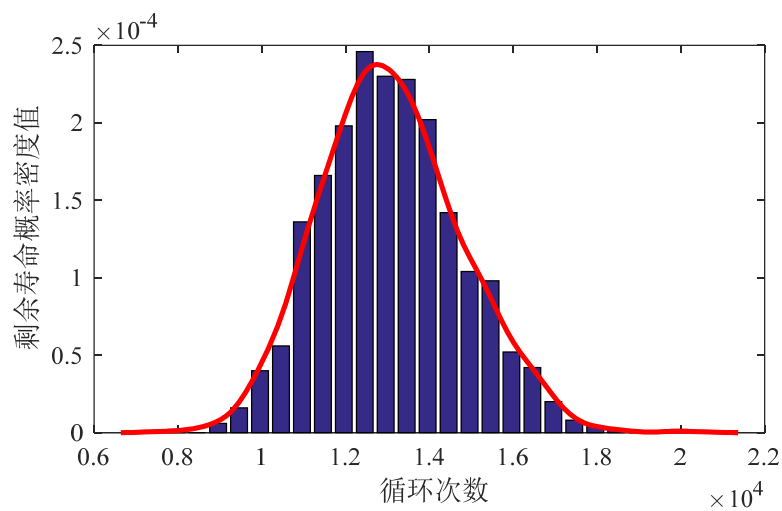


图 3-18 基于扩展卡尔曼滤波的裂纹扩展剩余寿命预测

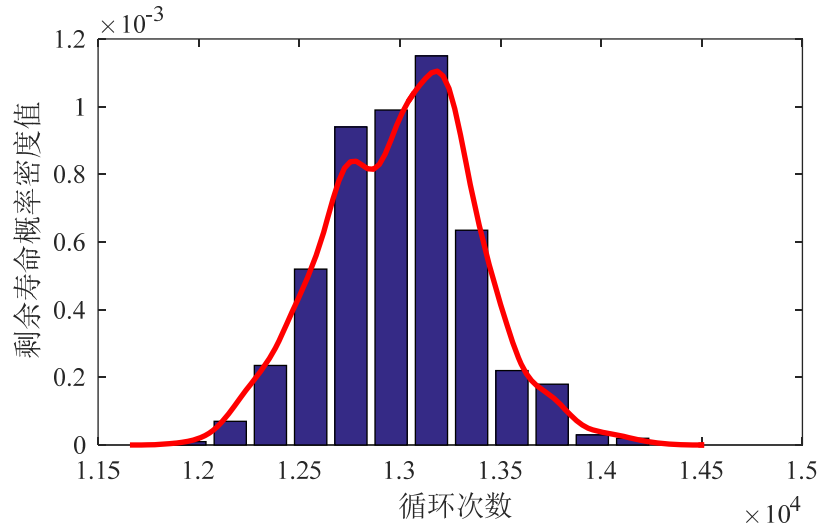


图 3-19 基于粒子滤波的裂纹扩展剩余寿命预测

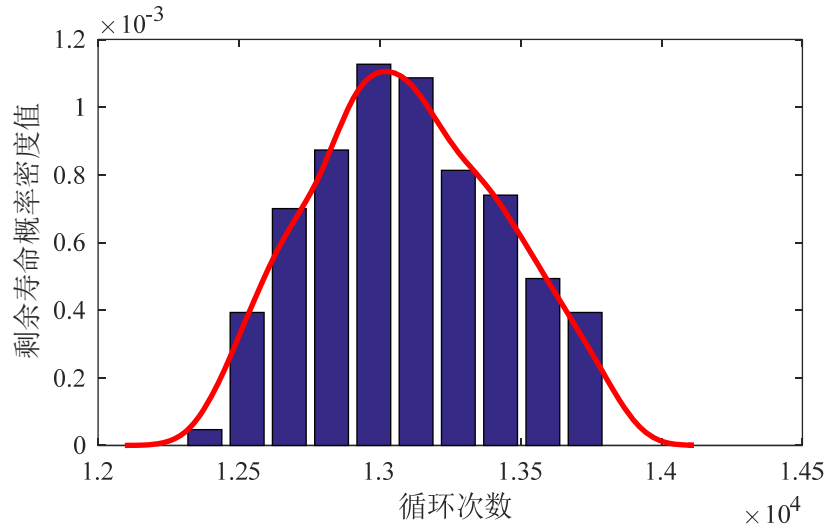


图 3-20 基于改进粒子滤波的裂纹扩展剩余寿命预测

3.5 小结

在本章中，结合高性能疲劳力学与滤波理论，提出了基于疲劳裂纹扩展有限元模型与改进粒子滤波模型的剩余寿命预测方法。综合使用有限元替换方法，MLS 疲劳裂纹扩展法则，进行疲劳裂纹扩展的确定性分析，建立基于滤波理论的 PHM 框架下的疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测方法。扩展卡尔曼滤波和粒子滤波两者均应用到本章研究中，依据一系列有噪音的测量值，给出基于统计的最佳裂纹长度估计值。其中，扩展卡尔曼滤波需要使用曲线拟合，以获得 $da/dn \sim a$ 关系的显式表达，且伴随较大预测不确定性。故扩展卡尔曼滤波难以广泛的用于复杂结构下的裂纹扩展问题。另一方面，虽然粒子滤波器具有良好的预测结果，并且避免了

任何曲线拟合，但在计算负担较重，需大量计算疲劳裂纹扩展有限元模型。故这两者均难以适应这要求实时更新的特殊问题。本章提出的改进粒子滤波可显著降低计算量，并精确计算裂纹扩展的估计值及剩余寿命分布，为基于疲劳裂纹扩展有限元模型的剩余寿命预测提供了实时的在线解决方案。

第四章 基于三阈值的健康维护

4.1 引言

退化型复杂产品维修资源的准备周期长、资源调度困难，是基于状态维修决策中亟需考虑的一个环节。例如飞机发动机的维修、重型机床主轴的维修、风力发电机变速箱的维修和航母弹射装置的维修等均需要提前准备维修资源。提前期（Lead Time）也称之为交货周期，从供货商的视角讲，提前期是指从订货到交货的时间；本文中，提前期则表示维修资源的准备实践过程，具体是从准备维修资源开始到备件生产调货齐全、人员配备齐全整个周期。由于 PHM 技术的发展与完善，对于关键产品将不再定时进行维修资源的规划，本文将采用一个调度阈值通过系统状态决定维修资源的安排，并最优化维修费用。若系统在维修资源准备完备前发生失效，则将出现用户等待的额外费用，例如产品停工时间中的违约成本。若维修资源在实施维修前就准备完毕，则供货商将付出额外等待时间造成的费用，如供货商的存货成本及人员费用等。同时，当维修资源可获取时，若系统状态不同，则维修费用不同。本章试图在基于状态维修的框架下减少总体期望费用率（Overall Expected Cost Rate）^[165]。

本章拟提出基于三阈值的维修机制。该机制包括三个关键维修阈值：

（1）失效阈值（Failure Threshold）。该阈值是一个确定的常数，当系统状态超过失效阈值时，系统失效。

（2）维修阈值（Maintenance Threshold）。该阈值是用于执行维修任务的状态阈值，若系统退化状态超过维修阈值，则在该系统所有维修资源均准备好情况下应立即执行维修任务。

（3）调度阈值（Scheduling Threshold）。该阈值是用于调度维修资源的状态阈值，若系统退化超过该阈值，则应开始准备维修资源并调度。

在基于时间的维修策略（Time-Based Maintenance, TBM）中，提前期是计划维修时间点与执行维修时间点间的间隔时间^[166]，该值并不包括维修过程产生的时间长度及决策时间长度。提前期是由该产品服务供货商提供的固有的常量。故本章中，在基于状态的维修中提出使用提前阈值。提前阈值（Lead Threshold）定义为调度阈值与维修阈值之间的差值。最优提前阈值不是决策变量，而是由最优调度阈值与最优维修阈值共同决定的。不仅受到各种维修费用的影响，最优提前阈值受到以下两个重要因素影响：服务提供商的提前期和监测下的系统实际退化过程。实际退化过程需要使用 PHM 框架进行估计与预测。通过这两个因素并考虑各

种维修费用可最优化调度阈值与维修阈值，从而获得最优提前阈值。本章将建立考虑提前期的 PHM 框架下最优维修决策。

基于三阈值的维修机制，不再依据某时刻系统退化状态区分系统类型，而是依据全寿命周期系统退化状态区分不同系统类型。本章提出的系统类型与传统系统状态类型定义^[167]不同，主要表现在：

(1) 某单个退化型产品真实中只存在一种退化路径，由不同时刻的系统状态组成。在时间 t ，依据产品过去、现在、未来的系统状态，通过三阈值划分为不同系统类型。

(2) 系统类型不是描述系统在某一点的退化状态，而通过系统类型描述由不同时间点的系统状态组成的在时间线上的完整退化路径信息。

本章依据系统在每个时间点的信息分成了五种系统类型。类型 1-3 中，在时间 t ，系统状态达到调度阈值，维修资源开始调度，依据当系统维修资源准备好时系统状态分类：

(1) 类型 1 中系统状态低于维修阈值，供货商等待到达阈值后维修。

(2) 类型 2 中系统状态高于或等于维修阈值但低于失效阈值，无故障并直接维修。

(3) 类型 3 中系统状态高于或等于失效阈值，即出现故障后用户等待，当维修资源调度完成后立即执行维修。

(4) 在类型 4 中，在时间 t 的系统状态依然低于调度阈值，即不执行调度。

(5) 在类型 5 中，在时间 t 之前的系统状态已经高于调度阈值，即调度已经开始执行。

系统类型 1-3 对应三种维修费用，并考虑供货商等待时间的额外费用 and 用户等待时间的额外费用。在类型 1 中，存在供货商等待时间，即从所有维修资源准备完备的时刻，到系统退化到维修阈值的时刻。在类型 3 中，存在用户等待时间，即从系统失效时刻到所有维修资源调度完毕的时刻。供货商和用户的等待时间费用均包括在总费用当中。

综上所述，这本章提出的五种系统类型包括了所有可能的退化路径和维修类型。

4.2 系统假设和模型描述

4.2.1 系统描述

本章对系统的研究基于以下四个基本假设：

- (1) 系统失效过程中只考虑退化过程，未考虑冲击过程。
- (2) 系统退化过程是单调的，且每个单位时间内的损伤可累积。
- (3) 系统达到预定失效阈值时，系统故障。

(4) 系统退化服从伽玛退化过程并具有伽玛过程的基本性质^[168]：1) $X(0)=0$ 。2) 增量 $X(t)-X(t-\Delta t)$ 是统计独立的， Δt 为相应工程问题中有意义的最小时间单元。3) 增量服从伽玛概率分布函数。

4.2.2 退化过程

失效时间是退化过程达到失效阈值时的首次到达时间。令 $G_s(t; x)$ 为失效时间的累积密度函数，即：

$$G_s(t; x) = \Pr\{S_g(x) < t\} \quad (4-1)$$

式中， $S_g(x)$ 是退化过程达到状态 x 的首次通过时间。

令 $G(x; t)$ 为退化状态的累积密度函数，即：

$$G(x; t) = \Pr\{X(t) < x\} \quad (4-2)$$

式中， $X(t)$ 是 t 时刻的系统状态。当所有系统经历单调递增退化路径时，显然有 $G(x; t) = 1 - G_s(t; x)$ ，如图 4-1 所示。

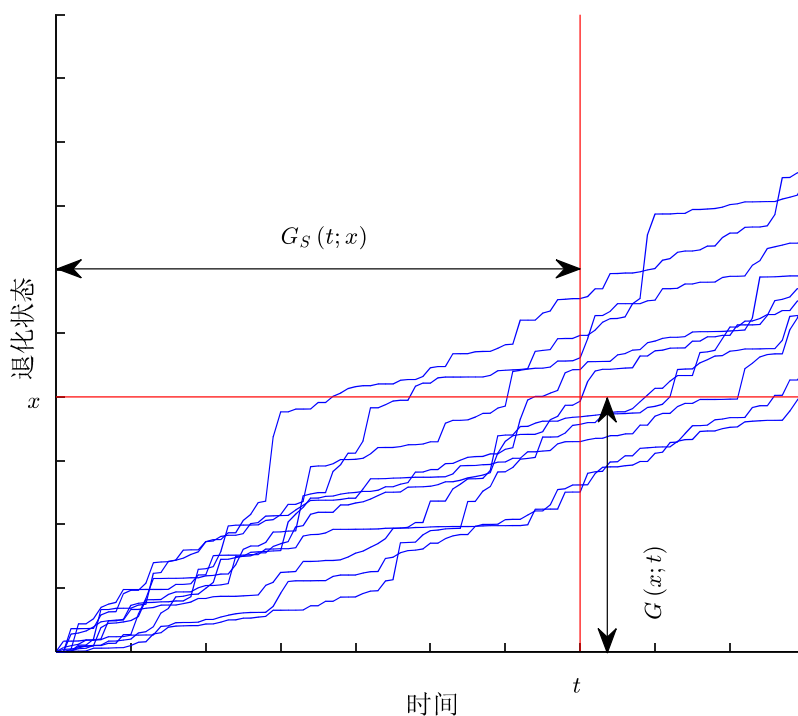


图 4-1 失效时间与退化状态的累积概率密度

伽玛过程属于 Levy 过程的一种，伽玛过程经常用于累积损伤建模。伽玛过程的数学表达式包括一个形状参数 αt 和参数 β 。伽玛分布的概率密度函数和累积概率密度函数分别如下^[125]：

$$g(x; \alpha t, \beta) = \frac{1}{\Gamma(\alpha t) \beta^{\alpha t}} (x)^{\alpha t - 1} \exp\left(-\frac{x}{\beta}\right) \quad (4-3)$$

和

$$G(x; \alpha t, \beta) = \int_0^x g(x; \alpha t, \beta) dx = \frac{\gamma(\alpha t, x/\beta)}{\Gamma(\alpha t)} \quad (4-4)$$

式中，完全的伽玛函数是 $\Gamma(\alpha t) = \int_0^\infty \xi^{\alpha t - 1} e^{-\xi} d\xi$ ，下不完全伽玛函数（Lower Incomplete Gamma Function）是 $\gamma(\alpha t, x/\beta) = \int_0^{x/\beta} \xi^{\alpha t - 1} e^{-\xi} d\xi$ 。 $g(x; \alpha \Delta t, \beta)$ 为增量的概率密度函数。

4.2.3 系统类型

系统由不同时间的系统状态与三个阈值进行比较，从而分为五种类型。调度时间（Time To Schedule） T_s 、维修时间（Time To Maintenance） T_m 和失效时间（Time To Failure） T_f ，以上变量分别依赖于调度阈值（Scheduling Threshold） X_s 、维修阈值（Maintenance Threshold） X_m 和失效阈值（Failure Threshold） X_f 。最短监测周期是工程问题中有意义的最小时间单元 Δt 。令 $t = j \times \Delta t$ 和 $T_L = L \times \Delta t$ 。由于系统类型由退化路径决定，则系统类型的分类依据不仅包括现在系统状态 $X(t)$ ，也包括过去在时刻 $t - \Delta t$ 的系统状态 $X(t - \Delta t)$ 和未来在时刻 $t + T_L$ 的系统状态 $X(t + T_L)$ 。通过过去的系统状态 $X(t - \Delta t)$ 及现在的系统状态 $X(t)$ 与调度阈值 X_s 的比较，可确定何时启动维修资源调度。通过未来系统状态 $X(t + T_L)$ 与维修阈值 X_m 及失效阈值 X_f 的比较，可确定何时执行维修及维修费用类型。系统类型分类如表 4-1 和图 4-2 所示。

表 4-1 依据系统退化路径划分系统类型

系统类型	$t - \Delta t$ 时系统状态	t 时刻系统状态	$t + T_L$ 时刻系统状态
类型 1	$X(t - \Delta t) < X_s$	$X(t) \geq X_s$	$X(t + T_L) < X_m$
类型 2	$X(t - \Delta t) < X_s$	$X(t) \geq X_s$	$X_m \leq X(t + T_L) < X_f$
类型 3	$X(t - \Delta t) < X_s$	$X(t) \geq X_s$	$X_f \leq X(t + T_L)$
类型 4	$X(t - \Delta t) < X_s$	$X(t) < X_s$	$\forall$
类型 5	$X(t - \Delta t) \geq X_s$	$\forall$	$\forall$

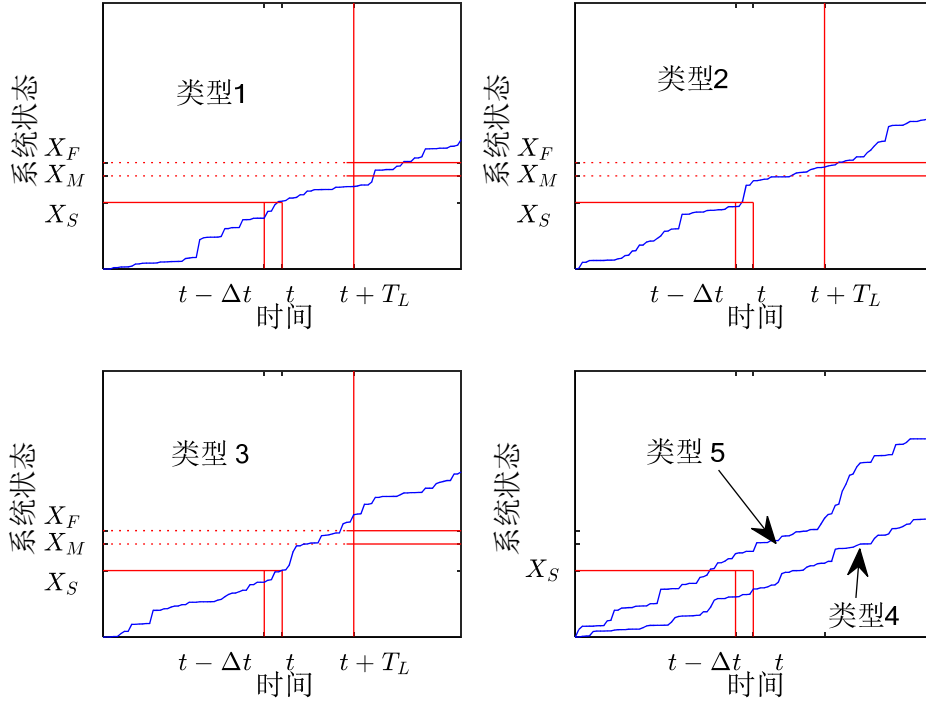


图 4-2 系统类型

假设系统经历 j 个离散时间周期，每个周期损伤为 Y_j 。从时间 i 到时间 j 损伤累积为 X_i^j 。在下文的积分公式中， x 代表 X_i^{j-1} ， y 代表 Y_j ， z 代表 X_{j+1}^{j+L} 。当 $X_i^{j-1} < X_S$ 且 $X_i^j \geq X_S$ ， j 为调度时间。

计算系统为类型 1 的概率。当前时间 $j\Delta t$ 系统状态首次达调度阈值，若系统在 $j\Delta t + T_L$ 内的退化量低于维修阈值，系统不需要维修，则系统为类型 1。系统为类型 1 的概率为：

$$\begin{aligned} P_1(j) &= \Pr(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j-1} < X_S \leq Y_1 + Y_2 + \dots + Y_j, Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j+L} < X_M) \\ &= \Pr \left(\begin{array}{l} Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j-1} < X_S \\ X_S < Y_1 + Y_2 + \dots + Y_j \\ X_S < Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j+L} < X_M \end{array} \right) = \Pr \left(\begin{array}{l} X_i^{j-1} < X_S \\ Y_j > X_S - X_i^{j-1} \\ X_{j+1}^{j+L} < X_M - X_i^{j-1} - Y_j \end{array} \right) \end{aligned} \quad (4-5)$$

若退化过程是伽玛过程，则系统类型 1 的概率为：

$$\begin{aligned} P_1(j) &= \int_0^{X_S} \left(\int_{X_S-x}^{X_M-x} \left(\int_0^{X_M-x-y} g(z; L \times \Delta t) dz \right) g(y; \Delta t) dy \right) g(x; (j-1) \times \Delta t) dx \\ &= \int_0^{X_S} \int_{X_S-x}^{X_M-x} (G(X_M - x - y; L \times \Delta t)) \times g(y; \Delta t) \times g(x; (j-1) \times \Delta t) dy dx \end{aligned} \quad (4-6)$$

计算系统为类型 2 的概率。当前时间 $j\Delta t$ 系统状态首次达调度阈值，若系统在时

间 $j\Delta t + T_L$ 内的退化量高于维修閾值但低于失效閾值，则表示系统需要立即维修，系统为类型 2。系统为类型 2 的概率为：

$$P_2(j) = \Pr(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j-1} < X_S < Y_1 + Y_2 + \dots + Y_j, X_M \leq Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j+L} < X_F)$$

$$= \Pr \left(\begin{array}{l} X_1^{j-1} < X_S \\ Y_j > X_S - X_1^{j-1} \\ X_M - X_1^{j-1} - Y_j < X_{j+1}^{j+L} < X_F - X_1^{j-1} - Y_j \end{array} \right) \quad (4-7)$$

若退化过程是伽玛过程，则系统类型 2 的概率为：

$$P_2(j) = \int_0^{X_S} \left(\int_{X_S-x}^{X_F-x} \left(\int_0^{X_F-x-y} g(z; L \times \Delta t) dz \right) g(y; \Delta t) dy \right) g(x; (j-1) \times \Delta t) dx - P_1(j)$$

$$= \int_0^{X_S} \int_{X_S-x}^{X_F-x} G(X_F - x - y; L \times \Delta t) \times g(y; \Delta t) \times g(x; (j-1) \times \Delta t) dy dx - P_1(j) \quad (4-8)$$

计算系统为类型 3 的概率。当前时间 $j\Delta t$ 系统状态首达调度閾值，若系统在时间 $j\Delta t + T_L$ 内的退化量高于失效閾值，则表示系统在维修资源准备好之前已失效，系统为类型 3。系统为类型 3 的概率为：

$$P_3(j) = \Pr(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j-1} < X_S < Y_1 + Y_2 + \dots + Y_j, X_F \leq Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j+L})$$

$$= \Pr \left(\begin{array}{l} X_1^{j-1} < X_S \\ Y_j > X_S - X_1^{j-1} \\ X_{j+1}^{j+L} \geq X_F - X_1^{j-1} - Y_j \end{array} \right) \quad (4-9)$$

若退化过程是伽玛过程，则系统为类型 3 的概率为：

$$P_3(j) = \int_0^{X_S} \left(\int_{X_S-x}^{X_F-x} \left(\int_{X_F-x-y}^{\infty} g(z; L \times \Delta t) dz \right) g(y; \Delta t) dy \right) g(x; (j-1) \times \Delta t) dx +$$

$$\int_0^{X_S} \left(\int_{X_F-x}^{\infty} \left(\int_0^{\infty} g(z; L \times \Delta t) dz \right) g(y; \Delta t) dy \right) g(x; (j-1) \times \Delta t) dx \quad (4-10)$$

基于式(4-5)，(4-7)和(4-9)，则有：

$$P_1(j) + P_2(j) + P_3(j) = \Pr(X_1^{j-1} < X_S \leq X_1^j)$$

$$= G(X_S; (j-1) \times \Delta t, \beta) - G(X_S; j \times \Delta t, \beta) \quad (4-11)$$

该性质可用于简化系统为类型 3 的概率计算公式。

基于式(4-6)，(4-8)和(4-11)，则系统为类型 3 的概率为：

$$P_3(j) = G(X_S; (j-1) \times t) - G(X_S; j \times t)$$

$$- \int_0^{X_S} \int_{X_S-x}^{X_F-x} G(X_F - x - y; L \times \Delta t) \times g(y; \Delta t) \times g(x; (j-1) \times \Delta t) dy dx \quad (4-12)$$

计算系统为类型 4 的概率。若当前时间 $j\Delta t$ 之前已达调度閾值，系统为类型 4。系统为类型 4 的概率为：

$$\begin{aligned} P_4(j) &= \Pr(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j-1} < Y_1 + Y_2 + \dots + Y_j < X_s) \\ &= \Pr(X_1^j < X_s) \end{aligned} \quad (4-13)$$

若退化过程是伽玛过程，则系统为类型 4 的概率为：

$$P_4(j) = G(X_s; j \times \Delta t, \beta) \quad (4-14)$$

计算系统为类型 5 的概率。若当前时间 $j\Delta t$ 未达调度阈值，系统为类型 5。系统为类型 5 的概率为：

$$\begin{aligned} P_5(j) &= \Pr(X_s \leq Y_1 + Y_2 + \dots + Y_{j-1}) \\ &= 1 - \Pr(X_0^{j-1} > X_s) \end{aligned} \quad (4-15)$$

若退化过程是伽玛过程，则系统为类型 5 的概率为：

$$\begin{aligned} P_5(j) &= 1 - \int_0^{X_s} g(y; (j-1) \times \Delta t) dy \\ &= 1 - G(X_s; (j-1) \times \Delta t) \end{aligned} \quad (4-16)$$

由式(4-11)，式(4-14)和式(4-16)，可得：

$$P_1(j) + P_2(j) + P_3(j) + P_4(j) + P_5(j) = 1 \quad (4-17)$$

这表明这五种系统类型在当前时间 $j\Delta t$ 包括了在该时间点所有可能的退化路径。此外，系统类型 1-3 包括了所有维修类型，且可得下式：

$$\sum_{j=1}^{\infty} (P_1(j) + P_2(j) + P_3(j)) = 1 \quad (4-18)$$

式(4-18)表征着调度时间为任意时刻的情况均被包括于系统类型 1-3 中。

4.3 维修等待时间

对于时刻 $j\Delta t$ 首达调度阈值时，当系统为类型 1 时，维修资源到位时系统退化状态未达到维修阈值，存在供货商的等待时间；在系统为类型 2 时，既不存在供货商等待时间也不存在用户等待时间；在系统为类型 3 时，存在用户等待时间。依据式(4-18)，在计算期望维修等待时间时，对于时刻 $j\Delta t$ 之前已达或现在未达调度阈值时，即系统为类型 4 或类型 5 时，无需计算维修等待时间。

4.3.1 供货商等待维修时间

在系统为类型 1 中，尽管系统维修资源已准备完备，用户依然会操作系统设备，直到系统退化状态达到维修阈值，并在该时刻及时完成维修作业，如图 4-3 所示。在系统类型 2 与类型 3 中，不存在供货商等待时间，故有：

$$E(T_{ws}(j) | \text{'type 2'}) = 0 \quad (4-19)$$

且有：

$$E(T_{ws}(j)|'type 3') = 0 \quad (4-20)$$

当调度时间为 $j\Delta t$ 时, 供货商等待时间的期望为:

$$\begin{aligned} E(T_{ws}(j)) &= \\ &= E(T_{ws}(j)|'type 1') \times P_1 + E(T_{ws}(j)|'type 1') \times P_2 + E(T_{ws}(j)|'type 3') \times P_3 \\ &= E(T_{ws}(j)|'type 1') \times P_1 \\ &= \int_0^{X_S} \int_{X_S-x}^{X_M-x} \int_0^{X_M-x-y} \int_0^\infty t \times g(t; X_M - x - y - z) g(z; L * \Delta t) g(y; \Delta t) g(x; (j-1) \times \Delta t) dt dz dy dx \\ &= \sum_{t=L}^\infty (t-L) \int_0^{X_S} \int_{X_S-x}^{X_M-x} (G(X_M - x - y; t-1) - G(X_M - x - y; t)) g(y; \Delta t) g(x; (j-1) \times \Delta t) dy dx \end{aligned} \quad (4-21)$$

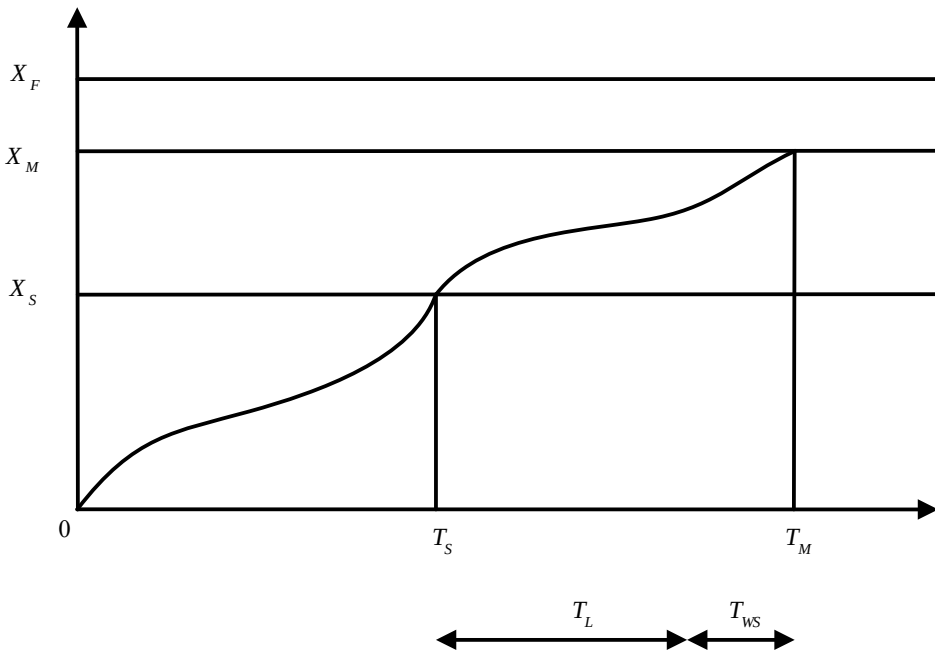


图 4-3 供货商等待时间

4.3.2 用户等待维修时间

在系统为类型 3 中, 系统在维修资源到位前已发生系统失效, 如图 4-4 所示。此种情况属于严重的事故, 尤其是停机费用对于用户来说是过于昂贵的, 并且随着等待时间的增加费用也会相应升高。在系统为类型 1 与类型 2 中, 不存在用户等待维修时间, 所以有:

$$E(T_{wc}(j)|'type 1') = 0 \quad (4-22)$$

且有:

$$E(T_{wc}(j)|'type 2') = 0 \quad (4-23)$$

当调度时间为 $j\Delta t$ 时, 用户等待时间的期望为:

$$\begin{aligned}
 & E(T_{WC}(j)) \\
 &= E(T_{WC}(j) | \text{'type 1'}) \times P_1 + E(T_{WC}(j) | \text{'type 2'}) \times P_2 + E(T_{WC}(j) | \text{'type 3'}) \times P_3 \\
 &= E(T_{WC}(j) | \text{'type 3'}) \times P_3 \\
 &= (L-0) \int_0^{X_S} (1-G(X_F-x;1)) g(x;(j-1) \times \Delta t) dx + \\
 & \sum_1^L (L-t) \int_0^{X_S} \int_{X_S-x}^{X_F-x} (G(X_F-x-y;t-1) - G(X_F-x-y;t)) g(y;\Delta t) g(x;(j-1) \times \Delta t) dy dx
 \end{aligned} \tag{4-24}$$

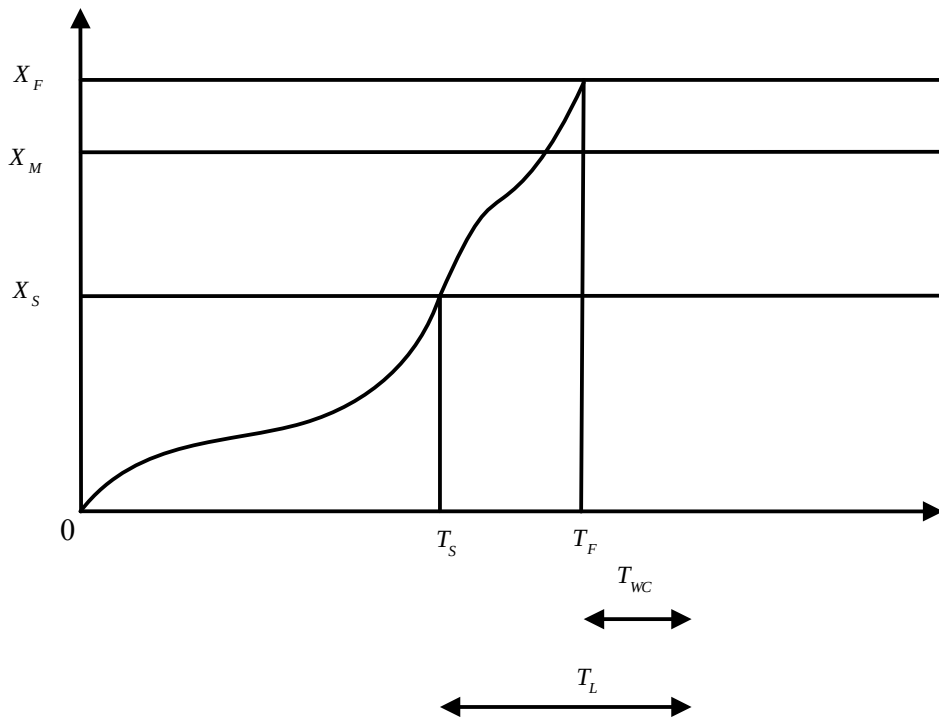


图 4-4 用户等待时间

4.4 维修策略

4.4.1 维修假设

本章建立的维修策略最优化问题，假设如下：

给出以下几点维修策略最优化问题的假设：

(1) 时间。时间间隔假设为单位 1，即 $\Delta t = 1$ 。监测与维修均为立即执行，并且其执行持续时间可忽略不计。优化问题中，时间范围是无限的，而不是在有限时间内的最优化费用。提前期是一个参数，且是一个定值。

(2) 测量。退化过程中存在测量噪音，在优化过程中，本节认为系统状态估计值可完全正确地在预测过程中反映系统状态实际值，故虚警率与检测率在优化

这两个阈值时并未考虑。

(3) 维修过程。实施维修是改变系统状态为“维修如新”。即当维修资源准备就绪后，当该系统状态首次达到维修阈值时立即执行维修过程，且以该方式进行维修，若维修资源在系统失效瞬间已准备就绪，则认定不存在停机时间，未考虑维修时间。

(4) 维修费用。系统类型 1、类型 2 与类型 3 均在每个设备寿命使用周期内产生相应的一次性维修费用。每个单元时间内的等待费用与运行费用是定值，这部分下一小节将做详细阐述。

4.4.2 费用分析

设优化目标为最小化期望总维修费用率。

期望总维修费用率定义为：

$$CR = \frac{\text{周期时间内期望总费用}}{\text{周期期望时间}} \quad (4-25)$$

总费用包括两部分：维修费用和等待时间费用。

维修费用分为三种。在系统类型 1 中，采取维修时系统状态首达维修阈值。在系统类型 2 中，采取维修时该系统的退化状态比维修阈值高，但比失效阈值低。在系统类型 3 中，采取维修前系统已失效。因此，本章认为 $C_1 < C_2 < C_3$ ，式中 C_k ， $k=1,2,3$ 是系统类型 k 的维修费用。假设单位时间内供货商等待时间费用与用户等待时间费用分别为 C_{ws} 与 C_{wc} 。

期望总维修费用率 $CR(X_s, X_m)$ 由两部分组成：第一部分是维修费用率，第二部分是等待时间费用率。维修费用率与等待时间费用率等于相应的期望费用除以期望时间。

其中期望维修费用，包括产品维修费用与每种系统在每个时间单元的概率的乘积，即：

$$P_1(j) \times (C_1) + P_2(j) \times (C_2) + P_3(j) \times (C_3) \quad (4-26)$$

供货商与用户等待维修时间费用为：

$$E(T_{ws}(j)) \times C_{ws} + E(T_{wc}(j)) \times C_{wc} \quad (4-27)$$

在供货商等待维修时间内，系统仍然保持运行状态，且这部分期望时间 T_{ws} 将计入有效工作时间内。在用户等待维修时间内，系统处于失效状态，这部分期望时间 T_{wc} 将被有效工作时间排除在外。因此，期望有效时间为：

$$(P_1(j) + P_2(j) + P_3(j)) \times (t + T_L) + E(T_{ws}(j)) - E(T_{wc}(j)) \quad (4-28)$$

故期望总维修费用率为：

$$\begin{aligned}
 CR(X_S, X_M) = C_0 + \\
 \frac{\sum_{j=1}^{\infty} (P_1(j) \times (C_1) + P_2(j) \times (C_2) + P_3(j) \times (C_3) + E(T_{ws}(j)) \times C_{ws} + E(T_{wc}(j)) \times C_{wc})}{\sum_{t=1}^{\infty} ((P_1(j) + P_2(j) + P_3(j)) \times (t + T_L) + E(T_{ws}(j)) - E(T_{wc}(j)))}
 \end{aligned} \quad (4-29)$$

提前期 T_L 是一个决策参数，由供货商决定。提前阈值 X_L 由调度阈值与维修阈值共同决定。

4.5 PHM 框架下的最优维护策略与算例

随着 PHM 的发展，本章提出基于三阈值的 PHM 框架下的最优维修策略，在考虑维修资源调度、服务供货商与用户维修等待时间下，动态更新最优化调度阈值与维修阈值，实现最小化期望总维修费用率。

4.5.1 状态评估与预测

尽管退化过程可被测量，但测量噪音是在线结构监测中系统状态估计不可忽略的。假设随机测量误差服从正态分布，退化过程服从伽玛过程。虽然描述系统退化的随机过程与监测过程误差的随机概率分布可能随着具体系统的不同而不同，但是本文提出的基于三阈值的最优化维修策略均可应用。应用监测过程 $Y(t)$ 包括两个部分：表示系统退化的伽玛过程 $X(t)$ 和高斯噪音 $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ 。本文第二章已对基于粒子滤波的预测与健康管理解释，此处不再赘述，仅给出主要流程：

第一，建立粒子滤波模型，该模型包括两部分：状态方程 $X(t) = f(X(t - \Delta t))$ ；观测方程 $Y(t) = X(t) + v$ 。

第二，预测与更新。使用退化过程的转变方程完成先验概率密度分布，使用先验概率密度分布与测量值更新系统退化状态估计。

第三，适时重采样，目的是处理粒子退化问题，只在有效粒子数量不可接受时进行。本章采用于第二章相同的序贯重要性采样法，该方法简单易行，结果可靠，应用广泛。

4.5.2 PHM 框架下最优化调度阈值与维修阈值

PHM 框架下最优化调度阈值与维修阈值整体流程框图如图 4-5 所示。

在预测与健康管框架下，调度阈值与维修阈值的优化过程如下：

(1) 收集历史信息。利用 FMECA 等方法对系统状态衰退演变规律、失效机

理和损伤机制等进行分析，综合采用性能退化数据、失效时间数据等历史信息，专家意见、工程师经验等数据，对系统失效进行足够认识。

(2) 建立退化模型与监测模型。该退化模型必须符合机械产品退化过程的单调递增性。在实际工程中有各种检测方式及对应的监测模型，应用较为灵活，例如利用传感器对所测量长度转换为电压变化等方式完成，故应依据实际检测方式进行建模。本节则以常见的高斯白噪音为例。

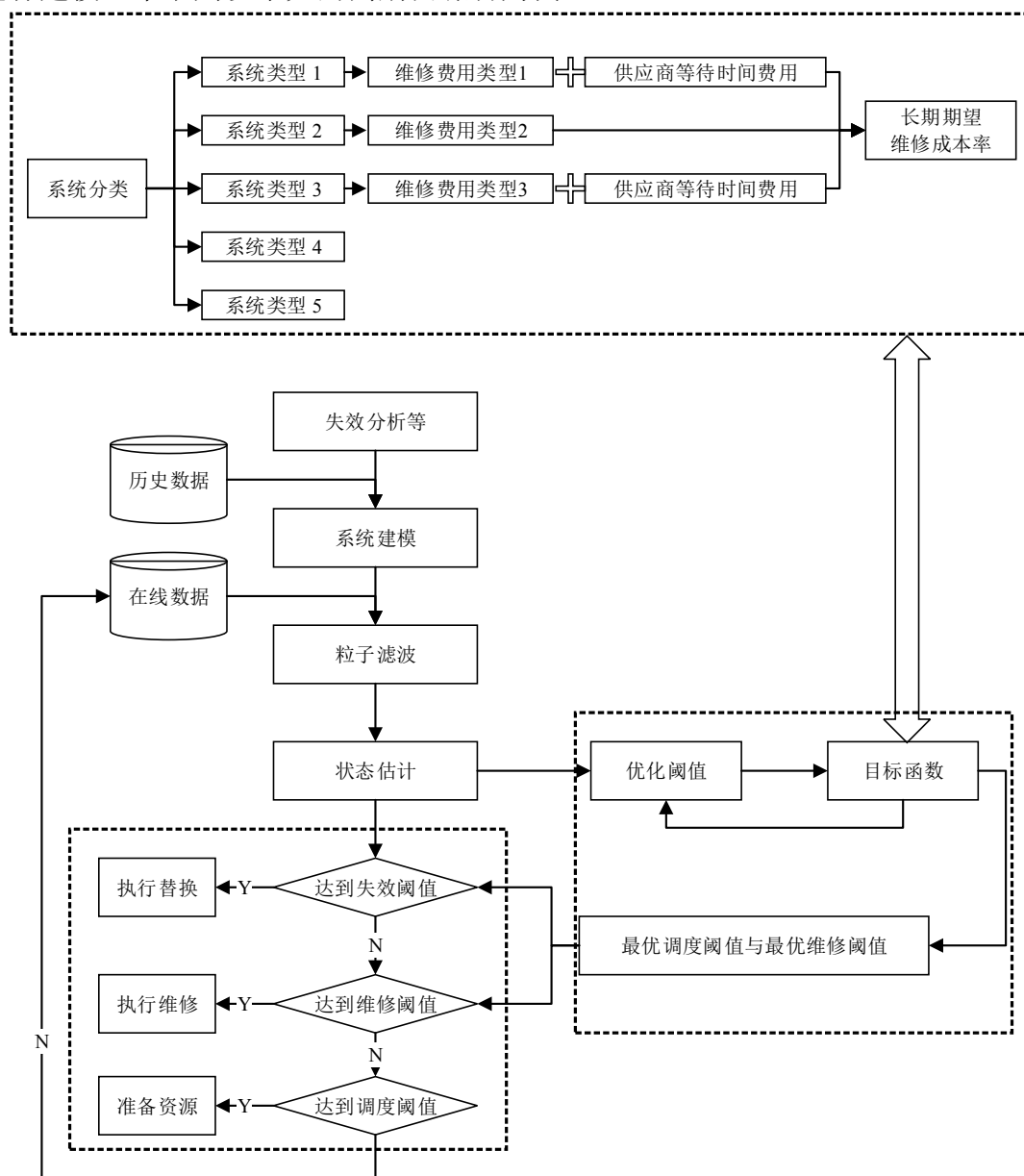


图 4-5 PHM 框架下基于三阈值的最优维修策略

(3) 收集在线数据。随着在线数据监测的实施范围逐渐扩大，数据量也成几何增长。故实际工程中的数据返回周期依实际决定。产品的数据收集包括除送至

本产品计算中心，还发送至云计算中心。当周期短、数据量大时，不仅需要完善数据库存储方式，也要利用压缩感知等数据压缩方式进行大数据远距传输，由云计算中心进行实际数据处理并返回。现代监测系统对在线数据收集的精度提出更高的要求，为维护决策提供精确信息。

（4）执行粒子滤波。包括预测步骤，更新步骤，以及适时的重采样过程。其流程与第二章相同。

（5）优化目标费用率。包括依据最新的系统状态评估，更新优化调度阈值与维修阈值，达到最优化维修策略。期望总维修费用率不仅考虑了维修费用，也考虑了供货商与用户的等待时间费用。故产品期望总维修费用率同时从供货商与用户角度考虑，以达到共赢。供货商提供的不仅是产品更是服务，从考虑用户的角度进行维修服务将使得供货商提供最优化维护工作。

（6）依据优化结果，重新设定调度阈值与维修阈值。依据失效阈值、维修阈值、调度阈值进行判断。若系统退化状态小于调度阈值，则系统继续运行并收集调度阈值；若超过调度阈值则进行维修资源准备与调度。若系统超过维修阈值则开始实施维修。

（7）继续并返回第（2）步。

以上是基于三阈值的在线最优化维修策略的建立过程。下面采用一个 PHM 框架下的最优化算例来展示基于三阈值的在线应用过程。使用表 4-2 中的数据，执行上述基于三阈值的在线最优化维修策略，并将结果绘制在图 4-6 中。与本节所提流程相同，例子展示了每个时间点的测量值及估计的系统状态值，使用基于在线系统退化状态值获得最优调度阈值及维修阈值，提供最优维修决策。

表 4-2 算例中的决策参数

参数	数值
C_1	15
C_2	20
C_3	40
α	0.3
β	2
T_L	5
X_F	20
C_{ws}	1
C_{wc}	10

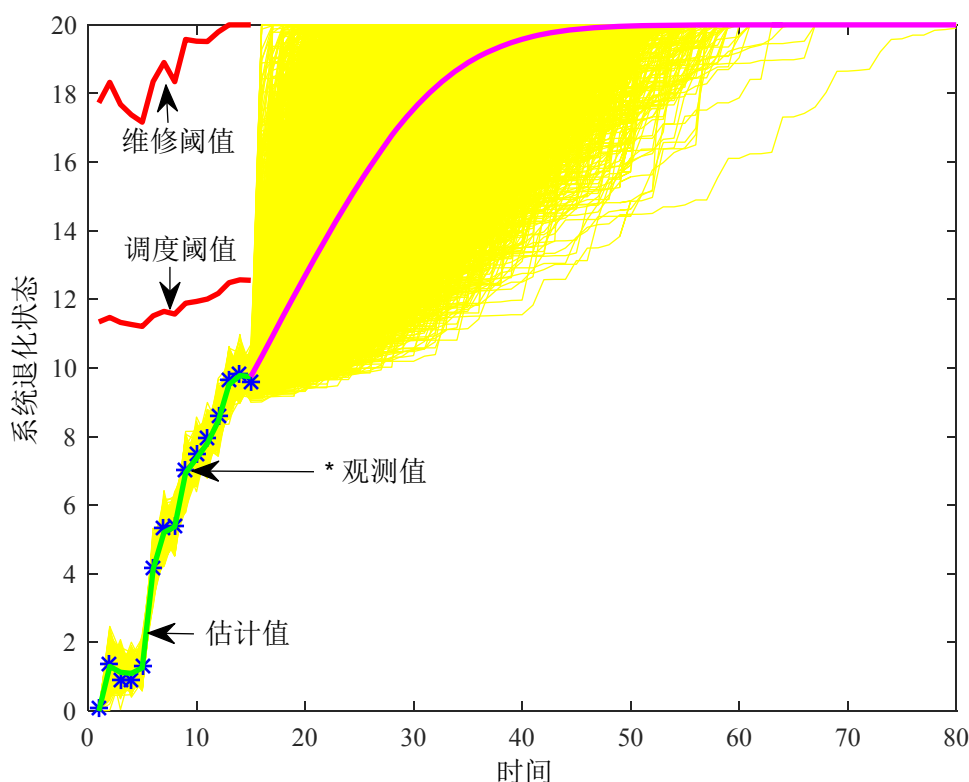


图 4-6 PHM 框架下最优化调度阈值与维修阈值

4.6 数值算例

4.6.1 一个简单数值算例

本节将采用一个数值算例来演示无监测过程时基于三阈值的最优维修策略，并与其它维修策略对比。该算例遵循本章所提系统假设及维修假设。

有效集算法（Active-Set Algorithm）是一种广泛应用的优化算法，以期望总维修费用率最小化为目标，将调度阈值与维修阈值作为优化过程的决策变量。其中使用的决策参数同样如表 4-2 所示。本例中的目标函数容差是 $1e-4$ ，决策变量 X_S 、 X_M 的容差未限制，使用系统默认值。本例最优结果显示了一个稳定且可靠的最优费用率目标值。

最优维修决策时，系统类型概率值如图 4-7 和图 4-8 所示，供货商及用户的期望等待时间如图 4-9 所示。

如图 4-7 所示，系统类型 4 的概率随时间变化而减小，而系统类型 5 随时间增加而增加。这表明，系统状态低于调度阈值的概率随着时间的增长而降低，这是由于系统状态随时间变化不断退化，逐渐达到调度阈值。同时，维修时间的概率

值先增加, 经过峰值后, 再随着时间的增长而降低, 这表征了维修时间的分布特征。本章中, 维修时间是一个分布函数并且是由系统退化状态与维修阈值共同决定的。

图 4-8 所示分别显示三种系统类型的概率, 同时这三种系统类型的概率也是维修策略中的三种维护费用类型的概率。可发现系统类型属于类型 1 的概率比属于类型 2 和类型 3 的概率要大, 即最优化后系统属于类型 1 的概率最大。即最优化维修策略更倾向于, 当系统状态达到维修阈值时, 已准备好所有维修资源并可立即执行维修。

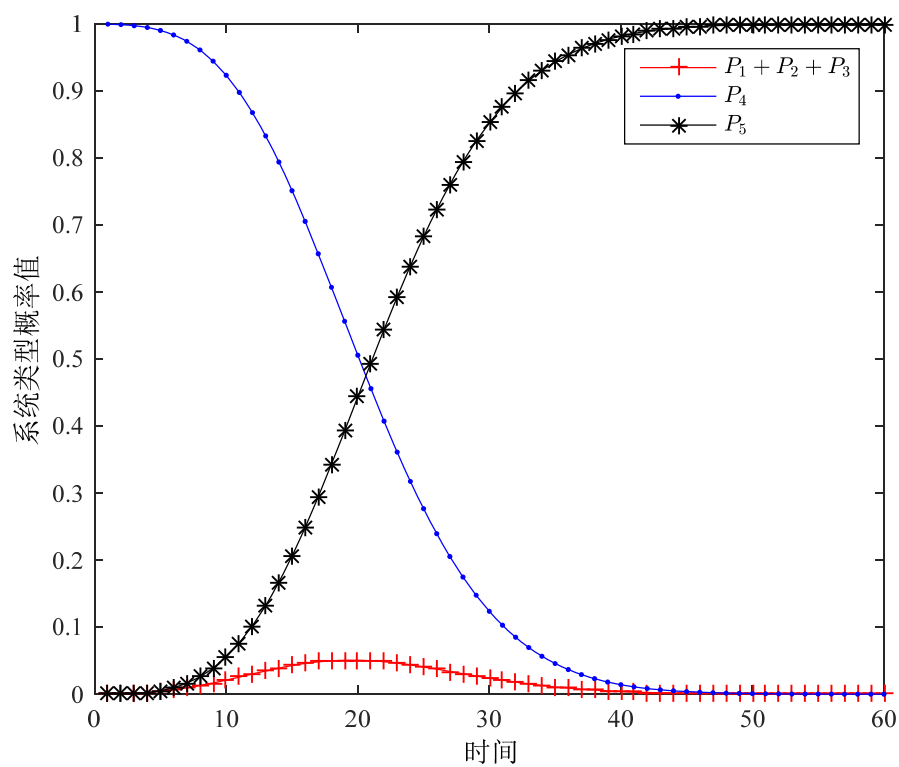
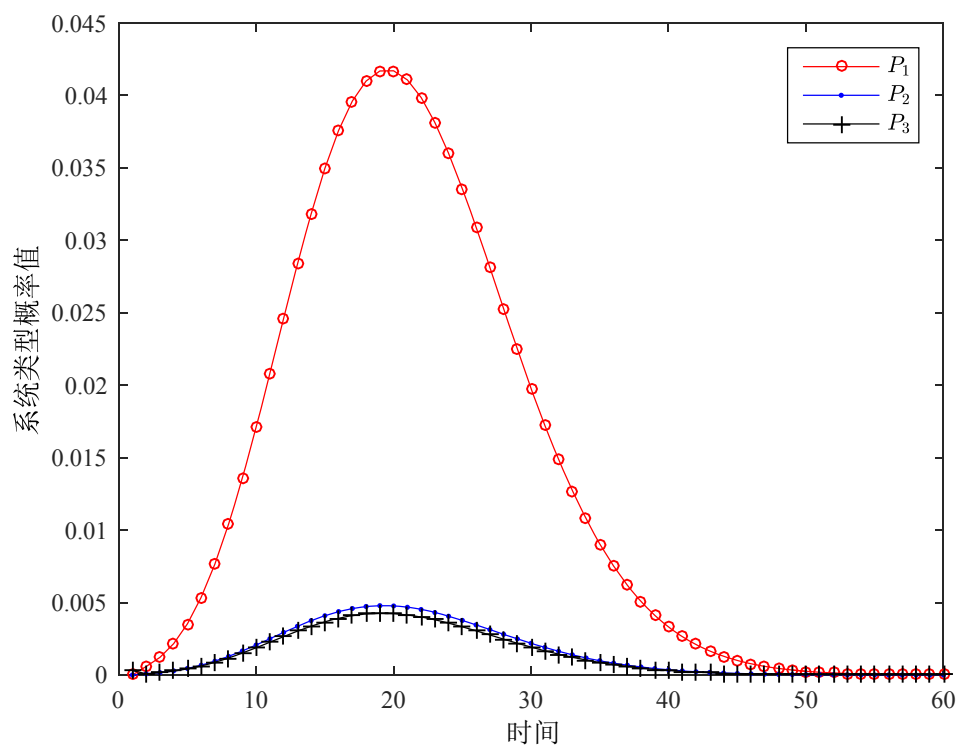
图 4-9 表征了供货商和用户的期望等待时间随时间的变化趋势。在每个时间点, 供货商的期望等待时间将远大于用户的期望等待时间。其原因主要有两点: 首先, 用户等待时间费用远高于供货商的等待时间费用, 所以优化后用户期望等待维修时间大幅降低; 其次, 因为系统类型 3 中系统失效时维修资源未准备好, 此时的失效将造成高额故障费用, 所以通过优化后系统属于类型 3 的概率远远低于属于类型 1 的概率, 受优化后概率的影响, 类型 3 中的用户期望等待维修时间也低于类型 1 中的供货商期望等待维修时间。

由图 4-7 到图 4-9 可知, 优化结果显示在优化过程中减少用户的期望等待时间以降低总费用率, 并尽量在系统状态达到维修状态时, 尤其在系统失效前, 准备完善系统所需要的所有维修资源, 否则将增加相应总维修费用率。该情形与工程实际情况相符。

图 4-10 和图 4-11 展示了最优化维修策略下供货商与用户的期望等待时间与等待时间的费用之间的关系。 $E(T_{ws})$ 的峰值随着费用率 C_{ws} 的增加而减少, 同样 $E(T_{wc})$ 的峰值也随着费用率 C_{wc} 的增加而减少。这表示等待时间费用率对最优期望等待时间有重要的影响。

图 4-12 展示了最优决策变量与 C_{wc} 、 C_{ws} 、 T_L 之间的影响。 C_{ws} 对 X_M 的影响较大, 而对 X_S 的影响较小; C_{wc} 对 X_S 影响较大, 而对 X_M 影响较小。这表征着供货商等待时间费用的增长会降低最优维修阈值与提前阈值。同样, 用户等待时间费用的增长会降低调度阈值并延长提前阈值。同时, 提前阈值 X_L 会随着提前期 T_L 的增长而增长。

从以上分析和表 4-3 可发现: 随着用户等待时间费用的增加, 最优调度阈值降低, 用户的期望的等待时间减少; 随着供货商的等待时间费用的增加, 最优维修阈值减少, 并且供货商的期望等待时间减少。随着提前期的增加, 最优调度阈值与最佳维修阈值的间距增加。

图 4-7 最优状态下系统类型概率值 $P_1 + P_2 + P_3$, P_4 和 P_5 图 4-8 最优状态下系统类型概率值 P_1 , P_2 和 P_3

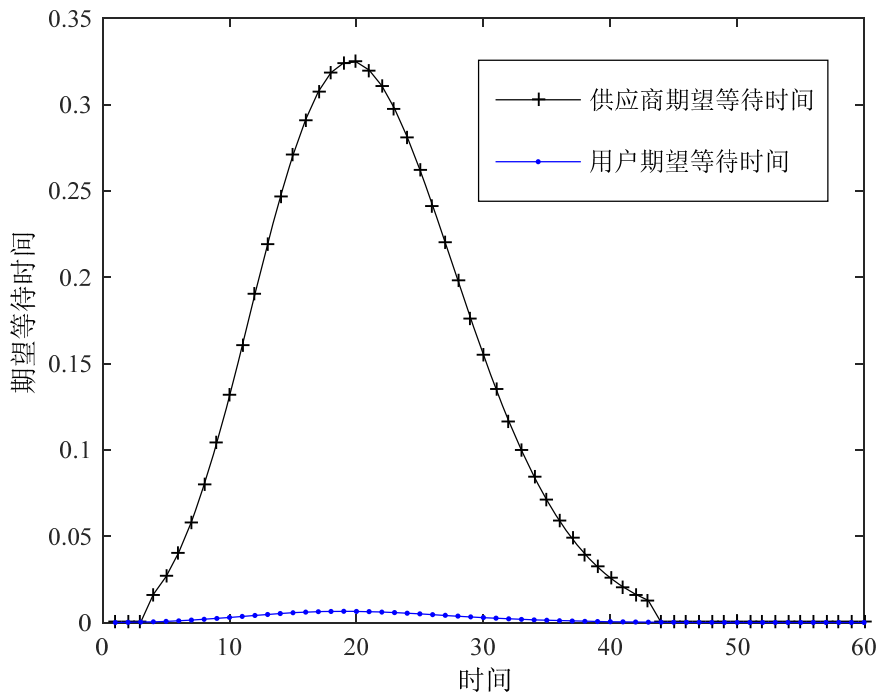


图 4-9 供货商与用户期望等待时间

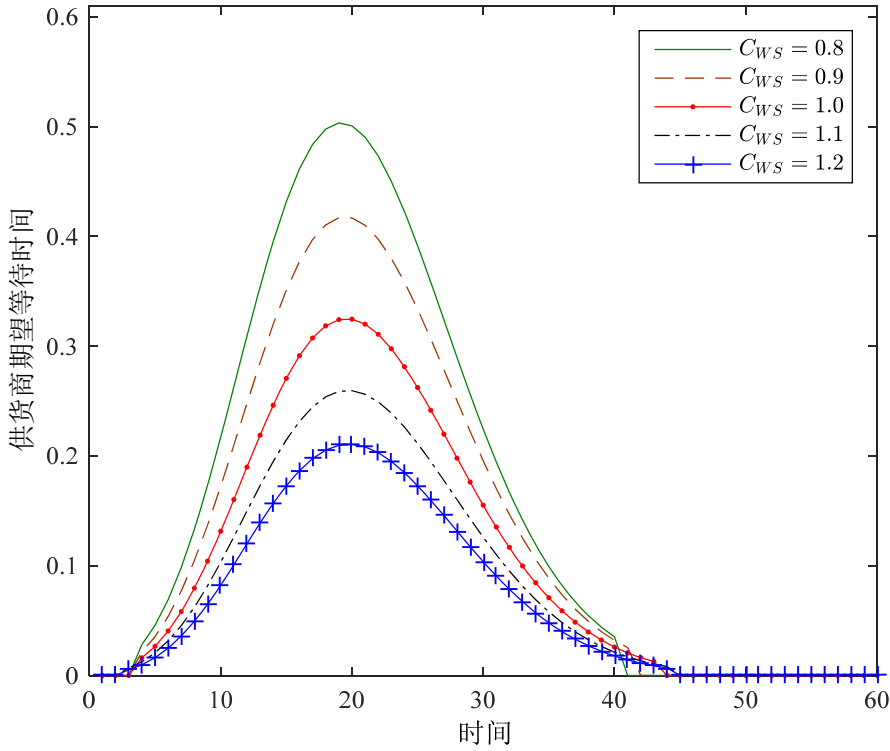


图 4-10 供货商期望等待时间随等待费用 C_{ws} 的变化

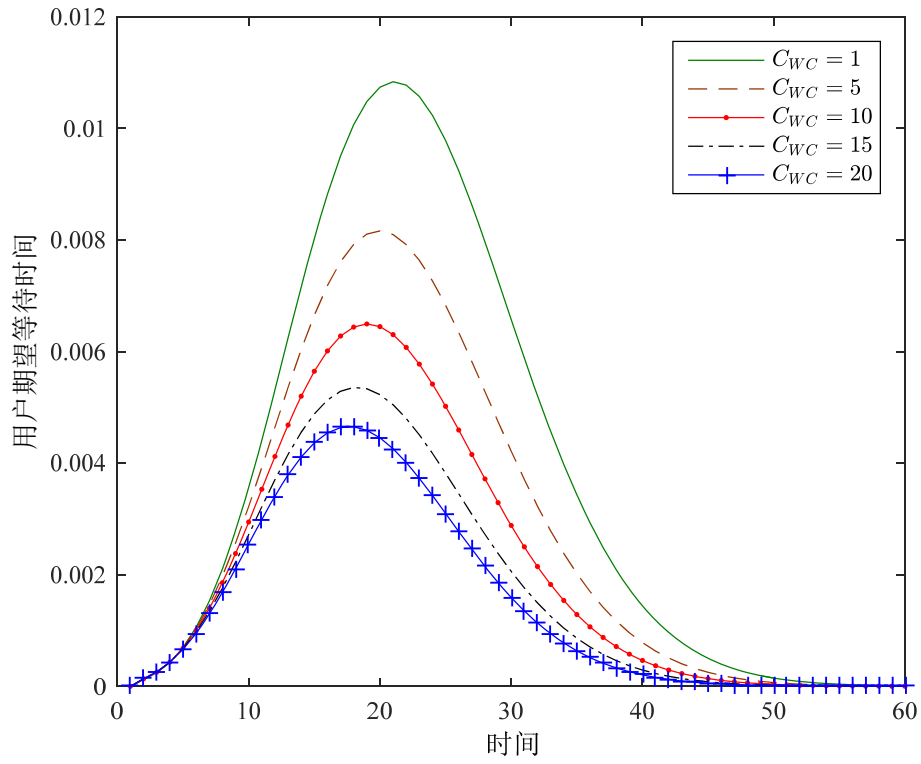


图 4-11 用户期望等待时间随等待费用 C_{WC} 的变化

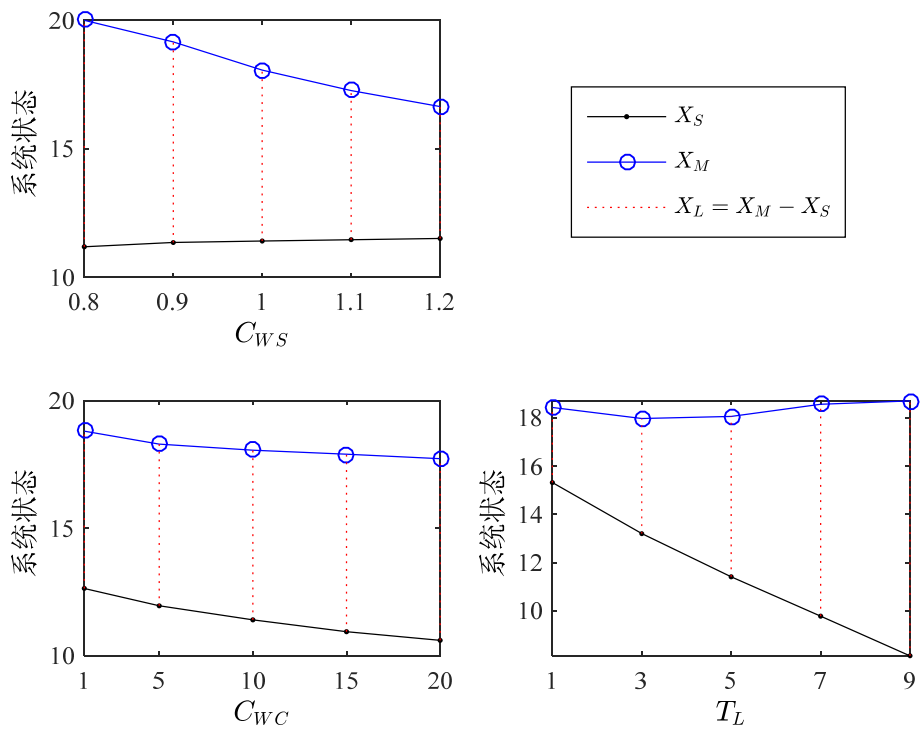


图 4-12 决策变量随 C_{WS} , C_{WC} 的变化及对 T_L 影响

表 4-3 使用三阈值维修决策算例中参数及结果

C_1	C_2	C_3	C_{WS}	C_{WC}	T_L	X_S	X_M	CR	$E(T_{WS})$	$E(T_{WC})$
15	20	40	0.8	10	5	11.1826	20.0000	0.7299	9.6532	0.1152
15	20	40	0.9	10	5	11.3488	19.1610	0.7559	8.0861	0.1243
15	20	40	1	10	5	11.4082	18.0638	0.7776	6.3362	0.1278
15	20	40	1.1	10	5	11.4595	17.2639	0.7956	5.0875	0.1308
15	20	40	1.2	10	5	11.5059	16.6409	0.8104	4.1350	0.1336
15	20	40	1	1	5	12.6429	18.8087	0.7325	5.6075	0.2248
15	20	40	1	5	5	11.9597	18.3029	0.7555	5.8755	0.1646
15	20	40	1	10	5	11.4082	18.0638	0.7776	6.3362	0.1278
15	20	40	1	15	5	10.9444	17.9038	0.7955	6.7951	0.1032
15	20	40	1	20	5	10.6044	17.7321	0.8106	7.0498	0.0882
15	20	40	1	10	1	15.3161	18.4329	0.6764	4.2699	0.0404
15	20	40	1	10	3	13.1990	17.9719	0.7333	5.1551	0.0882
15	20	40	1	10	5	11.4082	18.0638	0.7776	6.3362	0.1278
15	20	40	1	10	7	9.7758	18.5636	0.8156	7.8577	0.1662
15	20	40	1	10	9	8.1343	18.7071	0.8491	8.8338	0.1964

4.6.2 与其它维修策略比较

四种类似的维修策略与本章提出的维修策略相似，下面列出其不同点。这四种维修情况包括：

(1) 情形 1，维修阈值等于失效阈值。即调度阈值不变，但只在系统失效同时执行维修，注意此时若已准备好维修资源，则认为费用按系统类型 2 计算。

(2) 情形 2，维修阈值等于调度阈值。即不存在供货商等待时间，当维修资源调度完毕时，立即执行维修。

(3) 情形 3，调度阈值是一个变量，维修阈值是基于调度阈值以及提前期内期望退化量。

(4) 情形 4，维修阈值是一个变量，调度阈值是基于维修阈值以及提前期内

期望退化量。

采用与上一小节中相同退化假设，提前期内期望退化量为 $\alpha\beta T_L$ 。在情形 3 中，假设维修阈值是调度阈值的一个函数，其表达式设为 $X_M = X_S + \alpha \times T_L \times \beta$ ；在情形 4 中，假设调度阈值是维修阈值的一个函数，其表达式设为 $X_S = X_M - \alpha \times T_L \times \beta$ 。

这四种情况下的优化结果如表 4-4 所示，结果中的费用率表明，提出的基于三阈值的维修策略方法利用了两个可变的阈值获得最优维修策略。其它四种情形大多采用只有一种维修阈值，或一阈值由另一阈值决定。与此相比，本文所提方法得到的结果更优。这表明基于三阈值的维修策略是在处理有提前期存在的情形下的最优维修决策。

表 4-4 三阈值维修决策与其它情形的比较

情形	C_1	C_2	C_3	C_{ws}	C_{wc}	T_L	X_S	X_M	CR
基于三阈值	15	20	40	1	10	5	11.4082	18.0638	0.7776
情形 1	15	20	40	1	10	5	11.6997	20.0000	0.7822
情形 2	15	20	40	1	10	5	11.6898	11.6898	0.8804
情形 3	15	20	40	1	10	5	11.5180	14.5180	0.8167
情形 4	15	20	40	1	10	5	11.5167	14.5167	0.8167

4.7 小结

本章针对退化型产品的退化过程提出了一种基于三阈值的维修策略，并在 PHM 框架下动态更新。首先提出系统类型的概念，从退化路径的角度通过综合系统过去的、现在的和未来的系统状态信息进行分类。其次，考虑了供货商与用户的期望等待时间，并考虑了维修资源的准备时间即提前期。再次，提出调度阈值与维修阈值，建立了基于三阈值的维修策略，以最小化期望总维修费用率为目标的最优维修策略。最后，在 PHM 框架下动态更新最优调度阈值与维修阈值，从维修资源的准备到执行形成完整框架，利用 PHM 框架达到考虑提前期下期望总维修费用率最小的目标。

第五章 基于近极值的健康评估

5.1 引言

实际应用中，常常不是单独使用一个产品，而是多个产品同时使用。预测的目标不仅限于避免多个产品中的极端情况发生，也应考虑在极端附近的近极端产品的剩余寿命分布。本章的研究将从一个产品的健康评估转变为从多个同类产品的健康评估展开。当同时使用一组同样的产品时，在最先失效产品附近的聚集效应必然引起极大关注。针对向首次失效的聚集现象展开的定量研究虽然十分复杂，但是具有实际意义。

工程事故中的极端事件常造成经济损失、不良社会影响，甚至人员伤亡。常常伴随的近极端事件的存在会造成一系列连续的大规模事故，成为公司与用户的巨大灾难。该现象引起了科学家以及工程师的注意。科学家和工程师致力于研发安全可靠的产品，必须防止短时间内集中产生大量产品故障。为了评估这种现象，必须确定距离首次失效时间的失效时间分散性，即依据每一组产品失效时间到第一次失效时间的平均距离。同时失效时间的聚集与系统退化状态的聚集相关，后者即为每一组产品系统退化状态到该组产品中最严重系统退化状态的平均距离。上述每一组产品的数量属于有限数量产品，从而区别于其它研究的无限产品数量的期望寿命或单一产品的剩余使用寿命分布。针对无限产品情况，可靠性工程师着眼于平均故障时间以及其它统计平均值作为产品质量评估指标。针对单一重要产品，预测与健康管理体系的应用使得产品的健康监测以及失效预测成为重要的手段。也有针对小样本开展的研究，但还是针对如何从小样本中获取无限样本下的平均故障时间及相应统计指标。所以本质上讲小样本并不是针对有限产品而是针对有限样本。故在无限数量产品研究与关键单一产品研究之间存在一个空白，那就是针对有限产品数量的评估手段。因此，在评估一组产品时近极值问题的研究是具有价值的。

极值统计广泛应用于物理^[169]、动态可靠性分析^[170]、信号的时间序列^[171]、结构健康监测^[172]和水文学^[173]等各个学科及方向。产品的退化过程造成极端事件，通过研究极值理论优化维护策略^[174]。随着对极值理论研究的深入，也同时展开了对近极值理论的研究。Sabhapandit 和 Majumdar^[175]对一系列独立同分布随机变量进行近极值态密度计算。Politi 等^[176]应用近极值方法于验证一个金融市场模型，可用于描述当日盘中市场（Intraday Market）波动。Lin 等^[177]提出一个近历史极值的广义态密度方法用于分析股票数据。Perret 等^[178]针对布朗运动的近极值事件进行研

究, 预测与极大值某一距离的所停留时间长度概率。Khakzad 等^[179]利用事故先兆数据与多层贝叶斯分析相结合, 处理低频率高风险事故的风险分析。因此, 当极值事件对于可靠性研究十分重要时, 现在的研究趋势是同时考虑近极值事件的影响。

产品的退化问题已存在了几个世纪, 从根本上却无法根除。然而连续的监测与剩余寿命预测将会显著减少灾难的发生。本章将分两步展开针对有限数量的产品在 PHM 框架下评估的研究。第一步, 解决在无现场测量数据的离线情形时, 通过近极值定义与产品退化过程相结合, 给出近极值系统退化状态与近极值失效时间的离线计算方案。第二步, 解决在提供现场测量数据的在线情形时, 通过对一组产品同时使用基于粒子滤波的 PHM, 给出在线近极值系统退化状态与近极值剩余寿命预测的在线计算方案。

5.2 问题描述

本节首先介绍问题的产生背景、系统假设与简化过程, 以及相关术语定义。如前文所述, 问题产生于当试图将对有限个产品进行可靠性评估过程中。例如当同一组风力涡轮机中的某一架首先由于退化原因废弃, 如何考虑同批次的风力涡轮机在同样风电场环境中运行将由于相同退化问题而大规模退役的问题。又或者例如空客 A380 同时使用的四台同型号发动机的退化状态是否相似, 这种相似是否会造成失效时间聚集的问题。通过该简单例子表征近极值问题亟需研究两个方面: 系统退化状态与剩余使用寿命的聚集。包括研究距离最差退化状态的系统退化状态平均密度分布, 距离失效阈值的系统状态平均密度, 距离第一次失效的剩余使用寿命的平均密度分布。前述举例中, 风电场试图避免大面积风力发电机的失效造成电力无法供应, 而空客公司更要避免同架飞机的四台发动机均处于近极值状态以造成安全隐患。为了避免这种情况的出现, 本章提出近极值状态与近极值剩余使用寿命以期评估这个问题。

首先对一组产品做如下假设:

(1) 退化。每个产品经历的退化过程均可用随机过程描述。产品在每个时间步中的损伤可累积。本章只考虑退化过程作为失效的主要原因, 例如疲劳、老化、磨损和其它可累积的损伤形式。本章退化过程由一个连续随机过程描述。

(2) 相似性。产品为同批次生产或相同生产环境, 即保证初始状态及性能属于同分布的产品。有限数量产品应用于相同或类似的工作环境, 即保证类似的随机退化过程及相同的参数分布。退化过程相互独立或允许其相互之间存在弱相关 (Weak Correlations)。产品的操作环境类似, 即在相同时间 t , 同属于相同退化状

态分布。

(3) 失效。若退化过程超过失效阈值，系统出现失效。失效阈值是产品内在质量决定的常量。尽管所有产品的退化过程相互独立，但所有退化过程的失效阈值相同。若所有产品不存在失效，最大退化状态值即作为参考系。

(4) 有限数量产品。考虑了有限产品数量。不同于统计范畴依据样本数量可分为大样本与小样本，本章考虑的同组产品是有限数量，而不是数量的大小，因此不是用期望剩余寿命量进行统计，而是通过其它辅助手段进行评估。

首先，引入针对一系列独立同变量的随机变量的近最大值的态密度(Density Of States, DOS)，其定义如下^[175]：

$$\rho(r) = \frac{1}{N} \sum_{\{i=1, X_i \neq X_{\max}\}}^N \delta[r - (X_{\max} - X_i)] \quad (5-1)$$

式中， r 是距离最大值 $X_{\max}$ 的最大距离，并且 $X_{\max}$ 本身不计算在内。所以 $\rho(r)$ 的积分为 $\int_0^\infty \rho(r) dr = 1 - 1/N$ ，且式中 $\delta(\bullet)$ 函数是狄拉克函数。

平均态密度^[175]如下所示：

$$\overline{\rho(r)} = \int_{-\infty}^{\infty} p(x-r) p_{\max}(x, N-1) dx \quad (5-2)$$

式中，最大值的概率密度函数定义为：

$$p_{\max}(x, N) = Np(x) \left[\int_{-\infty}^x p(y) dy \right]^{N-1} \quad (5-3)$$

式中， $p(x)$ 为 x 的概率密度函数。

5.2.1 近极值系统退化状态

主要研究在时刻 t 时，在 N 个产品中近最差健康状态的态密度作为近极值系统退化状态指标的描述方法。

此问题中，有两种情形：

(1) 所有产品均正常运行。

(2) 一个或一个以上的产品失效。若存在一个失效时，所有产品中最差退化状态必然等于系统的失效阈值，此时最差退化状态从一个概率值变为确定值。

在第一种情形中，如图 5-1 所示，若不存在失效，在时刻 t 时，所有 N 个产品中近最差健康状态的态密度定义为：

$$\rho_d(r_d) = \frac{1}{N} \sum_{\{i=1, X_i \neq X_{\max}\}}^N \delta[r_d - (X_{\max}(t) - X_i(t))] \quad (5-4)$$

式中， r_d 为距离最差健康状态的距离， $X_i(t)$ 是第 i 个产品的退化状态， $X_{\max}(t)$ 代表 N 个产品中在时刻 t 时最差健康状态。

在第二种情形下，如图 5-2 所示，当所有产品中任意一个失效后，在时刻 t 时，所有 N 个产品中近失效阈值的态密度定义为：

$$\rho_h(r_h) = \begin{cases} \frac{1}{N} \sum_{\{i=1, X_i \neq X_{\max}\}}^N \delta[r_d - (X_{\max}(t) - X_i(t))] & \forall X_i(t) < X_F, i=1, \dots, N \\ \frac{1}{N} \sum_{\{i=1, X_i \neq X_F\}}^N \delta[r_h - (X_F - X_i(t))] & \exists X_i(t) > X_F, i=1, \dots, N \end{cases} \quad (5-5)$$

式中， r_d 为距离失效阈值的距离。

综上，本小节给出了在 t 时刻计算近极值系统退化状态的相关定义及相应态密度的方法。

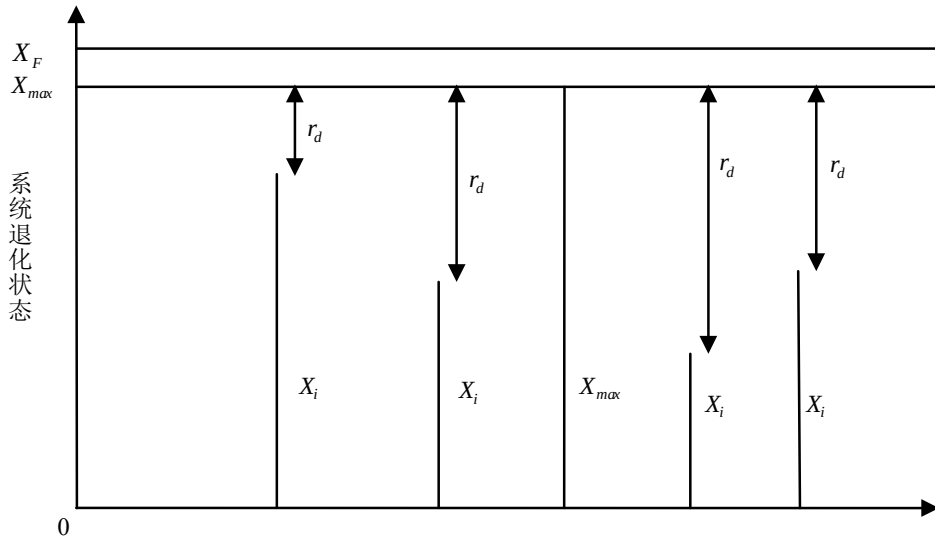


图 5-1 无失效情况下的近极值退化状态示意图

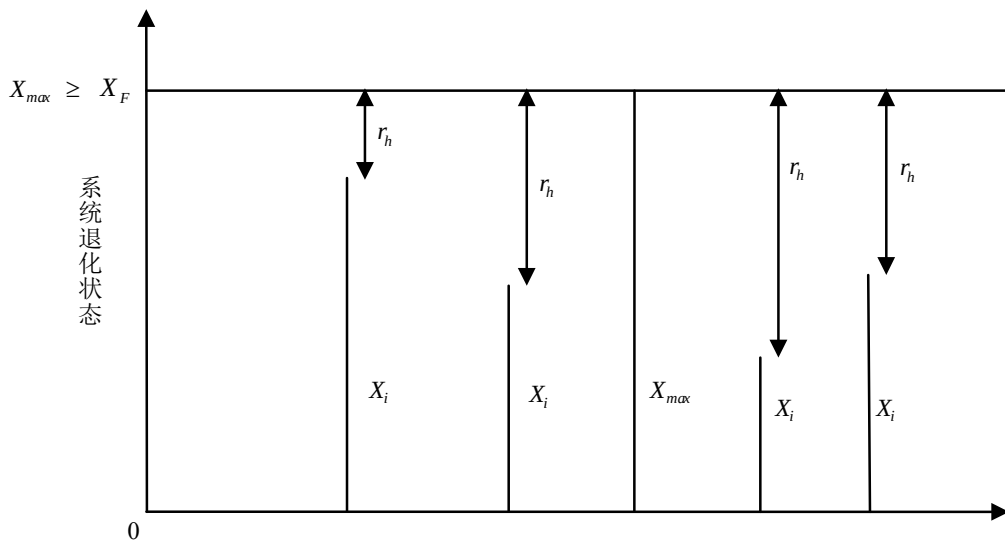


图 5-2 有失效情况下的近极值退化状态示意图

5.2.2 近极值失效时间

失效阈值为 X_F ，如图 5-3 所示，在 N 个产品中近首次失效时间的态密度的作为近极值失效时间的描述方法。近极值失效时间的态密度定义为：

$$\rho_t(r_t) = \frac{1}{N} \sum_{\{X_i \neq X_{\max}\}}^{N-1} \delta[r_t - (T_{fi}(X_F) - T_{f\min}(X_F))] \quad (5-6)$$

式中， r_t 代表从失效时间 $T_{fi}(X_F)$ 到一组产品中的首次失效时间 $T_{f\min}(X_F)$ 的距离。 $T_{f\min}(X_F)$ 是 N 个独立随机失效时间 $T_{f1}(X_F), T_{f2}(X_F) \dots T_{fN}(X_F)$ 的函数，可表达为：

$$T_{f\min}(X_F) = \min(T_{f1}(X_F), T_{f2}(X_F), \dots, T_{fi}(X_F), \dots, T_{fN}(X_F)) \quad (5-7)$$

可看出首次失效时间是具有概率性的，因此产品的近极值失效时间的计算更为复杂。

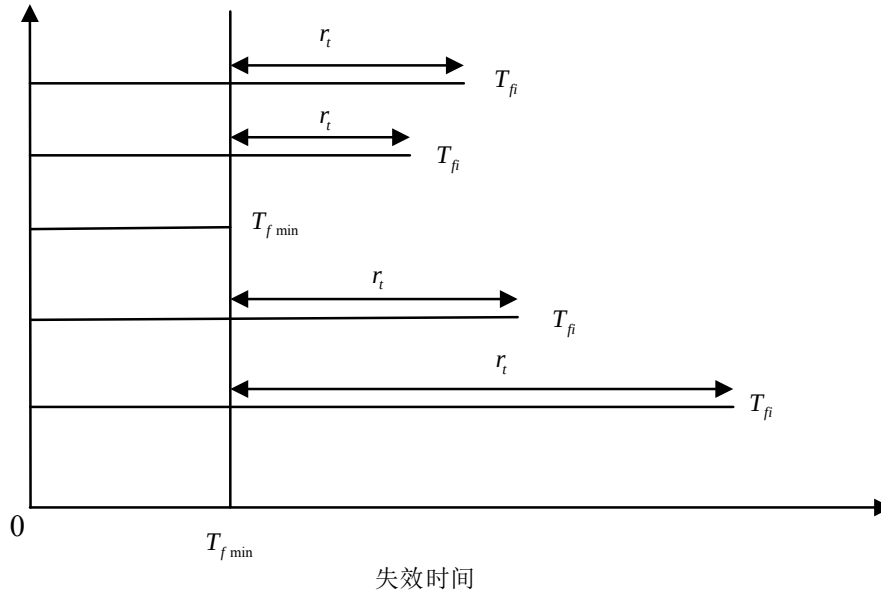


图 5-3 近极值失效时间示意图

5.3 离线方案

当只能获得历史数据时，平均近极值退化状态与平均近极值失效时间可为同批次产品系统退化状态及失效时间的聚集情况提供依据。

5.3.1 无失效情况下的近极值退化状态的平均态密度

当没有失效的情况下，或者在其未达到阈值即会更换或使其退役的情况下，将使用一个变量来描述该同批次产品的失效聚集的风险。

根据式(5-2)和式(5-4)，当不存在失效时，在时刻 t 时，所有 N 个产品中近最差

健康状态的平均态密度为:

$$\overline{\rho_d(r_d)} = \int_{-\infty}^{\infty} p(x-r_d, t) p_{\max}(x, N-1, t) dx \quad (5-8)$$

如果知道失效阈值但并不存在失效时, 可将上述公式换为:

$$\overline{\rho_d(r_d)} = \int_0^{X_F} p(x-r_d, t) p_{\max}(x, N-1, t) dx \quad (5-9)$$

例如, 当系统服从高斯退化过程时, 得到:

$$\Pr\{X(t) < x\} = \Phi\left(\frac{x-\mu t}{\sigma\sqrt{t}}\right) \quad (5-10)$$

$$f(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5-11)$$

因此得到最大退化值为 x 的概率值为:

$$p(x-r, t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi t}} \exp\left(-\frac{(x-r-\mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \quad (5-12)$$

且最大值的概率密度函数为:

$$\begin{aligned} p_{\max}(x, N-1, t) &= (N-1) p(x, t) \left[\int_{-\infty}^x p(y, t) dy \right]^{N-2} \\ &= (N-1) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi t}} \exp\left(-\frac{(x-\mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \left(\Phi\left(\frac{x-\mu t}{\sigma\sqrt{t}}\right) \right)^{N-2} \end{aligned} \quad (5-13)$$

从式(5-8)、式(5-12)和式(5-13), 可得到服从高斯退化过程且不存在失效时, 在时刻 t 所有 N 个产品中近最差健康状态的平均态密度为:

$$\overline{\rho_d(r_d)} = (N-1) \times \int_0^{\infty} \frac{1}{\sigma^2 2\pi t} \exp\left(-\frac{(x-r_d-\mu t)^2 + (x-\mu t)^2}{2\sigma^2 t}\right) \left(\Phi\left(\frac{x-\mu t}{\sigma\sqrt{t}}\right) \right)^{N-2} dx \quad (5-14)$$

虽以高斯过程作为例子, 但是该方法可应用于各种概率分布中。

5.3.2 有失效情况下的近极值退化状态的平均态密度

当一组产品中有任何产品失效时, 或者当有某一极值事件发生时, 需迅速确定精确的定量评价其它同组产品是否会在短期内失效。

根据式(5-2)和(5-5), 在时刻 t 所有 N 个产品中近失效阈值的平均态密度为:

$$\begin{aligned} \overline{\rho_h(r_h)} &= C_N^0 \times \int_0^{X_F} p(x-r_h, t) p_{\max}(x, N-1, t) dx \\ &\quad + \sum_{Ns=1}^{N-1} C_N^{Ns} \left(\int_0^{X_F} p(x, t) dx \right)^{N-Ns} \left(\int_{X_F}^{\infty} p(x, t) dx \right)^{Ns} \left(p(X_F-r_h, t) / \int_0^{X_F} p(x, t) dx \right) \\ &\quad + C_N^N \times \left(\int_{X_F}^{\infty} p(x, t) dx \right)^N \times 0 \end{aligned} \quad (5-15)$$

其中 N_s 是失效数量，且易得：

$$\sum_{N_s=0}^N C_N^{N_s} \left(\int_0^{X_F} p(x,t) dx \right)^{N-N_s} \left(\int_{X_F}^{\infty} p(x,t) dx \right)^{N_s} = 1 \quad (5-16)$$

这意味着所有的情况均考虑在内。这包括了三部分，第一种可能情况为无失效，第二种可能情况为部分失效，第三种可能情况为全部失效。通过代入式(5-9)和(5-10)，即可计算属于高斯退化过程的分布，此处不再演示。

5.3.3 近极值失效时间的平均态密度

$\{X(t), t \geq 0\}$ 是基于维纳过程的随机过程，包括漂移系数 (Drift Coefficient) ν 和一个方差参数 σ^2 ，并遵循以下条件：

- (1) $X(0) = 0$ 。
- (2) 增量 $\{X(\Delta t), \Delta t \geq 0\}$ 是独立的过程。
- (3) $X(t)$ 在时间 t 是一个正态分布的变量，其均值为 νt 、方差为 $\sigma^2 t$ 。

因此，寿命分布服从逆高斯分布，其概率密度函数为：

$$f(t; \nu, \sigma, X_F) = \frac{a}{\sqrt{2\pi\sigma}} t^{-\frac{3}{2}} \exp \left\{ -\frac{(X_F - \nu t)^2}{2t\sigma^2} \right\} \quad (5-17)$$

式中， $x = t$ ， $\mu = \frac{X_F}{\nu}$ ， $\lambda = \left(\frac{X_F}{\sigma} \right)^2$ ，在标准逆高斯分布中有：

$$f(x; \mu, \lambda) = \left(\frac{\lambda}{2\pi x^3} \right)^{\frac{1}{2}} \exp \left(\frac{-\lambda(x - \mu)^{\frac{1}{2}}}{2\mu^2 x} \right) \quad (5-18)$$

$$\Pr\{X(t) < x\} = \Phi \left(\sqrt{\frac{\lambda}{x}} \left(\frac{x}{\mu} - 1 \right) \right) + \exp \left(\frac{2\lambda}{\mu} \right) \Phi \left(-\sqrt{\frac{\lambda}{x}} \left(\frac{x}{\mu} + 1 \right) \right) \quad (5-19)$$

故，近极值失效时间的平均态密度为：

$$\overline{\rho_t(r_t)} = \int_0^{\infty} p(x+r_t) p_{\min}(x, N-1) dx \quad (5-20)$$

式中， $p(x+r_t)$ 为：

$$p(x+r_t) = f(x+r_t; \mu, \lambda) \quad (5-21)$$

以及首次失效时间的概率密度函数为：

$$p_{\min}(x, N-1) = (N-1) p(x) \left[\int_x^{+\infty} p(y) dy \right]^{N-2} \quad (5-22)$$

5.4 在线方案

剩余使用寿命的在线预测已应用于各种产品，例如电池，飞机发动机和风力涡轮机等。这些产品通常包括多个组件，甚至同一批次的产品。例如这些产品中

的部件产品成套出现，如飞行器中发动机叶片、行星齿轮组中的行星齿轮等。为了提供这些成组套装的健康状态信息，本节描述在线近极值退化状态。通常，在这种情况下，构件可能在不同时间点具有不同的退化状态分布，这意味着难以使用明确的解析式来描述系统的状态分布。为了解决非线性退化过程及系统状态的概率性，与前几章同样使用粒子滤波作为系统状态的估计与预测方法，此处不再赘述。

5.4.1 近极值系统状态的在线评估

通过使用粒子滤波，不再需要明确的解析表达式，这样在线系统退化状态服从的分布是通过“粒子”与“权重”来进行描述的。通过使用蒙特卡洛模拟计算近极值状态，并嵌入重采样方法用于依据权重选择粒子。

根据式(5-5)，定义在线近极值系统状态为：

$$\rho_{online_h}(r_h) = \frac{1}{N} \sum_{\{i=1:N, X_i \neq X_F\}}^{N-N_s} \omega_t^i \delta[r_h - (X_F - X_i(t))] \quad (5-23)$$

通过使用蒙特卡洛模拟，在线平均近极值系统状态为：

$$\overline{\rho_{online_h}(r_h)} = \frac{1}{N_C} \sum_{j=1}^{N_C} \left(\frac{1}{N} \sum_{\{i=1:N, X_i \neq X_F\}}^{N-N_s} \omega_t^i \delta[r_h - (X_F - X_{ij}(t))] \right) \quad (5-24)$$

式中， $X_{ij}(t)$ 代表了第 i th个部件的第 j th个粒子， N_C 是粒子的个数。权重会影响粒子的所代表的分布，故亦可在使用蒙特卡洛计算分布之前采取重采样步骤。

5.4.2 近极值剩余使用寿命的在线评估

剩余使用寿命的在线预测在预测与健康管理中占据核心地位。当评估一批次产品时，最小剩余使用寿命不再是一个确定值而是概率值。最小剩余使用寿命附近的聚集用于描述这种在首次失效附近的聚集现象。因此，有必要针对一批次产品进行近极值剩余使用寿命的在线评估技术。

通过式(5-6)，在线近极值剩余寿命为：

$$\rho_{online_rul}(r_{rul}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega^i \delta[r_{rul} - (RUL_i(X_F) - RUL_{\min}(X_F))] \quad (5-25)$$

因此，通过蒙特卡洛模拟，在线平均近极值剩余使用寿命为：

$$\overline{\rho_{online_rul}(r_{rul})} = \frac{1}{N_C} \sum_{j=1}^{N_C} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega^i \delta[r_{rul} - (RUL_{ij}(X_F) - RUL_{\min}(X_F))] \right) \quad (5-26)$$

这样，建立了一个完整框架用于离线解决方案与在线解决方案，同时计算近极值系统状态与近极值剩余使用寿命。

5.5 简单算例

为了验证该方法的可行性与阐明使用该指标的流程，本节提供了离线情况的算例与在线情况的算例。

5.5.1 离线方案简单算例

此算例考虑了某产品同批次有限个产品的离线方案，计算其近极值系统状态与近极值失效时间，以评价出现近极值状态的聚集情况以及近极值失效时间的聚集情况。首先，假设系统服从高斯过程，其参数如表 5-1 所示。当系统退化状态达到系统阈值时，产品失效。失效阈值 X_F 是常量时，产品失效时间服从逆高斯分布。

表 5-1 离线解决方案系统参数

参数	ν	σ	N	X_F	r_d	r_h	r_t	t
	1	0.3	5	50	5	5	5	45

图 5-4 显示出近极值状态随着时间增长的分布变化。首先在初试时间，因为假设产品初始状态相同都是全新的，所以产品的状态没有差别，因而一开始较为集中在一起，产生了较高的概率密度点，且该点接近 0 值。但随后不同产品的系统状态随着时间的增加呈现出发散状。这是由于在不同的操作条件下，不同的运行环境中，系统状态与最差产品的系统状态的间距不断放大。不难发现，最后的产品 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 分布比一开始的分布要平坦的多，且 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 概率最高值在向后推移。即随着时间的推移，产品的系统退化状态的近极值聚集程度降低。图 5-5 显示出在时间 $t=45$ 、 $r_d=5$ 的情况下 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 不同产品数量 N 下的概率值。显示出随着产品数量的增加，首先概率值急剧增加，但随着产品数量的继续增加，概率值则增加缓慢。本算例使用所提出的方法计算得到了离线方案中无失效情况下平均近极值系统状态的概率值，可用于描述同组产品的系统状态距离最差系统状态的聚集强度。

然而，在实际使用中，存在失效阈值，且系统退化状态达到失效阈值时，系统失效。图 5-6 显示出离线解决方案下 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 分布图。与图 5-5 相对比，即可得出，由于失效阈值的影响，不同产品的系统状态会出现大幅度变动并出现聚集现象。首先，在初始分布附近，因为没有产品失效的情况存在， $\overline{\rho_h(r_h)}$ 的分布与 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 的分布相同。当系统退化状态接近失效阈值时，即有失效情况发生、 r_d 值较小时， $\overline{\rho_h(r_h)}$ 值高于 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 的值，即分布向 0 靠近，近极值系统退化状态聚集程度增强。失效阈值是造成这个现象的原因，因为失效阻止了系统退化状态的继续增长并使

得 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 的概率峰值先升高再降低。这意味着在同批次产品中更多的产品将会失效。在图 5-7 中, 在 $t=45$ 和 $r_d=5$ 时, 展示离线解决方案下 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 随 N 的变化。本算例使用所提出的方法计算得到了离线方案中有失效情况下平均近极值系统状态的概率值, 可用于描述明确失效阈值情况下同组产品的系统状态距离最差系统状态的聚集强度。

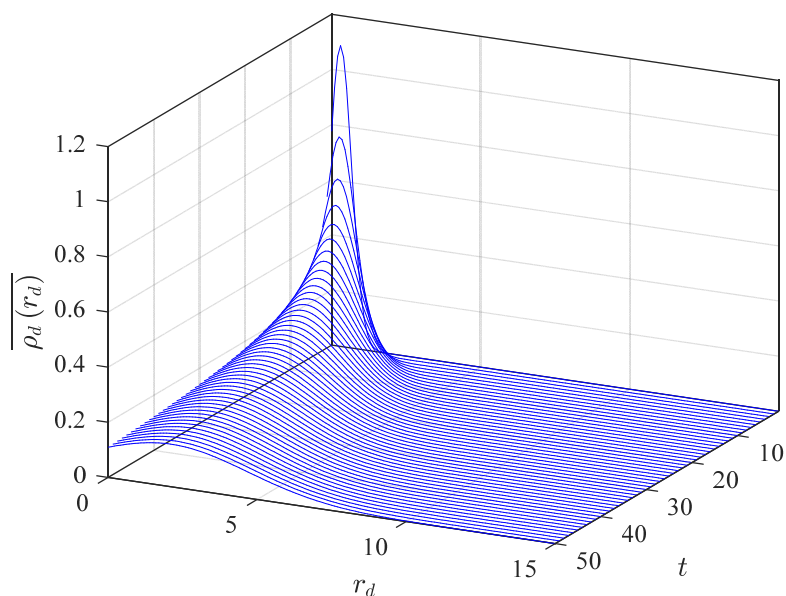


图 5-4 离线解决方案下 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 分布图

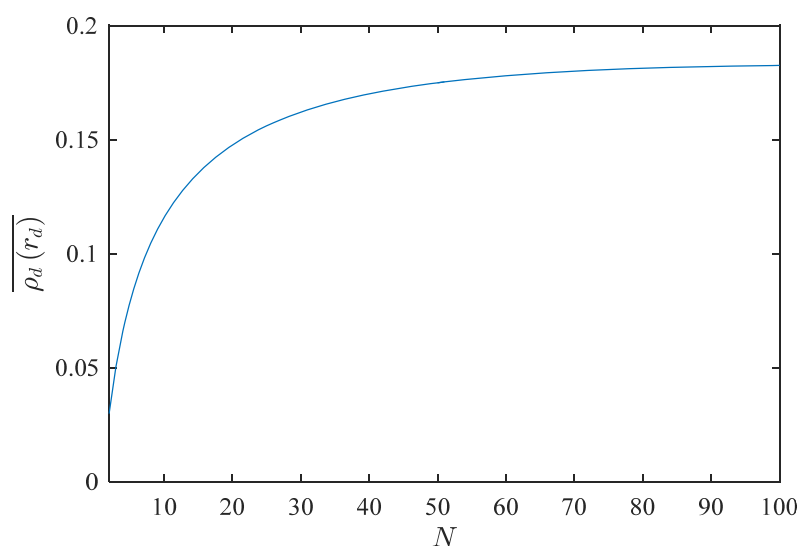


图 5-5 离线解决方案下 $\overline{\rho_d(r_d)}$ 随 N 的变化

当 $N=5$ 时, 图 5-8 显示离线解决方案下 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 分布图。其展示了产品失效时

间的聚集，即，显示了所有产品平均与首次失效时间的时间间隔。这显示了是否会出现集中失效在第一次失效附近。若距离首次失效时间的间隔远处的概率越大，则产品面对出现首次失效时爆发大规模失效的风险越低。图 5-9 显示了当 $r_t = 5$ 时，离线解决方案下 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 随产品数量 N 的变化。 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 随着产品数量的增加首先快速增长，但出现峰值后则随着产品数量的增加呈现出下降趋势。本算例使用所提出的方法计算得到了离线方案中有失效情况下平均近极值失效时间的概率值，可用于描述明确失效阈值情况下同组产品的系统状态距离最差系统状态的聚集强度。

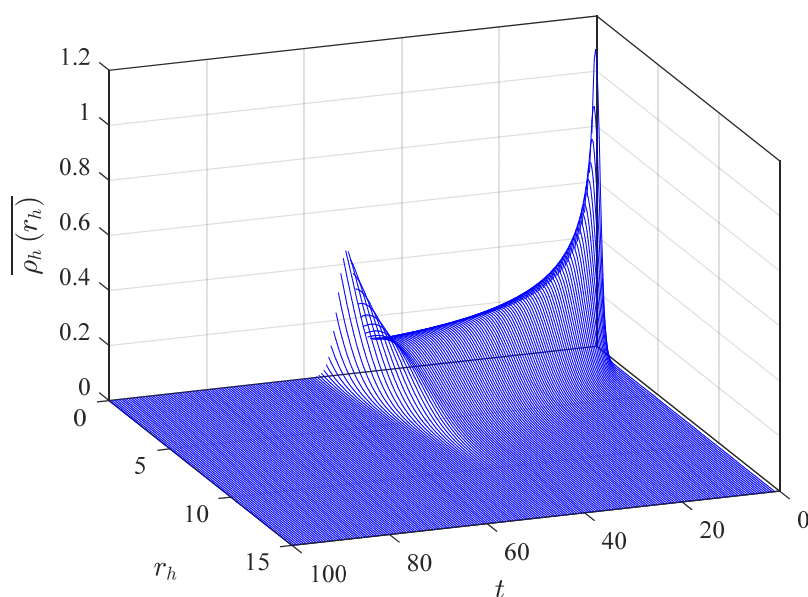


图 5-6 离线解决方案下 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 分布图

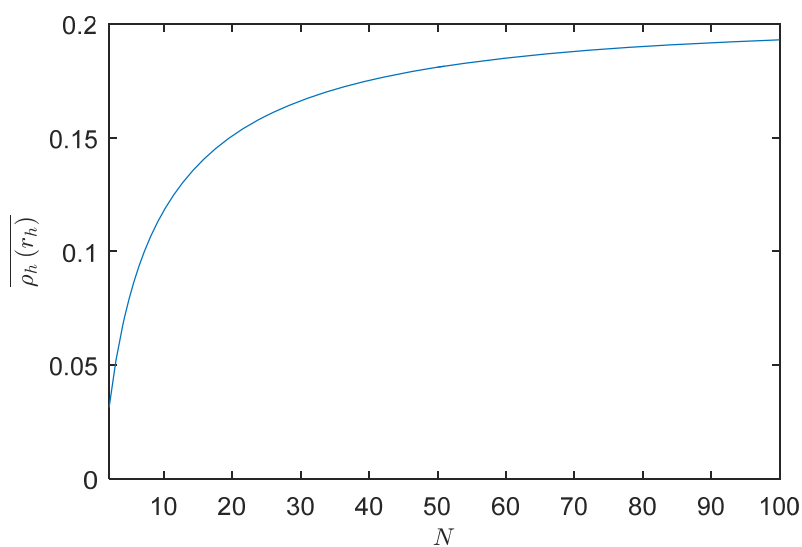
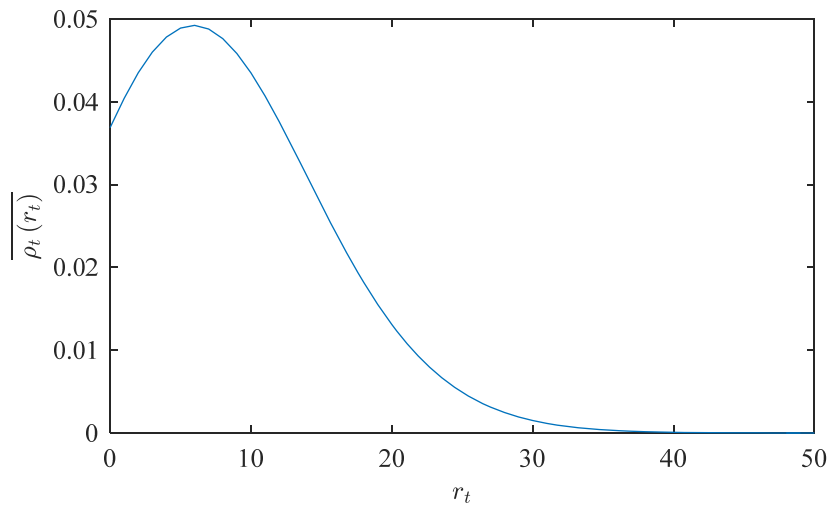
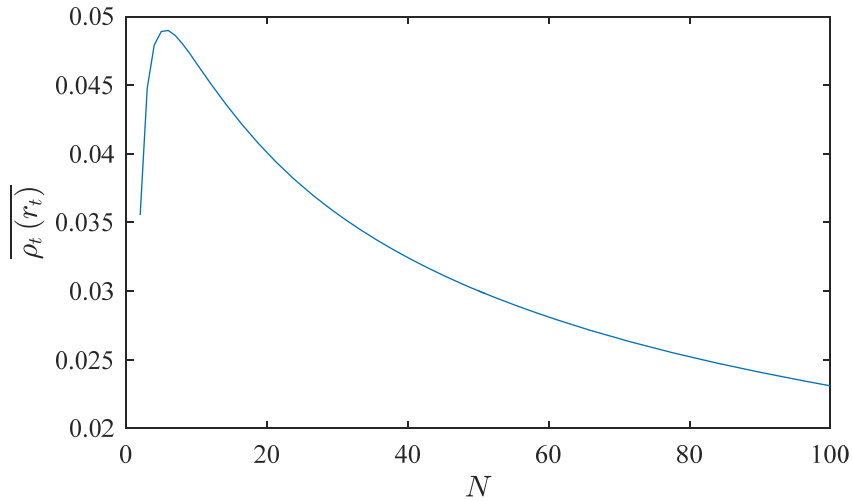


图 5-7 离线解决方案下 $\overline{\rho_h(r_h)}$ 随 N 的敏感度分析

图 5-8 离线解决方案下 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 分布图图 5-9 离线解决方案下 $\overline{\rho_t(r_t)}$ 随 N 的敏感度分析

5.5.2 在线方案简单算例

本章使用一个数值算例阐述如何在线提供对产品系统状态的聚集程度评估的近极值系统状态估测，以及对故障时间聚集程度评估的近极值失效时间的预测。使用了仿真数据集产生了五个服从高斯退化路径的产品退化数据。产品状态中的测量数据是在真实数据中增加了高斯噪音。算例使用的数据如表 5-2 所示。

其中在线估计的近极值系统状态使用箱式图表示分布，与真实测量值在图 5-10 中进行对比。在时间 $t = 30$ 之前提供实时数据，在 $t = 30$ 之后为预测值。真实值为未加高斯噪音之前的值。图 5-10 显示出，通过使用提出的方法进行状态监控及预测值与仿真数据呈现出一致性。更进一步，展示了近极值系统状态与近极值

失效时间的计算整体框架。图 5-11 给出了近极值剩余寿命的分布。首先在预测与健康管理框架下使用粒子滤波，并使用足够的粒子数目以完成蒙特卡洛仿真分析。其次，依据精确的退化状态概率分布，通过预测未来的退化状态从而对未来近极值系统状态进行预测。最后，通过预测的未来退化状态与失效阈值确定未来剩余寿命分布，再通过近极值剩余寿命分布确认出现产品失效时间对首次失效时间的聚集情况。

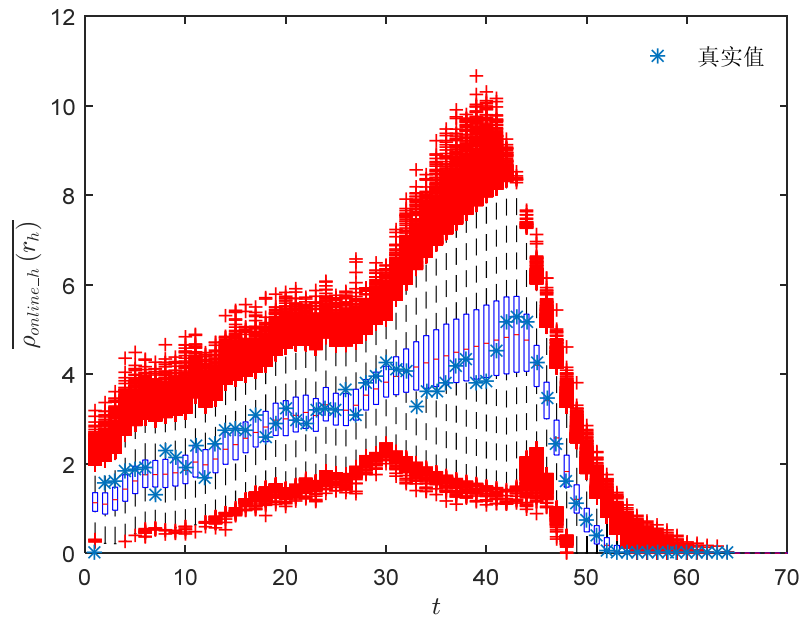


图 5-10 在线解决方案下 $\overline{\rho_{online_h}(r_h)}$ 在不同时间的分布

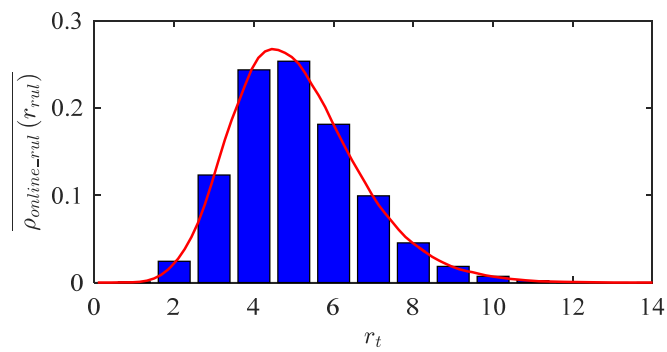


图 5-11 在线解决方案下 $\overline{\rho_{online_rul}(r_{rul})}$ 的分布

表 5-2 在线解决方案系统参数

参数	ν	σ	N	X_F
	1	0.3	10	50

5.6 小结

本章为一组产品的近极值系统状态，和近极值剩余使用寿命提供了计算方法，从而描述一组产品中距离最差系统状态的聚集程度以及距离首次失效时间的聚集程度。该方法是在预测与健康管理的框架下进行的定量研究。本章引入平均态密度作为一个评价指标。如离线解决方案与在线解决方案中例子所演示，提出的方法可使得在离线解决与在线解决方案中均可研究有限数量一组产品的系统状态聚集及失效时间聚集。这对于在健康管理中引入失效聚集状态管理是有益的。在离线解决方案中，基于历史数据的近极值系统状态与近极值失效时间的研究分析有助于避免在首次失效后的短时间内出现失效聚集现象，从而降低了风险。在在线解决方案中，通过基于粒子滤波的预测与健康管理的，提供了在线实时的近极值系统状态与近极值剩余寿命预测。最终，通过对同组产品的近极值系统状态与近极值剩余寿命的离线与在线解决方案研究，完成对失效聚集状态的定量描述与评估。

第六章 全文总结与展望

6.1 全文总结

退化型产品剩余寿命预测与健康管理涉及范围广泛，从高精尖国防关键武器装备到人民日常交通工具，该技术为关键产品国产化发展添上一层健康管理的保险。PHM 技术的发展使得产品从设备监测的道路向健康管理的道路上快速转型。其不单单是一种技术的发展，也是一种观念的转变。从对产品质量可靠性的角度，其不仅靠定时检测或状态监测维护，而是通过与对设备失效模型的选择、剩余使用寿命的预测、最优维修决策的动态制定和失效聚集程度的预计等一系列手段实现产品的安全性、可靠性、经济性及可用性。从生产厂商的角度，其角色逐渐从提供产品向提供服务的角色转变，不再是简单将产品卖出去，而是为了用户的产品在规定的时间内完成规定的任务而提供的服务，通过对使用数据为产品未来的使用性能进行预测，并整合生产维修资源，保证用户安全放心地使用产品。

本文主要完成了以下研究内容：

(1) 产品具有多失效模式的特点，尤其是退化与冲击的共同作用，造成软失效与硬失效。构建了元素过程与复合过程共同构成的失效过程建模框架，考虑了退化过程对硬失效的影响，并同时考虑了冲击过程对软失效的影响。通过将构建的模型与基于粒子滤波的预测与健康管理框架结合起来，构成了基于退化与冲击同时作用的退化型产品动态剩余寿命预测方法。同时该预测方法给出在预测过程中考虑测量噪音下的剩余寿命，为产品的剩余寿命估计提供了一种复合失效模型框架。该研究结果显示剩余寿命分布出现特殊的结构与特点与该种失效模式相符合，与产品的实际使用下的失效模式保持了一致性。

(2) 疲劳裂纹扩展，作为机械产品的关键失效模式，是退化型产品中可靠性研究重点，也是设备质量监控中的监测对象。通常裂纹扩展只通过疲劳裂纹扩展物理公式或针对可获得解析解的机械结构进行研究，当涉及复杂结构部件时，难以快速计算。针对该问题，本文通过有限元替换算法、基于移动最小二乘法的裂纹扩展法则、扩展卡尔曼滤波和改进的粒子滤波方法等一系列方法，构建了基于疲劳裂纹扩展的剩余寿命预测方法。其中改进的粒子滤波方法，在疲劳裂纹扩展这一特定研究背景下，通过减少对有限元计算方法的调用，大幅度降低了计算负担。这使得在实时剩余寿命更新过程中，将使用有限元替换计算方法计算复杂机械结构。此方法可推广到各式各样工程机械机构的裂纹扩展，实现基于疲劳裂纹扩展有限元模型的在线剩余寿命预测。

(3) 从制造商向保证产品全生命周期内维修保障的产品服务的转变, 要求供货商不但提供质量可靠的产品, 更要依据产品的动态使用情况、现场运行状态监控、使用性能反馈等预测产品的未来剩余使用寿命, 并动态制定最优维修决策。该维修决策需要考虑维修资源的收集、备件生产、人员配备情况等综合因素产生的提前期, 并优化选择最低全寿命周期期望维修费用。本文提出三阈值维修决策, 依据调度阈值开始准备相应维修资源并调度, 并依据维修阈值与实际使用情况、维修资源准备情况等开始维修工程, 最后依据系统固有的失效阈值判定系统故障。同时动态考虑了供货商与用户的期望等待时间费用, 在保证退化型产品的正常使用的前提下, 提高最优维修策略的经济性。在预测与健康管理体系下, 通过使用实时预测结果, 更新基于三阈值的最优维修决策, 完成产品在线动态更新的基于三阈值最优维修决策。

(4) 当针对关键产品, 关键结构实施预测与健康管理体系时, 不免要考虑多个产品引起的失效聚集现象。产品发生该聚集现象时, 会造成巨大的社会影响, 甚至安全恐慌。尤其一系列同批次产品在用户使用过程中产生故障时, 会严重影响使用体验, 用户对产品可靠性将产生质疑。本文提出使用近极值失效时间这一概念, 即该同类产品在相似环境下的使用过程中, 所有产品的失效时间到首次失效时间的平均距离的概率分布。通过近极值系统状态与近极值失效时间的使用, 完成了对该现象在离线与在线状态下的评估方法。尤其通过在预测与健康管理体系下的状态评估与剩余寿命预测, 达到对该现象的实时评价, 为使用者提供了针对该现象的定量评估。

6.2 后续工作展望

产品的剩余寿命预测与健康管理体系的研究发展呈现出几何增长, 在本文研究的基础上, 后续工作安排如下:

(1) 与工程失效的结合。只有对失效机理的研究愈透彻, 对未来剩余寿命的预测才能愈准确。这种研究不仅是从失效物理实验的角度, 也是透过现场使用数据, 从工程上的失效机理的角度。可能设计的初衷与使用方法的不同造成剩余寿命的预测不精确, 而这种不精确是与基于实验中数据的数据库不同而造成的。解决方法只有将实验室成果用到实际工程中, 从工程使用效果的反馈, 利用本文提出的框架, 改进相应模型。例如本文的裂纹扩展并未考虑实际中裂纹的三维扩展, 而现实结构中的三维结构扩展下的剩余使用寿命预测将会更加复杂, 但也更加实际, 这是下一步作者的研究重点。

(2) 与智能算法的结合。本文并未大量使用各种智能算法, 但随着监测设备

的大量使用，监测数据量将会呈现爆发性增长，而这里的大数据处理方法还依赖于机器学习等前沿计算机技术的发展。机器学习在领域的应用是必要的，但注意在机械工程领域，该项研究要与工程问题相互契合，通过数据形式发现相应的物理含义。从而不但使用智能算法，而且赋予算法参变量等概念相应的物理解释，这将是推动失效机理与机器学习相互结合共同促进的重要研究方向。

（3）与设计方法的结合。PHM 研究发展的后期方向，必然是完成反馈的最后一个环节，即从预测与健康监管回归到最初的基于可靠性的优化设计，形成产品更新的闭环。现场使用数据将改变基于可靠性的产品设计方法，目标不再是额定载荷、额定循环等数据，而是针对每个客户的使用数据定制相应的产品。依据现场监测、失效数据等不仅更新剩余使用寿命，更是为下一个该用户的产品制定相应策略。这样形成设计制造、状态监护、维修决策、健康管理等一系列全寿命周期内的良性循环，为我国的工业发展添砖加瓦。

致 谢

漫漫长夜里论文写到这里，键盘的声音停了下来，内心却燃了起来。

敬爱的黄洪钟教授，我想对您说，是您在科研上的开拓精神教我勇于创新，是您在一遍遍修改论文中一丝不苟的精神教我严谨的学术态度，是您创立的可靠性工程研究所这个大家庭教我团队的力量。不禁感叹，我为团队做的事情太少太少，却收获了太多太多！师者，所以传道受业解惑也。黄老师，您传的不仅是您渊博的学识和科研上的巨匠精神，更是教导我正能量和孝道，为我人生指明道路。一路走来，学生记得您每次在团队工程可靠性论坛上那专注的神情，学生记得您在学生论文上那每处修改，学生记得您说过团队就是家！值此毕业之际，谨向我的恩师黄洪钟教授表达内心最真挚的感谢！

特别感谢 Satya N. Atluri 教授，带我步入了力学的殿堂，让我感受您的风采，更在留学期间让我在学术上得到启发。感谢董雷霆教授在国外学习和生活中的无私帮助。

感谢电子科技大学可靠性工程研究所的朱顺鹏老师、刘宇老师、汪忠来老师、何俐萍老师、凌丹老师、李彦锋老师、张小玲老师、李海庆老师、陈中柘老师、邱静老师、许焕卫老师、孟德彪老师等。

感谢可靠性工程团队的吕志强、刘征、彭卫文、左芳君、高会英、杨圆鉴、谢朝阳、付国忠、米金华、殷毅超、彭兆春、黄承赓等。

衷心感谢在百忙之中抽出时间参与本论文评审与答辩的教授和专家！

特别感谢父母，尤其多年来未在你们的身边尽孝而经常自责。以后儿子必当用实际行动报答你们，也许儿子不一定是最孝顺的，但一定是最爱你们的！

特别感谢妻子曹华美，你用人生最美好青春伴我左右，我用一世未来陪你慢慢变老！还有即将出生的小宝宝，要健康哦！

参考文献

- [1] G. Vachtsevanos, F. L. Lewis, M. Roemer, et al. Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems[M]. Hoboken: Wiley, 2006, 1-434
- [2] M. Pecht. Prognostics and Health Management of Electronics[M]. New York: Wiley-Interscience, 2008, 1-315
- [3] O. Diallo. A data analytics approach to gas turbine prognostics and health management[D]. Georgia Institute of Technology, 2010, 1-292
- [4] C. Boller. Ways and options for aircraft structural health management[J]. Smart Materials and Structures, 2001, 10(3): 432-440
- [5] M. Zaluski, S. Letourneau, J. Bird, et al. Developing data mining-based prognostic models for CF-18 aircraft[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power-Transactions of the ASME, 2011, 133(10): 101601
- [6] P. J. G. Nieto, E. García-Gonzalo, F. Sánchez Lasheras, et al. Hybrid PSO-SVM-based method for forecasting of the remaining useful life for aircraft engines and evaluation of its reliability[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 138: 219-231
- [7] M. A. Zaidan, R. F. Harrison, A. R. Mills, et al. Bayesian hierarchical models for aerospace gas turbine engine prognostics[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(1): 539-553
- [8] M. A. Zaidan, A. R. Mills, R. F. Harrison, et al. Gas turbine engine prognostics using bayesian hierarchical models: A variational approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70-71: 120-140
- [9] F. Di Maio, K. L. Tsui, E. Zio. Combining relevance vector machines and exponential regression for bearing residual life estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 31: 405-427
- [10] Y. Qian, R. Yan. Remaining useful life prediction of rolling bearings using an enhanced particle filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(10): 2696-2707
- [11] D. Wang. K-nearest neighbors based methods for identification of different gear crack levels under different motor speeds and loads: Revisited[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70-71: 201-208
- [12] D. Wang, S. Sun, P. W. Tse. A general sequential monte carlo method based optimal wavelet filter: A bayesian approach for extracting bearing fault features[J]. Mechanical Systems and

- Signal Processing, 2015, 52-53: 293-308
- [13] R. K. Singleton, E. G. Strangas, S. Aviyente. Extended kalman filtering for remaining-useful-life estimation of bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(3): 1781-1790
- [14] N. Li, Y. Lei, J. Lin, et al. An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7762-7773
- [15] J. B. Ali, B. Chebel-Morello, L. Saidi, et al. Accurate bearing remaining useful life prediction based on weibull distribution and artificial neural network[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56-57: 150-172
- [16] A. Soualhi, K. Medjaher, N. Zerhouni. Bearing health monitoring based on hilbert-huang transform, support vector machine, and regression[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(1): 52-62
- [17] Z. Pan, N. Balakrishnan. Reliability modeling of degradation of products with multiple performance characteristics based on gamma processes[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(8): 949-957
- [18] I. El-Thalji, E. Jantunen. A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60-61: 252-272
- [19] M. Pecht, J. Cu. Physics-of-failure-based prognostics for electronic products[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3-4): 309-322
- [20] M. Pecht, R. Jaai. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems[J]. Microelectronics Reliability, 2010, 50(3): 317-323
- [21] A. S. S. Vasan, B. Long, M. Pecht. Diagnostics and prognostics method for analog electronic circuits[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 60: 5277-5291
- [22] V. Challa, P. Rundle, M. Pecht. Challenges in the qualification of electronic components and systems[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2013, 13(1): 26-35
- [23] P. A. Sandborn, C. Wilkinson. A maintenance planning and business case development model for the application of prognostics and health management (PHM) to electronic systems[J]. Microelectronics Reliability, 2007, 47(12): 1889-1901
- [24] X.-S. Si. An adaptive prognostic approach via nonlinear degradation modeling: Application to battery data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(8): 5082-5096
- [25] J. B. Coble, P. Ramuhalli, L. J. Bond, et al. Prognostics and health management in nuclear

- power plants: A review of technologies and applications[R]. Washington: Pacific Northwest National Laboratory, 2012
- [26] J. Liu, R. Seraoui, V. Vitelli, et al. Nuclear power plant components condition monitoring by probabilistic support vector machine[J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2013, 56: 23-33
- [27] J. Katsuyama, H. Itoh, Y. Li, et al. Benchmark analysis on probabilistic fracture mechanics analysis codes concerning fatigue crack growth in aged piping of nuclear power plants[J]. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 2014, 117-118: 56-63
- [28] F. Di Maio, P. Baraldi, E. Zio, et al. Fault detection in nuclear power plants components by a combination of statistical methods[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2013, 62(4): 833-845
- [29] S. T. Kandukuri, A. Klausen, H. R. Karimi, et al. A review of diagnostics and prognostics of low-speed machinery towards wind turbine farm-level health management[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, 53: 697-708
- [30] F. P. G. Márquez, A. M. Tobias, J. M. Pinar Pérez, et al. Condition monitoring of wind turbines: techniques and methods[J]. *Renewable Energy*, 2012, 46: 169-178
- [31] C. S. Gray, S. J. Watson. Physics of Failure approach to wind turbine condition based maintenance[J]. *Wind Energy*, 2010, 13(5): 395-405
- [32] A. Ghasemi, M. R. Hodkiewicz. Estimating mean residual life for a case study of rail wagon bearings[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(3): 719-730
- [33] C. Klinger, T. Michael, D. Bettge. Fatigue cracks in railway bridge hangers due to wind induced vibrations - failure analysis, measures and remaining service life estimation[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2014, 43: 232-252
- [34] S. O. Medianu, G. A. Rimbu, D. Lipcinski, et al. System for diagnosis of rolling profiles of the railway vehicles[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 48(1-2): 153-161
- [35] J. Lin, J. Pulido, M. Asplund. Reliability analysis for preventive maintenance based on classical and Bayesian semi-parametric degradation approaches using locomotive wheel-sets as a case study[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 134: 143-156
- [36] Z. Li, Q. He. Prediction of railcar remaining useful life by multiple data source fusion[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(4): 2226-2235
- [37] M. Hong, Q. Wang, Z. Su, et al. In situ health monitoring for bogie systems of CRH380 train on Beijing-Shanghai high-speed railway[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 45(2): 378-395
- [38] E. Myötyri, U. Pulkkinen, K. Simola. Application of stochastic filtering for lifetime

- prediction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2006, 91(2): 200-208
- [39] H. Zhang, H. Dai, M. Beer, et al. Structural reliability analysis on the basis of small samples: An interval quasi-monte carlo method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 37(1-2): 137-151
- [40] A. Lorton, M. Fouladirad, A. Grall. A methodology for probabilistic model-based prognosis[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 225(3): 443-454
- [41] P. Lall, R. Lowe, K. Goebel. Prognostics health management of electronic systems under mechanical shock and vibration using kalman filter models and metrics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4301-4314
- [42] X.-S. Si, W. Wang, M.-Y. Chen, et al. A degradation path-dependent approach for remaining useful life estimation with an exact and closed-form solution[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 226(1): 53-66
- [43] J. W. Sheppard, M. A. Kaufman, T. J. Wilmer. IEEE standards for prognostics and health management[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2009, 24(9): 34-41
- [44] J. Z. Sikorska, M. Hodkiewicz, L. Ma. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5): 1803-1836
- [45] P. Baraldi, F. Mangili, E. Zio. Investigation of uncertainty treatment capability of model-based and data-driven prognostic methods using simulated data[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 112: 94-108
- [46] Z. S. Chen, Y. M. Yang, Z. Hu. A technical framework and roadmap of embedded diagnostics and prognostics for complex mechanical systems in prognostics and health management systems[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(2): 314-322
- [47] B. Sun, S. Zeng, R. Kang, et al. Benefits and challenges of system prognostics[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(2): 323-335
- [48] S. Mathew, M. Alam, M. Pecht. Identification of failure mechanisms to enhance prognostic outcomes[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2012, 12(1): 66-73
- [49] J. Fan, K. C. Yung, M. Pecht. Physics-of-failure-based prognostics and health management for high-power white light-emitting diode lighting[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2011, 11(3): 407-416
- [50] M. Chookah, M. Nuhi, M. Modarres. A probabilistic physics-of-failure model for prognostic health management of structures subject to pitting and corrosion-fatigue[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(12): 1601-1610

- [51] S.-P. Zhu, H.Z. Huang, W. Peng, et al. Probabilistic physics of failure-based framework for fatigue life prediction of aircraft gas turbine discs under uncertainty[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 146: 1-12
- [52] J. Gu, D. Barker, M. Pecht. Prognostics implementation of electronics under vibration loading[J]. Microelectronics Reliability, 2007, 47(12): 1849-1856
- [53] X.-S. Si, W. Wang, C.-H. Hu, et al. Remaining useful life estimation - a review on the statistical data driven approaches[J]. European Journal of Operational Research, 2011, 213(1): 1-14
- [54] D. Siegel, C. Ly, J. Lee. Methodology and framework for predicting helicopter rolling element bearing failure[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(4): 846-857
- [55] G. Jin, D. E. Matthews, Z. Zhou. A Bayesian framework for on-line degradation assessment and residual life prediction of secondary batteries inspacecraft[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 113: 7-20
- [56] J. M. van Noortwijk. A survey of the application of gamma processes in maintenance[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(1): 2-21
- [57] X. Yuan, Z. Lu, C. Zhou, et al. A novel adaptive importance sampling algorithm based on Markov chain and low-discrepancy sequence[J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 29(1): 253-261
- [58] X. Wu, S. M. Ryan. Optimal replacement in the proportional hazards model with semi-markovian covariate process and continuous monitoring[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2011, 60(3): 580-589
- [59] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, N. Zerhouni, et al. A data-driven failure prognostics method based on mixture of gaussians hidden markov models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(2): 491-503
- [60] P. Baraldi, F. Mangili, E. Zio. A kalman filter-based ensemble approach with application to turbine creep prognostics[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(4): 966-977
- [61] M. Orchard, B. Wu, G. Vachtsevanos. A particle filtering framework for failure prognosis[C]. Proceedings of WTC2005, World Tribology Congress III, WA DC, USA, 2005
- [62] Z. Fan, G. Liu, X. Si, et al. Degradation data-driven approach for remaining useful life estimation[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(1): 173-182
- [63] S. Cheng, K. Tom, M. Pecht. Anomaly detection of polymer resettable circuit protection devices[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2012, 12(2): 420-427
- [64] X.-S. Si, C.-H. Hu, X. Kong, et al. A residual storage life prediction approach for systems

- with operation state switches[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(11): 6304-6315
- [65] C. Hu, B. D. Youn, P. Wang, et al. Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2012, 103: 120-135
- [66] S. Cheng, M. Pecht. Using cross-validation for model parameter selection of sequential probability ratio test[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(9): 8467-8473
- [67] D.-F. Yang, F.-C. Sun, S.-C. Wang, et al. A novel particle filter aided by interval analysis approach[J]. Communications in Statistics - Simulation and Computation, 2013, 42(8): 1887-1905
- [68] X.-S. Si, W. Wang, C.-H. Hu, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 50-67
- [69] J. Liu, W. Wang, F. Ma, et al. A data-model-fusion prognostic framework for dynamic system state forecasting[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(4): 814-823
- [70] M. Orchard. On-line fault diagnosis and failure prognosis using particle filters: Theoretical framework and case studies[D]. Georgia Institute of Technology 2007
- [71] J. Zhang, J. Lee. A review on prognostics and health monitoring of Li-ion battery[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(15): 6007-6014
- [72] E. Zio, G. Peloni. Particle filtering prognostic estimation of the remaining useful life of nonlinear components[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(3): 403-409
- [73] D. Crisan, A. Doucet. A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(3): 736-746
- [74] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188
- [75] M. Bolic, P. M. Djuric, H. Sangjin. Resampling algorithms and architectures for distributed particle filters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2442-2450
- [76] S.-H. Sheu, Y.-L. Chen, C.-C. Chang, et al. Optimal number of repairs before replacement for a system subject to shocks of a non-homogeneous pure birth process[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62(1): 73-81
- [77] D. An, J.-H. Choi, N. H. Kim. Prognostics 101: A tutorial for particle filter-based prognostics algorithm using matlab[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115:

161-169

- [78] F. Cadini, E. Zio, G. Peloni. Particle filtering for the detection of fault onset time in hybrid dynamic systems with autonomous transitions[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(1): 130-139
- [79] N. Patil, D. Das, M. Pecht. A prognostic approach for non-punch through and field stop IGBTs[J]. Microelectronics Reliability, 2012, 52(3): 482-488
- [80] C. Chen, B. Zhang, G. Vachtsevanos, et al. Machine condition prediction based on adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(9): 4353-4364
- [81] W. Zhao, T. Tao, Z. Ding, et al. A dynamic particle filter-support vector regression method for reliability prediction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 119: 109-116
- [82] Y. Hu, P. Baraldi, F. Di Maio, et al. A particle filtering and kernel smoothing-based approach for new design component prognostics[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 134: 19-31
- [83] B. Saha, K. Goebel, J. Christophersen. Comparison of prognostic algorithms for estimating remaining useful life of batteries[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2009, 31(3-4): 293-308
- [84] M. Orchard, P. Hevia-Koch, B. Zhang, et al. Risk measures for particle-filtering-based state-of-charge prognosis in lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(11): 5260-5269
- [85] W. Xian, B. Long, M. Li, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on the verhulst model, particle swarm optimization and particle filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(1): 2-17
- [86] D. Wang, P. W. Tse. Prognostics of slurry pumps based on a moving-average wear degradation index and a general sequential Monte Carlo method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56-57: 213-229
- [87] M. Rigamonti, P. Baraldi, E. Zio, et al. Particle filter-based prognostics for an electrolytic capacitor working in variable operating conditions[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(2): 1567-1575
- [88] S. Lan, C. M. Tan. Application of particle filter technique for lifetime determination of a LED driver[J]. IEEE Transactions on Device and Materials Reliability, 2015, 15(2): 163-173
- [89] J. Xu, L. Xu. Health management based on fusion prognostics for avionics systems[J].

- Journal of Systems Engineering and Electronics, 2011, 22(3): 428-436
- [90] J. Xu, Y. Wang, L. Xu. PHM-oriented integrated fusion prognostics for aircraft engines based on sensor data[J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(4): 1124-1132
- [91] C. Ding, J. Xu, L. Xu. ISHM-based intelligent fusion prognostics for space avionics[J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 29(1): 200-205
- [92] P. Baraldi, F. Cadini, F. Mangili, et al. Model-based and data-driven prognostics under different available information[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2013, 32: 66-79
- [93] D. An, N. H. Kim, J.-H. Choi. Practical options for selecting data-driven or physics-based prognostics algorithms with reviews[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2015, 133: 223-236
- [94] Y. Z. Rosunally, S. Stoyanov, C. Bailey, et al. Fusion approach for prognostics framework of heritage structure[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2011, 60(1): 3-13
- [95] W. Wang, S. Luo, M. G. Pecht. Economic design of the mean prognostic distance for canary-equipped electronic systems[J]. Microelectronics Reliability, 2012, 52(6): 1086-1091
- [96] L. Liao, F. Köttig. Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1): 191-207
- [97] E. Zio, F. Di Maio. Fatigue crack growth estimation by relevance vector machine[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(12): 10681-10692
- [98] F. Zhao, Z. Tian, Y. Zeng. Uncertainty quantification in gear remaining useful life prediction through an integrated prognostics method[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62(1): 146-159
- [99] E. Zio, M. Compare. Evaluating maintenance policies by quantitative modeling and analysis[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 109: 53-65
- [100] C. Guo, W. Wang, B. Guo, et al. A maintenance optimization model for mission-oriented systems based on wiener degradation[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 111: 183-194
- [101] M. Fouladirad, A. Grall. Condition-based maintenance for a system subject to a non-homogeneous wear process with a wear rate transition[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(6): 611-618
- [102] K. T. Huynh, A. Barros, C. Berenguer. Maintenance decision-making for systems operating under indirect condition monitoring: Value of online information and impact of measurement uncertainty[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(2): 410-425

- [103] R. Flage, D. W. Coit, J. T. Luxhøj, et al. Safety constraints applied to an adaptive Bayesian condition-based maintenance optimization model[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2012, 102: 16-26
- [104] H. M. Hashemian. State-of-the-art predictive maintenance techniques[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(1): 226-236
- [105] J. Lee, J. Ni, D. Djurdjanovic, et al. Intelligent prognostics tools and e-maintenance[J]. *Computers in Industry*, 2006, 57(6): 476-489
- [106] Y. Peng, M. Dong, M. Zuo. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2010, 50(1-4): 297-313
- [107] A. van Horenbeek, L. Pintelon. A dynamic predictive maintenance policy for complex multi-component systems[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2013, 120: 39-50
- [108] J. A. M. van der Weide, M. D. Pandey. Stochastic analysis of shock process and modeling of condition-based maintenance[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2011, 96(6): 619-626
- [109] W. Wang. A simulation-based multivariate bayesian control chart for real time condition-based maintenance of complex systems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2012, 218(3): 726-734
- [110] F. Cadini, E. Zio, D. Avram. Model-based monte carlo state estimation for condition-based component replacement[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2009, 94(3): 752-758
- [111] Z. Tian, H. Liao. Condition based maintenance optimization for multi-component systems using proportional hazards model[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2011, 96(5): 581-589
- [112] Z.-J. Zhou, C.-H. Hu, W.-B. Wang, et al. Condition-based maintenance of dynamic systems using online failure prognosis and belief rule base[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(6): 6140-6149
- [113] M. Shafiee, S. Chukova. Maintenance models in warranty: A literature review[J]. *European Journal of Operational Research*, 2013, 229(3): 561-572
- [114] R. Ahmad, S. Kamaruddin. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2012, 63(1): 135-149
- [115] M. Compare, E. Zio. Predictive maintenance by risk sensitive particle filtering[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2014, 63(1): 134-143
- [116] F. Camci. Maintenance scheduling of geographically distributed assets with prognostics

- information[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 245(2): 506-516
- [117] F. Camci. System maintenance scheduling with prognostics information using genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2009, 58(3): 539-552
- [118] M. Traore, A. Chammas, E. Duviella. Supervision and prognosis architecture based on dynamical classification method for the predictive maintenance of dynamical evolving systems[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 136: 120-131
- [119] P. Do, A. Voisin, E. Levrat, et al. A proactive condition-based maintenance strategy with both perfect and imperfect maintenance actions[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2015, 133: 22-32
- [120] T. Tinga. Application of physical failure models to enable usage and load based maintenance[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2010, 95(10): 1061-1075
- [121] X. Zhang, J. Kang, T. Jin. Degradation modeling and maintenance decisions based on bayesian belief networks[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2014, 63(2): 620-633
- [122] N. Chen, Z.-S. Ye, Y. Xiang, et al. Condition-based maintenance using the inverse gaussian degradation model[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 243(1): 190-199
- [123] T. Cheng, M. D. Pandey, J. A. M. van der Weide. The probability distribution of maintenance cost of a system affected by the gamma process of degradation: Finite time solution[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2012, 108: 65-76
- [124] H. Liao, E. A. Elsayed, L.-Y. Chan. Maintenance of continuously monitored degrading systems[J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 175(2): 821-835
- [125] C. Park, W. J. Padgett. Accelerated degradation models for failure based on geometric brownian motion and gamma processes[J]. *Lifetime Data Analysis*, 2005, 11(4): 511-527
- [126] K. Bouvard, S. Artus, C. Bérenguer, et al. Condition-based dynamic maintenance operations planning grouping. Application to commercial heavy vehicles[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2011, 96(6): 601-610
- [127] J. Sun, H. Zuo, W. Wang, et al. Application of a state space modeling technique to system prognostics based on a health index for condition-based maintenance[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 28: 585-596
- [128] P. Munoz-Condes, M. Gomez-Parra, C. Sancho, et al. On condition maintenance based on the impedance measurement for traction batteries: Development and industrial implementation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(7): 2750-2759
- [129] M. Kamei, O. Takai. Influence of sensor information accuracy on condition-based maintenance strategy for GIS/GCB maintenance[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*,

- 2011, 26(2): 625-631
- [130] M. Giorgio, M. Guida, G. Pulcini. A state-dependent wear model with an application to marine engine cylinder liners[J]. *Technometrics*, 2010, 52(2): 172-187
 - [131] E. Byon, Y. Ding. Season-dependent condition-based maintenance for a wind turbine using a partially observed markov decision process[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(4): 1823-1834
 - [132] E. Byon. Wind turbine operations and maintenance: a tractable approximation of dynamic decision making[J]. *IIE Transactions*, 2013, 45(11): 1188-1201
 - [133] Z. Tian, T. Jin, B. Wu, et al. Condition based maintenance optimization for wind power generation systems under continuous monitoring[J]. *Renewable Energy*, 2011, 36(5): 1502-1509
 - [134] F. Besnard, L. Bertling. An approach for condition-based maintenance optimization applied to wind turbine blades[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2010, 1(2): 77-83
 - [135] L. Xiao, S. Song, X. Chen, et al. Joint optimization of production scheduling and machine group preventive maintenance[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2016, 146: 68-78
 - [136] Y.-H. Chien. A number-dependent replacement policy for a system with continuous preventive maintenance and random lead times[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2009, 33(3): 1708-1718
 - [137] H. Peng, Q. Feng, D. W. Coit. Reliability and maintenance modeling for systems subject to multiple dependent competing failure processes[J]. *IIE Transactions*, 2011, 43(1): 12-22
 - [138] T. Nakagawa. *Shock and Damage Models in Reliability Theory*[M]. London, UK: Springer, 2007, 1-188
 - [139] K. T. Huynh, A. Barros, C. Bérenguer, et al. A periodic inspection and replacement policy for systems subject to competing failure modes due to degradation and traumatic events[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2011, 96(4): 497-508
 - [140] K. T. Huynh, I. T. Castro, A. Barros, et al. Modeling age-based maintenance strategies with minimal repairs for systems subject to competing failure modes due to degradation and shocks[J]. *European Journal of Operational Research*, 2012, 218(1): 140-151
 - [141] X. Liu, J. Li, K. N. Al-Khalifa, et al. Condition-based maintenance for continuously monitored degrading systems with multiple failure modes[J]. *IIE Transactions*, 2013, 45(4): 422-435
 - [142] C. Guo, W. Wang, B. Guo, et al. Maintenance optimization for systems with dependent

- competing risks using a copula function[J]. *Eksplotacja I Niezawodnosc-Maintenance and Reliability*, 2013, 15(1): 9-17
- [143] L. Jiang, Q. Feng, D. W. Coit. Reliability and maintenance modeling for dependent competing failure processes with shifting failure thresholds[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(4): 932-948
- [144] Y. Wang, H. Pham. Modeling the dependent competing risks with multiple degradation processes and random shock using time-varying copulas[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(1): 13-22
- [145] M. S. Nikulin, N. Limnios, N. Balakrishnan, et al. *Advances in Degradation Modeling: Applications to Reliability, Survival Analysis, and Finance*[M]. Boston: Springer, 2010, 1-416
- [146] Z.-S. Ye, N. Chen. The inverse gaussian process as a degradation model[J]. *Technometrics*, 2014, 56(3): 302-311
- [147] J.-M. Bai, Z.-H. Li, X.-B. Kong. Generalized shock models based on a cluster point process[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2006, 55(3): 542-550
- [148] E. L. S. Teixeira, B. Tjahjono, S. C. A. Alfaro. A novel framework to link prognostics and health management and product-service systems using online simulation[J]. *Computers in Industry*, 2012, 63(7): 669-679
- [149] D. M. Tanner, M. T. Dugger. Wear mechanisms in a reliability methodology[C]. *SPIE's Proceedings*, San Jose, 2003.
- [150] L. Dong, S. N. Atluri. Fracture & fatigue analyses: SGBEM-FEM or XFEM? Part 1: 2D structures[J]. *CMES: Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2013, 90(2): 91-146
- [151] L. Dong, S. N. Atluri. Fracture & fatigue analyses: SGBEM-FEM or XFEM? Part 2: 3D solids[J]. *CMES: Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2013, 90(5): 379-413
- [152] L. Wang, S. N. Atluri. Recent advances in the alternating method for elastic and inelastic fracture analyses[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 1996, 137(1): 1-58
- [153] J. H. Park, S. N. Atluri. Mixed mode fatigue growth of curved cracks emanating from fastener holes in aircraft lap joints[J]. *Computational Mechanics*, 1998, 21(6): 477-482
- [154] G. Nikishkov, J. Park, S. Atluri. SGBEM-FEM alternating method for analyzing 3D non-planar cracks and their growth in structural components[J]. *CMES: Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2001: 401-422
- [155] Z. D. Han, S. N. Atluri. SGBEM (for cracked local subdomain) - FEM (for uncracked

- global Structure) alternating method for analyzing 3d surface cracks and their fatigue-growth[J]. CMES: Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2002, 3(6): 699-716
- [156] T. Nishioka, S. N. Atluri. Analytical solution for embedded elliptical cracks, and finite element alternating method for elliptical surface cracks, subjected to arbitrary loadings[J]. Engineering Fracture Mechanics, 1983, 17(3): 247-268
- [157] L. Dong, R. Haynes, S. N. Atluri. On improving the celebrated paris' power law for fatigue, by using moving least squares[J]. CMC: Computers, Materials & Continua, 2015, 45(1): 1-15
- [158] A. Portela, M. H. Aliabadi, D. P. Rooke. The dual boundary element method: Effective implementation for crack problems[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1992, 33(6): 1269-1287
- [159] S. Li, M. E. Mear, L. Xiao. Symmetric weak-form integral equation method for three-dimensional fracture analysis[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 1998, 151(3-4): 435-459
- [160] Z. D. Han, S. N. Atluri. On simple formulations of weakly-singular traction & displacement BIE, and their solutions through Petrov-Galerkin approaches[J]. Computer Modeling in Engineering and Sciences, 2003, 4(1): 5-20
- [161] R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45
- [162] A. Doucet, N. Freitas, N. Gordon, "An Introduction to Sequential Monte Carlo Methods," in Sequential Monte Carlo Methods in Practice, New York: Springer, 2001, pp. 3-14.
- [163] F. N. Fritsch, R. E. Carlson. Monotone piecewise cubic interpolation[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1980, 17(2): 238-246
- [164] S. C. Forth, C. W. Wright, W. M. Johnston Jr. 7075-T6 and 2024-T351 aluminum alloy fatigue crack growth rate data[R], Hampton: National Aeronautics and Space Administration, 2005
- [165] Y.-H. Chien, S.-H. Sheu, Z. G. Zhang. Optimal maintenance policy for a system subject to damage in a discrete time process[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2012, 103: 1-10
- [166] C.-C. Hsieh, Y.-T. Liu. Optimal replacement schedule in a deteriorating production system with deterministic, random lead time for replacement[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(3): 517-527

-
- [167] W. Wang. An overview of the recent advances in delay-time-based maintenance modelling[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2012, 106: 165-178
- [168] L. Dieulle, C. Bérenguer, A. Grall, et al. Sequential condition-based maintenance scheduling for a deteriorating system[J]. *European Journal of Operational Research*, 2003, 150(2): 451-461
- [169] M. LeBlanc, L. Angheluta, K. Dahmen, et al. Universal fluctuations and extreme statistics of avalanches near the depinning transition[J]. *Physical Review E*, 2013, 87(2): 022126
- [170] J.-B. Chen, J. Li. The extreme value distribution and dynamic reliability analysis of nonlinear structures with uncertain parameters[J]. *Structural Safety*, 2007, 29(2): 77-93
- [171] T. W. Burkhardt, G. Györgyi, N. R. Moloney, et al. Extreme statistics for time series: Distribution of the maximum relative to the initial value[J]. *Physical Review E*, 2007, 76(4): 041119
- [172] H. W. Park, H. Sohn. Parameter estimation of the generalized extreme value distribution for structural health monitoring[J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2006, 21(4): 366-376
- [173] R. W. Katz, M. B. Parlange, P. Naveau. Statistics of extremes in hydrology[J]. *Advances in Water Resources*, 2002, 25(8-12): 1287-1304
- [174] M. Junca, M. Sanchez-Silva. Optimal maintenance policy for permanently monitored infrastructure subjected to extreme events[J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2013, 33: 1-8
- [175] S. Sabhapandit, S. N. Majumdar. Density of near-extreme events[J]. *Physical Review Letters*, 2007, 98(14): 140201
- [176] M. Politi, N. Millot, A. Chakraborti. The near-extreme density of intraday log-returns[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2012, 391(1-2): 147-155
- [177] J.-G. Lin, C. Huang, Q.-Y. Zhuang, et al. Estimating generalized state density of near-extreme events and its applications in analyzing stock data[J]. *Insurance: Mathematics and Economics*, 2010, 47(1): 13-20
- [178] A. Perret, A. Comtet, S. N. Majumdar, et al. Near-extreme statistics of brownian motion[J]. *Physical Review Letters*, 2013, 111(24): 240601
- [179] N. Khakzad, F. Khan, N. Paltrinieri. On the application of near accident data to risk analysis of major accidents[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2014, 126: 116-125

在学期间参与的项目研究

- [1] 国家自然科学基金委和中国工程物理研究院联合基金项目：基于混合不确定性信息处理的复杂分层系统健康评估，起止时间：2014.01-2016.12，项目编号：U13301055。
- [2] 国防科技工业技术基础科研项目：XX 装备系统的可靠性和剩余寿命预测研究，起止时间：2013.01-2015.12，项目编号：11272082。
- [3] 中国人民解放军总装备部装备预研基金重点项目：考虑多重失效机理的 XX 典型部件可靠性评估和寿命分析与预测方法研究，起止时间：2011.07-2013.06，项目编号：9140A19021011DZ0207。

攻读博士学位期间取得的成果

- [1] H.-K. Wang, Y.F. Li, Y. Liu, et al. Remaining useful life estimation under degradation and shock damage[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O, Journal of Risk and Reliability, 2015, 229(3): 200-208. (SCI 检索)
- [2] H.-K. Wang, R. Haynes, H.Z. Huang, et al. The use of high-performance fatigue mechanics and the extended Kalman / Particle Filters, for diagnostics and prognostics of aircraft structures[J]. CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2015, 105(1): 1-24. (SCI 检索)
- [3] H.-K. Wang, H.Z. Huang, Y.F. Li, et al. Condition-based maintenance with scheduling threshold and maintenance threshold[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(2): 513-524. (SCI 检索)
- [4] H.-K. Wang, H.Z. Huang, H. Xu, et al. Sequential particle swarm optimization and reliability assessment of planar-type voice coil motor[C]. ASME 2013 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, Portland, 2013. (EI)
- [5] H.Z. Huang, H.-K. Wang, Y.F. Li, et al. Support vector machine based estimation of remaining useful life: current research status and future trends[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2015, 29(1): 151-163. (SCI)
- [6] S.P. Zhu, H.Z. Huang, W. Peng, et al. Probabilistic physics of failure-based framework for fatigue life prediction of aircraft gas turbine discs under uncertainty[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 146: 1-12. (SCI)
- [7] Z. Lv, H.Z. Huang, H. Gao, et al. Lifetime prediction for turbine discs based on a modified Walker strain model[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2015, 29(10):4143-4152. (SCI)
- [8] H. Gao, H.Z. Huang, Z. Lv, et al. An improved Corten-Dolan's model based on damage and stress state effects[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2015, 29(8): 3215-3223. (SCI)