

# 数据驱动故障预测和健康管理综述<sup>\*</sup>

彭宇, 刘大同

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院自动化测试与控制系 哈尔滨 150080)

**摘要:** 着重介绍数据驱动故障预测和健康管理 (PHM) 方法的研究现状。通过对数据驱动 PHM 方法的分类阐述, 逐步说明面向复杂系统数据驱动 PHM 的方法体系和流程, 并重点对构成数据驱动 PHM 方法体系的核心环节进行分析和总结。在此基础上, 采用一个锂离子电池循环寿命预测实例综合分析了数据驱动 PHM 的实现过程。最后, 分析了数据驱动 PHM 方法的发展趋势和研究挑战。

**关键词:** 故障预测和健康管理; 数据驱动故障预测; 融合方法; 故障预测不确定性

中图分类号: TP206+.3 文献标识号: A 国家标准学科分类代码: 510.4030

## Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances

Peng Yu, Liu Datong

(Department of Automatic Test and Control, School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** The data-driven prognostics and health management (PHM) approaches are focused in this review. The methodologies and categories for data-driven PHM approaches are firstly introduced. Then, the data-driven PHM framework and system architecture for complex system are discussed in detail. The health state monitoring, feature identification and extraction, data-driven prediction algorithms, prognostic uncertainty and hybrid prognostic approach in data-driven PHM framework are systematically described. Based on above, the life cycle prediction of a lithium-ion battery is taken as the example to synthetically analyze the implementation process of data-driven prognostics and health management. Finally, with summarizing the research hot issues, the challenges and the developing trend of data-driven PHM are analyzed.

**Keywords:** prognostics and health management (PHM); data-driven prognostics; hybrid approach; prognostics uncertainty

## 1 引言

故障预测和健康管理 (prognostics and health management, PHM) 已经发展成为航空航天领域系统后勤保障、维护和自主健康管理的重要支撑技术和基础<sup>[1-2]</sup>, 在“国家中长期科学和技术发展规划纲要 2006-2020”中, “重大产品和重大设施寿命预测技术”作为前沿技术提出。

在近年的航天、航空科学技术学科发展报告中, 均将 PHM 技术列为关键和支撑技术。PHM 技术已经成为一个涵盖基础材料、机械结构、能源、电子、自动测试、可靠性、信息等多领域的交叉学科和研究热门方向, 具有重要的应用价值和现实意义。

在大多数的工业系统 PHM 应用中, 建立复杂部件或系统的数学或物理模型十分困难甚至无法实现, 或识别模型的参数较为复杂, 因此, 部件或系统设计、仿真、运行

收稿日期: 2014-01 Received Date: 2014-01

<sup>\*</sup> 基金项目: 国家自然科学基金 (61301205)、高校博士基金 (20112302120027)、部委预先研究课题 (51317040302)、中央高校基本科研业务费专项基金 (HIT. NSRIF. 2014017) 资助项目

和维护等各个阶段的测试、传感器历史数据就成为掌握系统性能下降的主要手段。由此,基于测试或传感器数据的数据驱动(data-driven)PHM方法逐渐获得重视并取得快速发展,成为PHM领域的重要研究热点<sup>[3]</sup>。

特别是针对航空航天等复杂系统,很难直接获取或构建表征部件或系统退化和剩余寿命的物理模型,同时,这些对象系统和部件具备大量可用的状态监测和测试数据,因此,以数据驱动为主的PHM方法体系,获得美军、美国航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)及众多研究机构、工业企业的广泛重视<sup>[3-4]</sup>。数据驱动PHM基于先进的传感器技术采集和获取与系统属性有关的特征参数,并将这些特征参数和有用信息关联,借助智能算法和模型进行检测、分析和预测,给出目标系统的剩余寿命(remaining useful life, RUL)分布、性能退化程度或任务失效的概率,从而为维护 and 系统保障提供决策信息<sup>[3]</sup>。

数据驱动PHM方法,通过对象系统的状态监测,从历史数据中认识或学习对象系统的健康/非健康行为,将原始监测数据转化为相关信息和行为模型,以对未来对象系统行为进行预测。机器学习和统计分析方法是数据驱动PHM的主流算法<sup>[5-6]</sup>。数据驱动PHM方法体系和流程、不确定性、不同方法融合、模型选择或模型适应性、应用平台等问题,成为现今该领域内的研究重点,数据驱动PHM方法以其灵活的适应性和易用性获得了广泛的应用和推广。

与此同时,针对近年PHM研究的总结和综述工作如下:PHM体系研究方面,Vachtsevanos等人<sup>[4]</sup>对于故障诊断和预测技术进行系统分析,Pecht等人<sup>[5]</sup>对电子系统PHM进行了归纳和总结,Gormley等人<sup>[1]</sup>对于航天系统健康管理体系和应用进行了阐述;PHM方法研究方面,彭宇等人<sup>[3]</sup>对PHM技术的方法分类、标准、应用等进行了简要总结,Schwabacher<sup>[7]</sup>对数据驱动故障检测、诊断和预测方法进行了简短总结,Si等人<sup>[8]</sup>对统计数据驱动的RUL预测方法进行系统分析;PHM应用研究方面,Jardine等人<sup>[9]</sup>对于机械系统的PHM应用进行了系统阐述, Lee等<sup>[10]</sup>对锂离子电池PHM研究进行了总结,文献[11]总结了一种基于“5S”的机械系统PHM方法体系和流程。上述学者的综述性工作,在不同阶段、从不同角度为PHM的研究和发展提供了重要的参考价值。然而,目前本领域内尚缺少对于发展较快、应用范围逐渐广泛的数据驱动PHM方法的系统性分析和总结,尤其是基于机器学习、计算智能的数据驱动PHM算法的研究和应用,尚缺少较为系统的分类、归纳和总结。

鉴于此,本文对数据驱动PHM方法和应用的研究现状进行总结,在归纳一般性的数据驱动PHM方法框架、体系和流程的基础上,重点总结和分析多种应用较为广

泛、研究较为深入的数据驱动PHM算法的研究现状,以供国内PHM领域研究人员参考。

## 2 数据驱动PHM方法策略

数据是数据驱动PHM方法的核心,而不同对象系统的测试、状态监测、实验等数据的参数属性不同,有的参数可以直接反映目标系统的退化状态(或健康状态),且可直接测量和获取;相对地,部分对象系统的退化状态无法由已有参数直接表征,或该参数无法测量或目前的技术手段尚无法明确认知。由此,按照处理数据所反映目标对象健康状态的特性,即表征对象系统退化行为和寿命的参数形式,可以将数据驱动PHM方法分为直接预测(direct prognostics)和间接预测(indirect prognostics)两大类<sup>[12]</sup>。

### 2.1 直接预测方法

直接数据驱动预测方法,亦即基于性能变量的数据驱动预测方法,首先确认对象系统或部件健康状态和退化特征的变量(或参数),获取表征对象系统退化程度的健康因子(health index, 或 health indicator, HI),采用机器学习或计算智能的预测算法进行性能变量预测。该方法框架如图1所示。

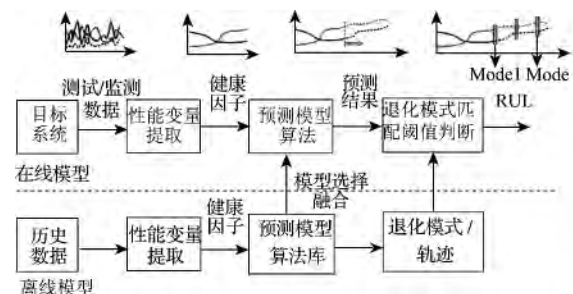


图1 直接数据驱动预测方法

Fig. 1 Direct data-driven prognostics framework with health indicator

建模过程主要包括3个环节:性能变量(或HI)提取、数据预测、RUL估计;利用目标系统历史测试数据和各类实验数据、在线状态监测和测试数据,提取系统在退化过程中不同阶段的性能变量,建立性能变量与RUL的直接对应关系;将前述已观测性能变量作为建模数据,建立预测模型或训练数据驱动预测算法,对性能变量进行多步预测或迭代预测;最后,进行性能变量预测结果的判别(失效阈值比较、或失效/退化模式匹配),给出目标对象对应的退化轨迹和RUL值。

该预测框架可分为在线和离线建模2个部分,实际应用过程中通过在线动态建模,并结合离线积累的历史数据和模型库,提高RUL预测的性能。

## 2.2 间接预测方法

间接数据驱动预测方法,亦即基于退化状态识别的数据驱动预测方法,退化状态识别将不同的性能变量映射为对应的 HI, HI 构建原理如式(1)和(2)所示:

$$z_{HI} = f_h(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

$$z_{health} \propto f_D(z_{HI}) \quad (2)$$

式中:  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为对象系统直接测量参数,  $z_{HI}$  为构建的健康因子,  $z_{health}$  为描述对象系统的健康状态或剩余寿命,  $f_h$  和  $f_D$  分别表征 HI 映射函数和退化状态函数。这里,实际建模过程中,  $f_h$  和  $f_D$  并不一定为显式表达。

利用构建 HI 进行对象系统 RUL 预测,间接预测方法框架如图 2 所示。利用目标系统历史测试数据和各类试验数据、在线状态监测和测试数据,提取系统在退化过程中不同阶段的性能变量,通过退化状态识别,综合各个性能变量参数对于目标系统健康状态的影响程度和关联关系,提取/拟合/映射出与系统健康和退化状态相一致的 HI,建立反映目标系统健康状态的性能变量与 RUL 的直接对应关系;退化模型主要用来建立构造的 HI 与健康状态的定量关系,从而确定失效阈值;RUL 预测主要对构建的健康因子性能变量进行多步、迭代预测,结合退化模型,给出目标系统对应的 RUL 预测值。

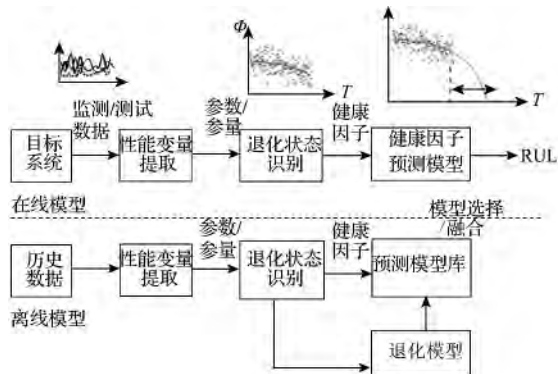


图2 间接数据驱动预测方法

Fig. 2 Indirect data-driven prognostics framework

与图1类似,间接预测框架亦分为在线和离线建模2个部分,其功能和组成也比较类似。

## 2.3 2类数据驱动 PHM 方法的比较

实际应用过程中,结合实际数据条件的限制以及可用资源,合理选择直接或间接预测方法。

直接预测方法和间接预测方法各有优缺点<sup>[13]</sup>,直接方法可以根据直接 HI 是否超过失效阈值(failure threshold)来判断,一般来讲,直接方法在技术上实现较为困难,比如被采集的参数测试较为困难或难以实现。过程相对简单,直接采用性能变量模式匹配的方法获得剩余寿命,计算效率较高,但所给出的 RUL 预测结果存在较大的不确定性。直接预测方法适合于

能够直接监测反映系统健康状态的参量,比如锂离子电池的容量、机械系统的振动信号,表征对象系统的退化程度和状态。然而,对于航空航天多数复杂系统,直接预测较难实现。

对应地,间接预测方法确定所构建间接 HI 的失效阈值需要专门进行建模,而间接 HI 存在多种构建方法,较为灵活,但对于失效阈值存在较大不确定性的情况,需要具备较多的测试样本或失效模式积累,在工程应用上亦存在较大挑战。因此,过程相对复杂,需要建立性能变量到健康因子的映射关系和健康因子演化模型,预测结果较准确,但该映射关系和演化模型的建立较困难;间接预测相对复杂一些,适用性更好,设计鲁棒性较好的健康参量的映射、变换、融合的方法,是核心和挑战问题,并且2种预测框架的核心问题均为预测模型和退化模型(或失效模式)。

## 3 数据驱动 PHM 方法体系和框架

### 3.1 技术发展路线

目前开展 PHM 技术的研究,尤其是面向实用的 PHM 技术研究,必须规划和明确其技术发展路线,从而为相应体系结构与关键技术的攻关提供指导。图3为2010年 NASA AMES 研究中心 PCoE(The Prognostics Center of Excellence at Ames Research Center)所提出的 PHM 技术发展的路线(roadmap)图。

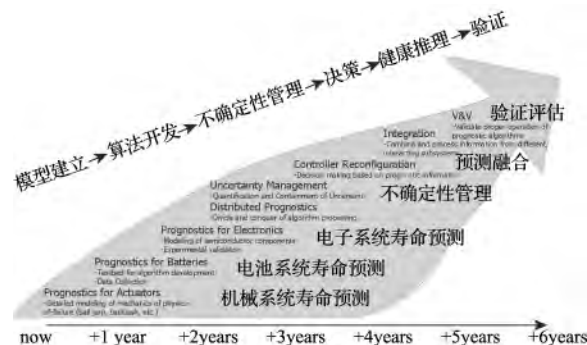


图3 数据驱动 PHM 的技术路线

Fig. 3 Roadmap of data-driven PHM technique

从该路线图可以看出,算法和模型是最基础的部分,同时,必须考虑 PHM 应用对象的差异,实现不同对象的特点与方法特性的结合。在此路线图中,PHM 不确定性、方法集成、模型验证和评估等是在基础 PHM 算法研究和应用研究基础上的研究延伸和拓展。

### 3.2 数据驱动 PHM 方法体系

一种较为完整、且适用于复杂系统数据驱动 PHM 应用的方法体系如图4所示<sup>[14]</sup>。

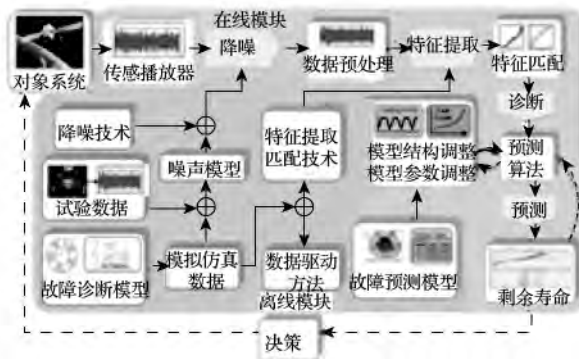


图4 数据驱动 PHM 的方法体系

Fig. 4 Methodology of data-driven PHM

该方法体系将整个预测体系分为离线算法开发和在线实际应用两大部分,离线部分和在线部分互相补充、互相支持。在离线的算法开发阶段,根据系统的历史数据、实验数据、子系统或单元的物理模型,建立面向在线应用的去噪、特征提取、退化状态识别和剩余寿命预测的模型;在线应用阶段中,对实际采集到的数据进行必要的去噪以及特征提取后,根据系统实际的操作条件和负载情况,采用预测算法对系统 RUL 进行估计。在此框架中离线学习和在线预测有机结合,能够根据实际应用过程中的预测效果,通过离线或在线的方式对预测模型进行调整,从而构成一个从离线算法开发到在线应用,根据在线应用效果再对算法进一步优化的闭环系统。

### 3.3 数据驱动 PHM 方法流程

结合图4 离线和在线结合的数据驱动 PHM 方法体系,本文归纳一个相对一般性的数据驱动 PHM 方法流程,如图5所示。数据驱动 PHM 一般性流程包括如下7个部分:

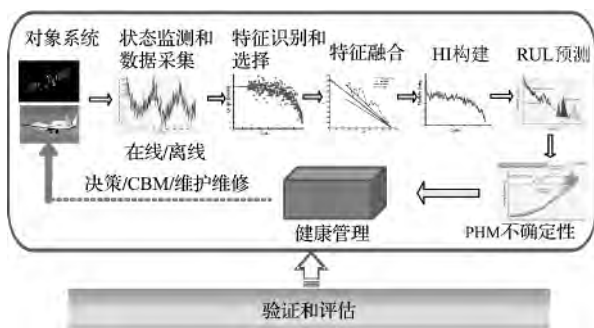


图5 数据驱动 PHM 的方法流程

Fig. 5 Algorithm flowchart of data-driven PHM

1) 信息感知、状态监测和数据采集:数据驱动 PHM 方法流程的基础和源头,是支撑数据驱动 PHM 建模的基础,有效地获取可用数据资源,才能够建立合适的模型或识别算法的参数,以及获得期望的输出结果。

2) 特征识别、选择和融合:在可用传感器数据、状态

监测数据、测试和实验数据中,识别可用的、能够包含或隐含目标系统退化特征的参数,并进行适当的数据预处理,包括可用的在线数据和历史离线数据,进行降噪、平滑、缺失值补充等。

3) HI 构建:获取表征对象系统健康状态的参量,或从性能变量中直接选择表征系统健康状态的参量,并确定对应的失效阈值或退化模式的判断条件;或通过一定的退化状态建模方法,如主成分分析等,获取表征对象系统健康状态的 HI,必要时,还需对构造的 HI 进行变换、映射,或多 HI 融合、低相关 HI 约减等,确认构造 HI 与对象系统健康状态的对应关系(定量或定性的函数关系)。

4) RUL 预测:数据驱动 PHM 流程的核心部分,预测算法是决定 RUL 预测性能的关键,当前应用比较广泛和热点的方法包括各种计算智能算法、统计模型、机器学习算法等。

5) PHM 不确定性:PHM 中不确定性的概念、内涵、体系都在不断地演进和完善,包括 RUL 预测结果的不确定性表达和管理、失效阈值/条件不确定性,为决策和健康管理提供更为科学的参考;数据、环境、运行条件、模型等不确定性的量化、评估等亦是数据驱动 PHM 体系中的挑战和难点。

6) PHM 验证与评估:实现模型和算法与应用结合的最为核心的环节,包含多个层次:① 验证和评估的标准,确保方法符合实际应用需求;② 计算平台,易被研究者们所忽略,所依托的计算和执行的硬件或软件平台,受到应用限制,并对执行效率产生决定性影响;③ 试验平台,包括试验、虚拟或实物、半实物的仿真,以对方法运行效果进行有效的实际模拟和评估;

7) 健康管理:根据 RUL 预测结果,结合不同对象系统的需求和特性,给出对应维护、维修的决策建议,或对维护、维修进行动态的调整和优化建模等。

需要强调的是,本文对于 PHM 中健康管理/决策部分,包括决策、维修、维护优化和控制等,未过多涉及。

## 4 数据驱动 PHM 方法研究现状分析

本部分将按照 3.3 节提出的一般性数据驱动 PHM 的流程,从各个环节上对目前该领域内典型方法和应用研究现状进行分析和总结。

### 4.1 信息感知、状态监测和数据采集

信息感知的核心是传感技术或传感器技术,进行对象系统的 PHM 建模,需要获得足够的、关键状态的监测信息,有赖于布置对象系统的传感器单元或其他测试单元,实现信息监测和采集。

文献[15]分析了配套于 JSF(joint strike fighter) PHM 传感器实现的实际挑战,如飞机发动机气路颗粒静

电监测的传感器技术难点,并给出了作者自己的解决思路参考;文献[16]分析了各类传感器需求,用以支撑未来智能发动机控制和健康管理的自诊断、自预测和自适应优化性能等能力;文献[17]归纳了用于飞机诊断、预测和健康管理传感器技术发展现状,包括各种高性能材料、MEMS/NEMS等传感器技术,尤其分析了目前困扰在线原位测试(on-line in-situ)的技术瓶颈等问题;Cheng等人<sup>[18]</sup>对PHM中的传感器技术进行了系统总结,包括对环境、操作条件、目标对象性能相关(performance-related characteristics)的传感器选择方法,以及PHM领域的传感器发展趋势分析;Pecht<sup>[5]</sup>对适用于电子系统测试的主流传感器厂家、产品类型和参数、功能等进行了系统分析和总结。

受制于传感器基础材料、工艺等限制,目前很多领域、很多参量测量的传感器技术尚难以符合实际需求,尤其在电子系统中,集成电路、集成芯片的状态监测具有较大挑战。同时,很多对象系统的离线测试、可靠性试验等过程中,部分参量能够测量或监测,而实际工作过程中,原位监测(in-situ monitoring)难以实现,成为困扰PHM技术拓展和应用的巨大瓶颈<sup>[3]</sup>。此外,大多数传感器单元自身也存在可靠性问题,易引发故障虚警或对PHM系统带来额外的负担和增加复杂性和不确定性。

与此相关的另外一种研究方向就是,尽量充分利用现有传感器单元的能力,构建sensor-free型的PHM体系。部分研究学者在传感器单元或传感器状态监测子系统中融合PHM功能,类似的技术方法相当于对前述PHM中信息采集技术研究思路的拓展,需要面向特定的对象系统实施,如Schumann等人<sup>[19]</sup>提出一种面向无人飞行器系统(unmanned aerial systems, UASs)的实时、在板(on-board)系统健康管理系统,实现传感器、软件和硬件单元的异常检测、故障诊断系统,实现了状态实时监测、实时信号分析和建模,并采用FPGA实现计算任务的实时支撑。文献[20]提出一种具备故障预测能力的无线传感器系统,采用交叉验证流程实现异常检测、退化评估和故障预测;文献[21]专门针对传感器故障模式进行建模研究,面向飞机电子机械传动器(electromechanical actuator, EA)的温度、振动、电流、位置等传感器,针对这些类型传感器常见的故障模式,如偏差、漂移、发散、信息丢失等,进行仿真验证,并采用基于神经网络的分类模型进行故障诊断以及验证。

除了基于传感器的状态监测,获取对象电子系统基础工作状态的另一种方式就是BIST(built-in-self-test)或BIT(build-in-test),广泛应用于电子系统的测试、诊断。文献[22]在其e-PHM系统中,将BIT作为重要的关键环节和组成部分,实现数字电路系统、光电系统的PHM建模;文献[23]提出PHMBIT概念,将BIT技术贯彻到系统

硬件或软件设计中,以支撑诊断和预测。然而,目前BIST或BIT的应用还受到器件水平和种类的限制,技术发展也较为缓慢。

近年,PHM体系中状态监测(condition monitoring, CM)或健康监测(health monitoring, HM)技术越来越受到关注,尤其在航天、航空、核等工业应用领域,基于状态在线监测的CM或HM技术对于实用更具价值,基于CM基础的系统状态异常检测(anomaly detection)对于很多应用场合更为重要,可以为工业应用的维护、维修提供决策参考<sup>[24-33]</sup>,限于篇幅,在此不做过多介绍。

#### 4.2 特征识别、选择和融合

特征识别是指从状态监测数据和事件数据中识别出可能与系统健康状态相关的特征,选用何种算法或工具与采集数据的类型紧密相关。按照数据采样值的类型可分为数值类型数据、波形类型数据和多维类型数据。数值类型数据指某个状态监测变量在某个特定采样时刻采集的数据是单一值,通过特征识别方法从原始信号中获取的特征也可以认为是数值类型数据,如均值、峰值、温度和电流等参数均属于数值数据。波形类型数据实质上是一种特殊的数值类型数据,是某个状态监测变量在某个特定采样时期采集的数据为时间波形,振动、声学等数据均属波形数据。多维数据指某个状态监测变量在某个特定时刻采集的数据为多维方式。此外,常采用经验法或趋势分析技术如回归分析提取出某些特殊点或拟合模型参数作为识别出的特征。而波形类型数据的特征识别方法包括时域法<sup>[34]</sup>、频域法<sup>[35]</sup>和时频域法<sup>[36-37]</sup>三大类。传统时域分析方法根据时域信号计算得到诸如均值、均方根、高阶统计量之类的时域统计量特征,而先进时域分析方法通过对时间序列进行拟合建立参数化时间序列模型,模型的参数可作为特征。时域特征通常对故障检测的效果较好。

大部分的性能变量识别方法主要针对单个状态监测变量进行,采用不同的分析方法得到与系统退化或故障相关的特征,并将此特征用于故障诊断或预测建模,主要应用于一些结构相对简单、故障模式并不复杂的单故障模式的应用。上述应用实例隐含的假设条件是用于特征识别的状态监测参量包含与系统退化或失效相关的信息,对于轴承、齿轮和基础元器件等简单部件而言,其失效机制已得到比较充分地认知,可以根据实际经验和对失效的理解选择相应的状态监测参量。但是,对于具有多种失效机制和故障模式的大型或复杂系统而言<sup>[38]</sup>,往往无法确定哪些状态监测参量包含失效相关的信息,不同的状态监测参量可能包含反映不同故障模式的信息。

#### 4.3 HI构建

HI作为表征对象系统健康状态和退化程度的参数,

是 RUL 预测的对象参数。如第 2 节所述,从构造和提取 HI 的方式,可以分为直接 HI 和间接 HI 2 类方法。HI 构建和提取始终是 PHM 研究领域的重要问题,尤其基于状态空间模型进行 RUL 预测建模,利用不同方法构建间接表征系统状态的间接 HI 是必备环节<sup>[13, 39-40]</sup>。

Bechhoefer<sup>[40]</sup>采用融合方法对状态因子(condition indicators, CIs)处理获得 HI,实现齿轮故障检测和阈值设置,再利用状态空间模型进行 RUL 估计。He 等人<sup>[39]</sup>采用白化变换(whitening transform)获得一维健康因子,基于数据挖掘方法定义对象系统退化状态方程和观测方程,构成粒子滤波算法的整体框架。Caesarendra 等人<sup>[41]</sup>提出一种基于多种数据驱动算法组合的 RUL 预测方法,分别利用 ARMA/GARCH 进行数据预测,并利用 RVM 算法进行退化轨迹匹配和故障概率计算。文献[42]采用线性回归模型从传感器信号构建 HI,作为状态空间模型的贝叶斯状态估计和预测模型,基于序贯蒙特卡罗(sequential monte carlo, SMC)的方法进行计算预测值的概率分布;文献[13]在比较分析了直接 HI 和间接 HI 的基础上,构建机械系统健康状态的间接 HI,提出一种基于蒙特卡罗算法实现状态空间模型参数估计以及 RUL 预测;Jiang 等人<sup>[43]</sup>提出一种失效阈值的退化模型,基于历史观测数据进行图形化建模建模,以表征和判断目标对象的健康状态,并用于视情维修(condition-based maintenance);Zio 等人<sup>[44]</sup>提出一种基于相似性的 RUL 预测方法,通过对失效的动态模式进行建模,构建参考的失效轨迹模式库,采用失效模糊相似性分析匹配数据演化状态与参考轨迹模式,实现预测随时间的在线更新,并将该方法应用于加速器的寿命预测。

构建 HI 的核心就是特征提取和融合,一大类线性特

征提取方法包括主成分分析(principal component analysis, PCA)<sup>[45-46]</sup>、独立成分分析(independent component analysis, ICA)<sup>[47]</sup>和线性判别分析(Linear discriminate analysis, LDA)<sup>[48]</sup>等,将输入数据在某个方向上进行投影,通过使用少量数据来保留输入数据所包含的最重要特征。与此同时,研究者们提出了大量的非线性特征提取方法,可分为基于循环迭代求解<sup>[49-50]</sup>和基于特征值分解的方法,后者主要分为流形学习<sup>[51]</sup>和核变换方法,其中核方法将空间映射问题交由特定的核函数解决,将高维空间的内积运算转化为低维输入空间的核函数技术,不用显式地给出映射函数,包括 KPCA<sup>[45]</sup>、KICA<sup>[52]</sup>等,均为传统线性特征提取方法的基于核函数的变换。

大多数特征提取算法与 4.2 节所述的特征识别(性能变量识别)算法集成和融合在同一框架下,不做更为细致的区分。

构建 HI 的同时,还需实现退化状态识别建模,获得构建 HI 的失效阈值或预测结果与失效模式和退化轨迹的匹配,前文提到的 HI 构建的研究均包含该方面的研究内容,相关研究需要结合特定应用需求和对象开展,在此不做过多展开论述。

#### 4.4 RUL 预测

数据驱动 PHM 的预测方法主要集中在机器学习、计算智能或其他统计模型<sup>[53-54]</sup>。对应用较为广泛和相对成熟的方法进行汇总,如时间序列 AR 系列模型、神经网络、支持向量机以及一大类统计信号处理和随机过程模型等,各类算法的典型研究实例及应用如表 1 所示(具备不确定性管理能力的方法,包括高斯回归过程、相关向量机等,将在 4.5 节进行论述)。

表 1 典型数据驱动 PHM 预测算法汇总表  
Table 1 Summary of typical data-driven PHM algorithms

序号	算法类型	典型方法研究	应用领域	备注说明
1	AR/ARMA 等	Yan 等人方法 <sup>[55]</sup>	电梯门转动机械装置	回归分析一类方法与 此类模型相似
		Liu 等人方法 <sup>[56]</sup>	锂离子电池	
		Peng 等人方法 <sup>[57]</sup>	涡轮发动机	
2	灰色模型	Peng 等人方法 <sup>[58]</sup>	液体泵加速度计	Grey Model (GM)
		Gu 等人方法 <sup>[59]</sup>	电子器件	
		Adaptive Recurrent Neural Network <sup>[60]</sup>	锂离子电池	
3	神经网络	Tian <sup>[61]</sup>	机械泵	PHM 08 Data Challenge
		CMulti-Layer Perceptron and RBF networks <sup>[62]</sup>		
		LS-SVM <sup>[63]</sup>	泵和齿轮箱	
4	支持向量机	Widodo 等人方法 <sup>[64]</sup>	锂离子电池	基于贝叶斯框架
5	粒子滤波	PF <sup>[65-66]</sup> 、RAPF <sup>[67]</sup> 、UPF <sup>[68]</sup> 、RSPF <sup>[69]</sup>	锂离子电池	
6	贝叶斯网络	许丽佳等人方法 <sup>[70]</sup>	电源系统	
7	Markov 模型	Ferreiro 等人方法 <sup>[71]</sup>	飞机机械系统	HM, HMM, MCMC
		Yan 等人方法 <sup>[72]</sup>	旋转机械	
		Lee 等人方法 <sup>[73]</sup>	卫生保健	
8	随机过程模型	Peng 等人方法 <sup>[74]</sup> 、Padgett 等人方法 <sup>[75]</sup>	激光器、电阻	高斯、维纳过程等

数据驱动 PHM 方法体系最大特点就是方法种类多、并密切与对象系统数据特性、数据规模、数据可用性等相关,更多方法实例可参见文献[8-9,54]。

#### 4.5 PHM 不确定性

PHM 不确定性来源众多,主要包括模型参数不确定性、模型结构的不确定、退化状态的不确定性、传感器测量数据的不确定性<sup>[76-77]</sup>等等。

由于系统对象的复杂性,以及部件/系统寿命退化和失效模式演化的非线性、不稳定性,具备不确定性管理能力的 PHM 方法成为研究重点,由于其可以给出 RUL 预测结果的置信区间、概率分布等,对于目标系统的维护、保障的科学决策具有重要的价值和意义。

针对 PHM 不确定性的研究,整体研究水平和应用体系最为成熟的是美国佐治亚理工大学以及 NASA PCoE 实验室,目前已经形成了机电系统、电池系统、电子器件等多种复杂对象系统的 PHM 技术体系,并构建了 PHM 技术框架下的标准数据库、模型评估、试验验证、不确定性评估和管理等完善的技术体系和应用研究方向。Saha 和 Goebel 等人应用了多种数据驱动方法,如贝叶斯理论、粒子滤波(particle filter, PF)等,进行了锂离子电池的状态监测和剩余寿命估计,达到了实际应用的状态<sup>[78-81]</sup>。除了复杂系统的故障预测和 RUL 评估技术研究之外,该实验室还针对 PHM 的评估方法和体系、预测不确定性等进行了深入研究。

Saha 等人<sup>[65,82]</sup>提出了应用贝叶斯估计预测电池的循环寿命,建立基于 PF 的方法框架实现电池循环寿命预测,其核心思想是基于所有可用信息来构建状态的概率密度分布(probability density function, PDF),实现支持 RUL 预测结果不确定性表达和管理。基于 PF 的各类改进算法包括 RBPF、RAPF、UPF 等<sup>[67-68]</sup>。

另一种是基于贝叶斯学习框架的相关向量机(relevance vector machine, RVM)预测方法,RVM 与 SVM 有几乎相同的函数形式,且具有良好的样本稀疏性,支持预测结果 PDF 表达,文献[65]利用基于电化学模型的电池内部参数,建立 RVM 回归模型,实现较为准确的电池退化趋势和 RUL 预测。高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)<sup>[83]</sup>是一种基于贝叶斯框架与统计学习理论的非线性回归概率技术,其通过可用的训练数据限制先验分布来完成对后验分布的估计,从而得到具有不确定性表达的预测结果输出。

其他具备不确定性管理能力的数据驱动 PHM 方法包括:D-S 证据理论(Dempster-Shafer theory)<sup>[84-85]</sup>、贝叶斯网络(Bayesian networks, BN)<sup>[71]</sup>、粗糙集理论(rough set theory)<sup>[86]</sup>等。

目前 PHM 领域针对不确定性的研究仅仅局限在支撑不确定性表达和管理的预测算法层面,而更深入地对

不确定性进行量化、溯源、约减等研究,仍具较大挑战。

#### 4.6 融合型预测方法

需要特殊说明的是,在 4.4 节、4.5 节数据驱动 PHM 算法发展的基础上,PHM 预测方法的发展趋势是融合型模型(hybrid approach 或 fusion prognostics),即组合或集成多种方法的混合模型,相比于单一模型,可以获得更优的性能。

通常情况下,由于寿命预测问题本身的复杂性,寿命退化过程中的非线性、非稳定性、非一致性等,导致单一建模方法无法取得理想的预测效果,因此需要开发有效的模型和算法的选择、融合方法,以减少预测结果的不确定性。与此同时,单一类型的数据驱动方法的性能依赖于建模的历史数据和样本,同时大部分的数据驱动方法都是“黑箱”形式,过程、方式都是不可见的,加之建模数据的可用性、一致性、隐含系统退化显著性等特性差异,带来复杂系统 PHM 建模中单一方法不适应性、不稳定性<sup>[9]</sup>,研究者们更倾向于融合型 PHM 方法,即融合数据驱动和物理模型方法,或不同数据驱动方法的融合,融合型方法可以克服单一方法存在的缺陷和不足,限于航空航天领域复杂系统部件级、子系统级、系统级物理模型开发的困难,在本研究中,将重点放在数据驱动 PHM 方法的融合研究中(本文中,将基于统计滤波的状态空间模型归类为数据驱动 PHM 算法)。

由于单一 PHM 方法适应性能力的限制,融合型 PHM 算法成为 PHM 方法研究的重点方向<sup>[4-5]</sup>。Pecht 等人<sup>[87]</sup>对于电子系统的融合型 PHM 方法体系进行了一般性的展望,并给出了一个电路系统的应用实例;文献[88]基于传感器监测信息,开发了 Watchdog Agent 的 PHM 软件系统,集成了传感器信号预处理、模型库、专家系统、评估/预测、数据库等单元,每一部分集成了多种常用的算法,如特征提取部分包含了 AR 模型、傅里叶变换、小波变换等算法,预测模型和算法包含了 ARMA、模糊逻辑(fuzzy logic)、神经网络、匹配矩阵预测工具等,并成功应用于旋转机械系统寿命建模等领域;文献[89]提出了一种基于经验模式分解、SVM 和自适应线性神经网络的混合智能预测模型。Huang 等人<sup>[90]</sup>提出一种用于滚动轴承 RUL 预测的自组织映射(self-organizing map, SOM)的退化状态识别以及 BP 神经网络的预测方法,基于 SOM 构建退化特征,获得表征轴承健康状态的健康因子,最后采用 BP 神经网络进行 RUL 预测;Liu 等人<sup>[91]</sup>提出一种基于集成改进回声状态网络(echo state networks, ESNs)的锂离子电池 RUL 预测方法,通过对基本的 ESNs 网络施加单调限制条件,使其的预测能力与 RUL 的演化趋势更为匹配,为了提升神经网络预测算法的稳定性,采用集成学习(ensemble learning, EL)建立多子模型的融合算法,并将提出算法应用于卫星锂离子电池的循环寿命预测和评估。



Qiu 等人<sup>[92]</sup>提出了一种基于小波的剩余寿命预测方法,使用小波滤波的方法进行特征提取,展示了其在滚动轴承故障预测中的潜力;Kozłowski<sup>[93]</sup>提出了3种算法(ARMA、神经网络和模糊逻辑)的组合预测方法,并将其应用于锂离子电池的RUL预测;Liu 等人<sup>[94]</sup>提出一种融合的PHM预测框架,从而提高系统长时预测的预测性能;Saha 等人提出了应用于锂离子电池RUL预测的RVM和PF融合算法,其中PF算法用来实现RVM算法参数的识别;文献[95]提出一种集成模型,将经验指数模型和多项式回归模型、PF算法融合,其中PF算法用于在线调整融合的回归模型的参数,以更好地跟踪对象RUL的退化趋势和特征;文献[96]提出了一种改进AR模型和RPF算法融合的RUL预测方法,并对预测结果的PDF进行了量化评估;Orchard M E 等人<sup>[97]</sup>提出一种将PF算法与异常检测方法进行结合而构成的RUL预测算法框架,实现了再生容量的剔除和RUL预测。

针对不同应用问题,研究者们提出了很多基于类似于上述融合方法的改进集成型数据驱动PHM算法,但在算法适应性、扩展性、集成训练原则等方面,尤其建模数据规模选择、模型收敛能力等问题尚需进一步研究。

另外,在众多融合型数据驱动PHM方法中,仅有少量算法考虑了RUL预测结果的不确定性表达(依靠具备不确定性表达的算法作为最终输出),而在算法融合过程中考虑了不确定性的集成和融合,尚未见相关研究。

#### 4.7 PHM 验证与评估

这里考虑的PHM验证与评估包含2个层面,一方面是对不同数据驱动方法适应性、算法或模型选择的研究;另一方面是对算法进行实际性能的验证。

NASA<sup>[98]</sup>分别研究并对比了神经网络、决策树(decision trees)和支持向量机的预测效能,并将这些方法综合应用于电池、旋转装置等设备和系统的故障预测和剩余寿命预计中;文献[82]对多种数据驱动方法的RUL预测性能进行了比较分析,包括ARIMA(autoregressive integrated moving average)、扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, EKF)、RVM(relevance vector machine)、SVM、PF算法等,建模的不确定性管理也被重点分析,通过实际的锂电池RUL预测实例进行比较研究;文献[99]讨论了模型选择问题,给出了支撑工业领域和研究人员选择合适的故障预测方法,进行工程系统剩余寿命预测的流程和建议,并讨论了不同方法针对特定问题的优缺点;文献[78]对于锂离子电池的RUL预测实验和测试进行了分析,介绍了电池实验系统,重点分析了进行电池RUL预测的统计模型、GPR模型、PF算法等的建模过程和预测性能。文献[100]分析了3种不同应用条件,包括基于物理模型的退化过程、部件具备一组可观测相似退化过程、部件仅具备单个可观测退化过程,针对这3种情况下的RUL预测问题进行比较分析和评估,从而明确针对不同

信息条件选择适合的模型和方法;文献[101]考虑不同PHM预测方法的量化评估,采用自举集成(bootstrapped ensemble)构造相似的历史模型,并对模型的置信度衡量方式进行了研究,并考虑了不确定性的影响。

目前对于数据驱动模型等效性以及适应性的研究,仍然是该领域的难点和挑战之一。

限于各方面条件的限制(经费、试验条件等),绝大多数的研究机构和人员都无法进行通过实际的run-to-failure实验验证自己的算法,PHM领域的研究机构也逐渐认识到了这一点。因此,NASA的AMES中心为收集了大量的不同系统的实际运行数据,供PHM领域的研究人员使用,包括机床运行退化数据、轴承运行过程的退化数据、锂电池充放电以及带负载状态的数据、电力电子器件加速寿命试验数据等。通过这些公开发表的实际运行数据可以评估各种预测算法的优劣<sup>[102]</sup>。

考虑到工程应用中系统的真实剩余寿命往往很难获得,因此,RUL预测方法的验证与评估是该领域又一个现实挑战。基于标准数据集的仿真验证方法可以在理论层面上验证预测方法的有效性。但与实际物理环境下的真实条件相比,标准数据集数据往往存在较多的假设条件,使该方法不能充分证明预测方法已达到或符合现实应用的需求。目前,在国际范围内公认的解决思路就是基于测试床的试验验证方法,利用测试床不仅可以获取对象系统的等效数据,还可以在数学模型、物理模型、半实物仿真模型等多层次上建立预测方法的验证和评估环境,进行可控的Run-to-Failure的剩余寿命等效试验。

测试床是实现特定研究领域内各类方法性能验证和评估的基础物理试验环境,能够提供研究所需的目标对象模拟功能、对象激励功能、性能状态采集功能、信息分析处理功能和相关的各类技术文档管理功能。测试床通过模拟目标对象工作机理,在外部设置的等效物理环境下,实现目标对象工作过程,从而产生目标对象的各种状态数据,为研究、验证和评估提供充分的数据资源。在剩余寿命预测技术研究领域,如果没有测试床的支撑,很难实现对系统退化和失效状态信息的充分获取,也就不可能开展各类算法的实际性能研究、验证和评估。

## 5 数据驱动 PHM 实例

以锂离子电池为例,以实例方式介绍数据驱动PHM的建模流程和应用。

锂离子电池(Lithium-ion battery)作为典型的复杂电子系统,广泛应用于飞机、航天器、汽车等领域,同时,作为多种电子系统的关键部件和能源系统,如卫星、电动汽车等,开展锂电池的RUL估计和预测,已经成为电子系统PHM技术研究的重要应用领域和方向。



很多统计资料表明,电源/电池系统故障是航天器失效和故障发生率最高、致命程度最高故障类型,根据 NASA 的统计资料,美国 AFRL 太空实验及火星全球探测器号飞行器(Mars Global Surveyor)的失效,均是由于电池系统的故障所引发,国内航天器的许多致命故障也均是由电源/电池系统失效所导致<sup>[103]</sup>。类似的情况也存在于航空领域,2013年初,数架波音787梦幻客机由于锂离子电池出现故障发生起火并导致所有客机被无限期停飞,初步判断的原因就是787客机的锂离子电池管理系统(battery management system, BMS)存在设计缺陷<sup>[104]</sup>。

另一方面,对于卫星、空间站等复杂航空、航天系统,从系统层面来看,失效前可以实现对于电池的故障预测(根据 NASA 的试验)。因此,有效地预测电池寿命,进行电池的健康管理具有重要的意义和实用价值。

锂离子电池其性能会随着不断的充电、放电过程,造成其性能的退化。荷电状态(state of charge SoC),当电池使用一段时间或长期搁置不用后的剩余容量与其完全充电状态容量的比值,常用百分数表示,  $SoC = 1$  即表示为电池充满状态,  $SoC$  表征电池健康状态的重要参数;性能状态(state of health SoH)表示电池可以存储多少电荷,  $SoH$  反映电池的一般状态,和其与新电池相比存储电荷的能力。 $SoH$  计算非常复杂同时依赖对电池化学成分了解和环境,电池的  $SoH$  受很多因素的影响,包括电荷承受力、内部阻抗、电压、自放电和温度,这些因素的存在很难实际应用中环境中进行实时测量<sup>[83]</sup>。

充放电的循环过程中,电池内部会发生一些不可逆的过程,导致内部阻抗、输出电流等的变化,引起电池容量的衰减,从而影响了电池的循环使用寿命。图6给出了典型的电池放电曲线,以及不同放电速率对电池容量退化的影响。每条曲线都和一个放电速率值相对应(假定温度条件不变)。

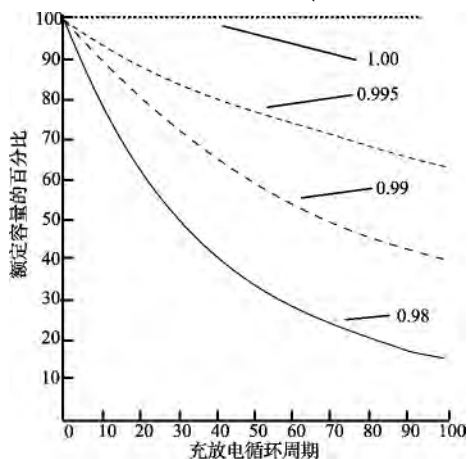


图6 电池性能随充放电过程下降(不同应用条件)

Fig. 6 Lithium-ion battery degradation curve with charging and discharging cycle under various application conditions

从图中可以看出,对于不同的使用条件和管理方法,电池性能下降的速度是可控的,也就是说,电池的剩余寿命是可以进行有效管理的。有效地对电池状态进行监测,可以很好地实现电池状态跟踪和预测。

电池内部的不可逆反应导致电池阻抗增加,而这种阻抗的变化是反映电池退化状态的主要参数。利用电阻阻抗谱法测得电池内阻阻抗包括电荷转移电阻  $R_{CT}$ 、Warburg 阻抗  $R_W$  和电解质电阻  $R_E$ ,其中 Warburg 阻抗  $R_W$  对电池退化过程的影响微不足道,故可忽略。NASA 的 PCoE 实验室经过分析大量的实验发现,电池容量与内部阻抗之间具有高度的线性相关性<sup>[78]</sup>,如图7所示。

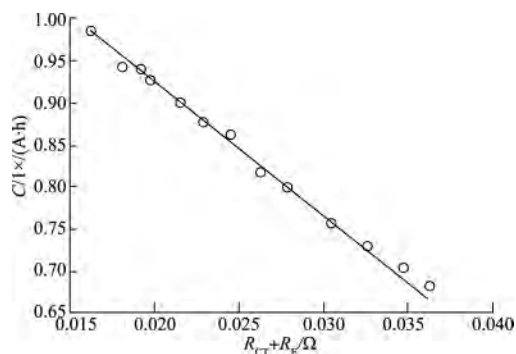


图7 电池容量与阻抗参数的相关性(退化状态识别)

Fig. 7 Relationship between battery capacity and internal resistance (degradation state recognition)

由上述分析可知,电池容量随着电池的老化过程将会逐渐退化,即每次充放电循环后的电池容量会逐渐下降,无法达到额定容量,因此可以利用电池容量的退化作为电池循环寿命的主要表征。由此,基于电池容量作为 HI 的 RUL 预测是一类直接数据驱动预测方法,然而,很多条件下,如在线工作模式条件下,电池容量无法有效测量,仅适合实验室试验条件下实现。鉴于此,需要考虑采用可用电池监测参数,如充放电电压、充放电电流等,构建表征电池退化状态的间接 HI,实现电池循环寿命的间接预测。例如,文献[91]提出采用等电压差放电时间作为 HI 进行循环寿命预测,同时需要解决 HI 的失效阈值和判断条件的建模。虽然直接和间接预测采用的 HI 类型不同,适用条件不同,而对于所用预测方法并无差异。

基于电池充电库仑模型,能够表征性能退化过程,通过对于电池工作过程状态数据的监测,选取适合的电池性能评估和预测参数,利用上述获得的直接或间接 HI,训练退化状态预测的模型和算法,然后根据电池在线工作条件下获取的状态数据,实时评估和预测电池的循环剩余寿命。基于 PF 算法的数据驱动 RUL 预测流程(融合 AR 模型的改进预测方法<sup>[96]</sup>),

如图 8 所示。

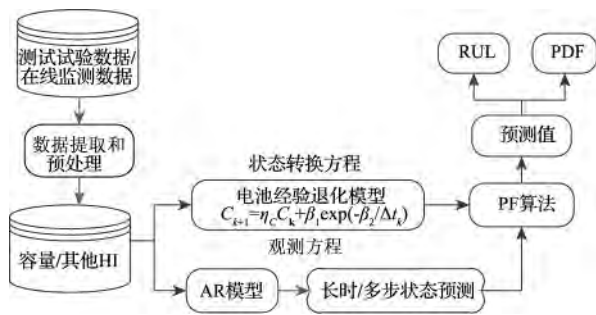


图 8 数据驱动锂离子电池 RUL 预测流程

Fig. 8 Flowchart of lithium-ion battery RUL estimation with data-driven prognostic method

图 9 给出了支持不确定性表达的锂离子电池 RUL 预测结果。从图 9 可以看到, RUL 预测结果不但给出了点估计值, 同时给出了对应 RUL 的 PDF 表达, 决策者可以根据分布特性的变化以及一定置信区间, 以更加科学地确定采取相关维护和维修措施。

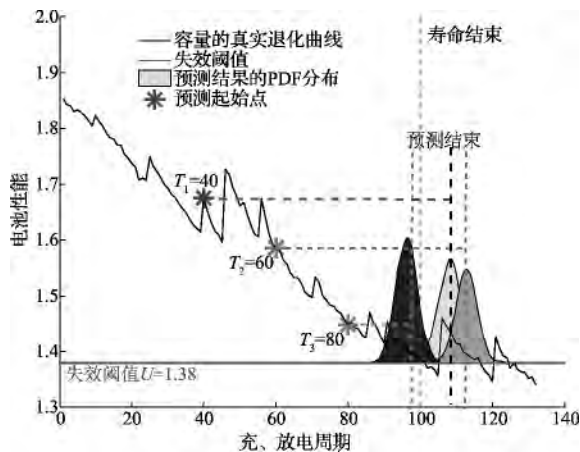


图 9 基于 AR 模型和 PF 算法融合的锂离子电池 RUL 预测结果

Fig. 9 RUL estimation result of lithium-ion battery with fusing AR model and PF algorithm

需要特别指出的是, 文献[103]提出了一种基于可重构计算的机器学习锂离子电池 RUL 预测方法体系和硬件计算模式, 是未来 PHM 在线应用和嵌入式开发的一个发展方向和趋势。限于篇幅以及现有研究水平, 针对 RUL 阈值不确定性、模型和算法不确定性、输入不确定性等的分析, 在此不做展开论述。

## 6 结 论

虽然无论国内还是国际范围内, 数据驱动 PHM 技术得到了来自政府部门、国防技术研究机构、工业界以及各类学术研究机构的广泛关注, 并构建了基本的理论、技术

和应用研究体系, 但其仍处于发展初期, 还需经历漫长的发展和成熟过程。目前, 数据驱动 PHM 总体研究框架下的各部分均有比较明确的发展思路, 同时也面临许多现实的挑战。除了目前得到普遍认可的电子系统原位监测、融合型 PHM 算法、PHM 不确定性、PHM 标准化、电子系统 PHM 等研究重点内容外, 还应重点关注和思考如下技术挑战的应对之策和研究方法。

1) 多故障模式或退化轨迹的建模问题;

2) 虚拟验证与实际验证结合的验证体系, 以及测试床进行可控的性能退化和加速寿命试验等效性建模问题;

3) 闭环仿真和评估、实时控制和分布式控制;

4) PHM 平台问题;

5) 离线评估与在线动态模型适应性和等效性问题;

6) 海量在线监测数据和不平衡数据的 PHM 建模问题, 以及融合异常检测、诊断、预测和系统健康管理的体系。

总而言之, 当前数据驱动 PHM 方法体系与实际应用、尤其是航空航天复杂系统应用尚有较大差距, 支撑基础方法和技术储备尚有欠缺, 在逐步完善基础体系和框架, 进行核心关键技术攻关的同时, 还需要多学科交叉, 稳步推进 PHM 技术的不断创新和发展。

## 参考文献

- [1] JOHNSON S B, GORMLEY T J, KESSLER S S, et al. System health management with aerospace applications [M]. West Sussex, United Kingdom: John Wiley & Sons, Ltd., 2011.
- [2] HESS A, FILA L. The joint strike fighter (JSF) PHM concept: Potential impact on aging aircraft problems [C]. Proceedings of 2002 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, 2002: 3021-3026.
- [3] 彭宇, 刘大同, 彭喜元. 故障预测和健康管理综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(1): 1-9. PENG Y, LIU D, PENG X Y. A review: Prognostics and health management [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(1): 1-9.
- [4] VACHTSEVANOS G, LEWIS F, ROEMER M. et al. Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems [M]. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2006: 1-454.
- [5] PECHT M G. Prognostics and health management of electronics [M]. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2008: 1-355.
- [6] TOBON-MEJIA D A, MEDJIAHER K, ZERHOUNI N, 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.
- [7] SCHWABAVHER M. A survey of data-driven prognostics [C]. Proceedings of the AIAA Infotech@ Aerospace Conference , Reston , VA , USA ,2005:1-5.
- [8] SI X S , WANG W , HU C H , 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.
- [9] JARDINE A , LIN D , BANJEVIC D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance [J]. Mechanical systems and signal processing ,2006 ,20 : 1483-1510.
- [10] ZHANG J , LEE J. A review on prognostics and health monitoring of Li-ion battery [J]. Journal of Power Sources ,2011 ,196(15) : 6007-6014.
- [11] LEE J , WU F , ZHAO W , et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews , methodology and applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2014 , 42 ( 1-2 ) : 314-334.
- [12] WANG W , SCARF PA , SMITH M A J. On the application of a model of condition-based maintenance [J]. Journal of the Operational Research Society ,2000 ,51(11) : 1218-1227.
- [13] ZHOU Y , SUN Y , MATHEW J , et al. Latent degradation indicators estimation and prediction: A Monte Carlo approach [J]. Mechanical Systems and Signal Processing 2011 ,25(1) : 222-236.
- [14] BROWN D , GEORGOULAS G , BAE H , et al , Particle filter based anomaly detection for aircraft actuator systems [C]. 2009 IEEE Aerospace conference , Big Sky , MT , USA ,2009:1-13.
- [15] NOVIS A , POWRIE H. PHM sensor implementation in the real world—A status report [C]. 2006 IEEE Aerospace Conference , Big Sky , MT , USA ,2006: 1-9.
- [16] SIMON D , GARG S , HUINTER G , et al. Sensor needs for control and health management of intelligence aircraft engines [R]. NASA/TM—2004-213202 ,2004: 1-15.
- [17] MRAD N. State of Development of advanced sensor systems for structural health monitoring applications [C]. Proceedings of the NATO RTO AVT-144 Workshop on Enhanced Aircraft Platform Availability Through Advanced Maintenance Concepts and Technologies , Vilnius , Lithuania ,2006 :1-20.
- [18] CHENG S , AZARIAN M H , PECHT M G. Sensor systems for prognostics and health management [J]. Sensors ,2010 ,10(6) : 5774-5797.
- [19] SCHUMANN J , ROZIER K Y , REINBACHER T , et al. Toward real-time , on-board , hardware-supported sensor and software health management for unmanned aerial Systems [C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2013 , New Orleans , LA , USA ,2013: 1-21.
- [20] CHENG S , TOM K , THOMAS L , et al. A wireless sensor system for prognostics and health management [J]. IEEE Sensors Journal ,2010 ,10(4) : 856-862.
- [21] BALABAN E , SAXENA A , BANSAL P , et al. Modeling , detection , and disambiguation of sensor faults for aerospace applications [J]. IEEE Sensors Journal ,2009 ,9(12) : 1907-1917.
- [22] KALGREN D W , BAYBUTT M , GINART A , et al. Application of prognostics health management in digital electronic systems [C]. 2007 IEEE Aerospace Conference , Big Sky , MT , USA ,2007:1-9.
- [23] WOOLARS B. Overview of PHMBIT [C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2009 , San Diego , CA , USA ,2009: 1-5.
- [24] KULKARNI C S , CELAYA J R , BISWAS G , et al. Accelerated aging experiments for capacitor health monitoring and prognostics [C]. 2012 IEEE AUTOTESTCON , Anaheim , CA , USA ,2012: 356-361.
- [25] TORRES M , BOGATIN E. Signal integrity parameters for health monitoring of digital electronics [C]. 2008 International Conference on Prognostics and Health Management , Denver , CO , USA ,2008: 1-6.
- [26] SAFFARI M , STIHARU I , SEDAGHATI R. Structural health monitoring methodology in aircraft structures [C]. Prognostics and Health Management ( PHM ) Society ' s 3rd Annual Doctorial Consortium , Montreal , Canada , 2011: 1-2.
- [27] GINART A , ALI I , BROWN D. Power electronics health monitoring test platform for assessment of modern power drives and electric machines with regeneration capabilities [C]. 2010 IEEE AUTOTESTCON , Orlando , FL , USA ,2010: 1-9.
- [28] KOTHAMASU R , HUANG SH , VERDUIN W H. System health monitoring and prognostics —A review of current paradigms and practices [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology ,2006 ,28(9-10) : 1012-1024.
- [29] LALL P , HANDE M , BHAT C , et al. Prognostics health monitoring ( PHM ) for prior-damage assessment in electronics equipment under thermo-mechanical loads [C]. Proceedings of 57th Electronic Components and Technology Conference , Reno , NV , USA ,2007: 1097-1111.
- [30] PHAM B T , AGARWAL V , LYBECK N J , et al.

- Prognostic health monitoring system: Component selection based on risk criteria and economic benefit assessment [R]. INL/CON-11-23571, 2012: 1-8.
- [31] WALD R, KHOSHGOFTAAR T M, BEAUJEAN P, et al. A review of prognostics and health monitoring techniques for autonomous ocean systems [C]. Proceedings of 16th International ISSAT on Reliability and Quality in Design, Washington, D. C., USA, 2010: 5-7.
- [32] GREITZER F L, PAWLOWSKI R A. Embedded prognostics health monitoring [C]. International Instrumentation Symposium Embedded Health Monitoring Workshop, San Diego, CA, USA, 2002: 1-10.
- [33] ZABI S, RIBOT P, CHANTHERY E. Health monitoring and prognosis of hybrid systems [C]. New Orleans, LA, USA, 2013: 1-12.
- [34] YU J. A hybrid feature selection scheme and self-organizing map model for machine health assessment [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11 (5): 4041-4054.
- [35] 张华君, 韩崇昭. 一种基于非线性频谱分析的故障预报技术及应用 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16 (4): 671-673.
- ZHANG H, HAN C. A Nonlinear spectral analysis based fault forecasting method and its application [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16 (4): 671-673.
- [36] 贾民平, 凌娟, 许飞云, 等. 基于时序分析的经验模式分解法及其应用 [J]. 机械工程学报, 2004, 40 (9): 54-57.
- JIA M P, LING J, XU F Y, et al. Empirical mode decomposition based on time series analysis and its application [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40 (9): 54-57.
- [37] 段晨东, 何正嘉, 姜洪开. 非线性小波变换在故障特征提取中的应用 [J]. 振动工程学报, 2005, 18 (1): 129-132.
- DUAN CH D, HE ZH J, JIANG H K. Fault feature extraction using nonlinear wavelet transform [J]. Journal of Vibration Engineering, 2005, 18 (1): 129-132.
- [38] 李钢, 周东华. 基于 SPM 的多变量连续过程在线故障预测方法 [J]. 化工学报, 2008, 59 (7): 1829-1833.
- LI G, ZHOU D H. SPM-based online fault prediction approach for multivariate continuous processes [J]. Journal of Chemical Industry and Engineering (China), 2008, 59 (7): 1829-1833.
- [39] HE D, BECHHOEFER E, DEMPSEY P, et al. An integrated approach for gear health prognostics [C]. AHS International 68th Annual Forum and Technology Display, Fort Worth, TX, USA, 2012: 1-9.
- [40] KADRY S. Diagnostics and prognostics of engineering systems: Methods and techniques [M]. Chapter 6: Bechhoefer E, Data Driven Prognostics for Rotating Machinery, Hershey, PA, USA: IGI Global, 2012, 1-13.
- [41] CAESARENDRA W, WIDODO A. Combined probability approach and indirect data-driven method for bearing degradation prognostics [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2011, 60 (1): 14-20.
- [42] SUN J, ZUO H, WANG W, 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.
- [43] JIANG R, JARDINE A K S. Health state evaluation of an item: A general framework and graphical representation [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2008, 93 (1): 89-99.
- [44] ZIO E, DI MAIO F. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2010, 95 (1): 49-57.
- [45] 曾庆虎, 邱静, 刘冠军, 等. 基于 KPCA-HSMM 设备退化状态识别与故障预测方法研究. 仪器仪表学报, 2009, 30 (7): 1341-1346.
- ZENG Q H, QIU J, LIU G J, et al. Research on equipment degradation state recognition and fault prognostics method based on KPCA-hidden semi-Markov model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30 (7): 1341-1346.
- [46] BENLEDJOUH T, MEDJAHHER K, ZERHOUN N, et al. Fault prognostic of bearings by using support vector data description [C]. 2012 IEEE Conference on Prognostics and Health Management (PHM), Denver, CO, USA, 2012.
- [47] LI L, QU L. Machine diagnosis with independent component analysis and envelope analysis [C]. 2002 IEEE International Conference on Industrial Technology, Bangkok, Thailand, 2002: 1360-1364.
- [48] LEE D, PARK J, KIM D H, et al. Fault diagnosis of induction motor using linear discriminant analysis [C]. Proceedings of the 9th International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems, Melbourne, Australia, 2005: 860-865.
- [49] GONCALVES L F, BOSA J L, BALEN T R, et al. Fault detection, diagnosis and prediction in electrical valves using self-organizing maps [J]. Journal of Electronic Testing, 2011, 27 (4): 551-564.
- [50] HARKAT M F, MOURROT G, RAGOT J. Nonlinear PCA combining principal curves and RBF-networks [C]. Pro-

- ceedings of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control, Maui, Hawaii, USA, 2003: 1956-1961.
- [51] HE Q. Time-frequency manifold for demodulation with application to gearbox fault detection[C]. Proceedings of the IEEE 2012 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2012 Beijing), Beijing, China, 2012: 1-6.
- [52] 徐圆,刘莹,朱群雄. 基于多元时滞序列驱动的复杂过程故障预测方法应用研究[J]. 化工学报, 2013, 64(12): 4290-4295.
- XU Y, LIU Y, ZHU Q X. A complex process fault prognosis approach based on multivariate delayed sequences[J]. CIESC Journal, 2013, 64(12): 4290-4295.
- [53] HENG A, ZHANG S, TAN A C C, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 724-739.
- [54] PENG Y, DONG M, ZUO M J. Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 50(14): 297-313.
- [55] YAN J, KOC M, LEE J. A prognostic algorithm for machine performance assessment and its application[J]. Production Planning & Control: The Management of Operations, 2004, 15(8): 796-801.
- [56] LIU D, LUO Y, PENG Y, et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation based on nonlinear AR model combined with degradation feature[C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2012, Minneapolis, Minnesota, USA, 2012: 1-7.
- [57] PENG Y, XU Y, LIU D, et al. sensor selection with grey correlation analysis for remaining useful life evaluation[C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2012, Minneapolis, Minnesota, USA, 2012: 1-10.
- [58] PENG Y, DONG M. A hybrid approach of HMM and grey model for age-dependent health prediction of engineering assets[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(10): 12946-12953.
- [59] GU J, VICHARE N, AYYUB B, et al. Application of grey prediction model for failure prognostics of electronics[J]. International Journal of Performability Engineering 2010, 6(5): 435-442.
- [60] LIU J, SAXENA A, GOEBEL K, et al. An adaptive recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society 2010, Portland, Oregon, USA, 2010: 1-9.
- [61] TIAN Z. An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2009, 23(2): 227-237.
- [62] PEEL L, GOLD I. Data driven prognostics using a Kalman filter ensemble of neural network models[C]. International Conference on Prognostics and Health Management 2008, Denver, CO, USA, 2008: 1-6.
- [63] QU J, ZUO M J. An LSSVR-based algorithm for online system condition prognostics[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 6089-6102.
- [64] WIDODO A, SHIM M C, CAESARENDRA W, et al. Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 11763-11769.
- [65] SAHA B, GOEBEL K, POLL S, et al. Prognostics methods for battery health monitoring using a Bayesian Framework[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(2): 291-296.
- [66] 张磊,李行善,于劲松,等. 一种基于高斯混合模型粒子滤波的故障预测算法[J]. 航空学报, 2009, 30(2): 319-324.
- ZHANG L, LI X SH, YU J S, et al. A fault prognostics algorithm based on Gaussian mixture model particle filter[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(2): 319-324.
- [67] LIU J, WANG W, MA F. A regularized auxiliary particle filtering approach for system state estimation and battery life prediction[J]. Smart Materials and Structures, 2011, 20(7): 1-9.
- [68] MIAO Q, XIE L, CUI H, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery with unscented particle filter technique[J]. Microelectronics Reliability, 2013, 53(6): 805-810.
- [69] ORCHARD ME, TANG L, SAHA B, et al. Risk sensitive particle-filter-based prognosis framework for estimation of remaining useful life in energy storage devices[J]. Studies in Informatics and Control, 2010, 19(3): 209-218.
- [70] 许丽佳,王厚军,龙兵. 基于贝叶斯网络的复杂系统故障预测[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(4): 780-784.
- XU L J, WANG H J, LONG B. Fault prediction of complex systems based on Bayesian network[J]. System Engineering and Electronics, 2008, 30(4): 780-784.
- [71] FERREIRO S, ARNAIZ A, SIERRA B, et al. Applica-

- tion of Bayesian networks in prognostics for a new integrated vehicle health management concept [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(7): 6402-6418.
- [72] YAN J, GUO C, WANG X. A dynamic multi-scale Markov model based methodology for remaining life prediction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(4): 1364-1376.
- [73] LEE M-LT, WHITTMORE G A, ROSNER B A. Threshold regression for survival data with time-varying covariates [J]. *Statistics in Medicine*, 2010, 29(7-8): 896-905.
- [74] PENG C, TSENG S. Mis-specification analysis of linear degradation models[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2009;58(3): 444-455.
- [75] PADGETT W J, TOMLINSON M A. Inference from accelerated degradation and failure data based on Gaussian process models [J]. *Lifetime Data analysis*, 2004, 10(2): 191-206.
- [76] 彭宇, 罗清华, 彭喜元. 网络化测试体系中不确定性数据处理方法浅析 [J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(1): 229-240.
- PENG Y, LUO Q H, PENG X Y. Analysis of uncertain data processing methods in networking test framework [J]. *Chinese Journal of scientific Instrument*, 2010, 31(1): 229-240.
- [77] 罗清华, 彭宇, 彭喜元. 一种多维不确定性数据流聚类算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(6): 1330-1338.
- LUO Q H, PENG Y, PENG X Y. Multi-dimensional uncertain data stream clustering algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(6): 1330-1338.
- [78] GOEBEL K, SAHA B, SAXENA A, et al. Prognostics in battery health management [J]. *IEEE Instrumentation and Measurement Magazine*, 2008, 11(4): 33-40.
- [79] SAXENA A, CELAYA J, SAHA B, et al. Evaluating prognostics performance for algorithms incorporating uncertainty estimates [C]. 2010 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA, 2010: 1-11.
- [80] SAHA B, GOEBEL K. Uncertainty Management for Diagnostics and Prognostics of Batteries using Bayesian Techniques [C]. 2008 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA, 2008: 1-8.
- [81] SAXENA A, CELAYA J, SAHA B, et al. Evaluating algorithm performance metrics tailored for prognostics [C]. 2009 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA, 2009: 1-13.
- [82] SAHA B, GOEBEL K, CHRISTOPHERESN J. Comparison of prognostic algorithms for estimating remaining useful life of batteries [J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2009, 31: 293-308.
- [83] LIU D, PANG J, ZHOU J, et al. Prognostics for state of health estimation of lithium-ion batteries based on combination Gaussian process functional regression [J]. *Microelectronics Reliability*, 2013, 53(6): 832-839.
- [84] HE W, WILLIARD N, OSTERMAN M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method [J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196(23): 10314-10321.
- [85] NIU G, YANG B S. Dempster-Shafer regression for multi-step-ahead time-series prediction towards data-driven machinery prognosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(3): 740-751.
- [86] LIU D, LUO Y, PENG Y. Uncertainty processing in prognostics and health management: An overview [C]. *Proceedings of the IEEE 2012 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2012 Beijing)*, Beijing, China, 2012: 1-6.
- [87] PECHT M, JAAI R. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems [J]. *Microelectronics Reliability*, 2010, 50(3): 317-323.
- [88] LEE J, NI J, DJURDJANOVIC D, et al. Intelligent prognostics tools and e-maintenance [J]. *Computers in Industry*, 2006, 57(6): 476-489.
- [89] 胡桥, 何正嘉, 訾艳阳, 等. 一种新的混合智能预测模型及其在故障诊断中的应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2005, 39(9): 928-932.
- HU Q, HE ZH J, ZI Y Y, et al. Novel hybrid intelligent forecasting model and its application to fault diagnosis [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2005, 39(9): 928-932.
- [90] HUANG R, XI L, LI X, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 193-207.
- [91] LIU D, WANG H, PENG Y, et al. Satellite lithium-ion battery remaining cycle life prediction with novel indirect health indicator extraction [J]. *Energies*, 2013, 6(8): 3654-3668.
- [92] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4-5): 1066-1090.
- [93] KOZLOWAKI J. Electrochemical cell prognostics using online impedance measurements and model-based data fusion techniques [C]. 2003 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, 2003: 3257-3270.
- [94] LIU J, WANG W, MA F, et al. A data-model-fusion

- prognostic framework for dynamic system state forecasting [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(4): 814-823.
- [95] XING Y, MA E W M, TSUI K L, et al. An ensemble model for predicting the remaining useful performance of lithium-ion batteries [J]. *Microelectronics Reliability*, 2013, 53(6): 811-820.
- [96] LIU D, LUO Y, LIU J, et al. Lithium-ion battery remaining useful life estimation based on fusion nonlinear degradation AR model and RPF algorithm [J]. *Neural Computing and Applications*, 2013: 1-16.
- [97] OLIVARES B E, CERDA MUÑOZ M A, ORCHARD M E, et al. Particle-filtering-based prognosis framework for energy storage devices with a statistical characterization of state-of-health regeneration phenomena [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2013, 62(2): 364-376.
- [98] GOEBEL K, SAHA B, SAXENA A. A comparison of three data-driven techniques for prognostics [C]. *Proceedings of the 62nd Meeting of the Society For Machinery Failure Prevention Technology (MFPT)*, Virginia Beach, VA, USA, 2008: 119-131.
- [99] SIKORSKA J Z, HODKIEWICZ M, MA L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(5): 1803-1836.
- [100] BARALDI P, CADINI F, MANGILI F, et al. Model-based and data-driven prognostics under different available information [J]. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 2013, 32: 66-79.
- [101] BARALDI P, Mangili F, ZIO E. 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.
- [102] Prognostics data repository [DB/OL]. [2014-01-30] <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository>.
- [103] 周建宝, 王少军, 马丽萍, 等. 可重构卫星锂离子电池剩余寿命预测系统研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(9): 2034-2044.
- ZHOU J B, WANG SH J, MA L P, et al. Study on the reconfigurable remaining useful life estimation system for satellite lithium-ion battery [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(9): 2034-2044.
- [104] WILLIARD N, HE W, HENDRICKS C, et al. Lessons learned from the 787 dreamliner issue on lithium-ion battery reliability [J]. *Energies*, 2013, 6(9): 4682-4695.

### 作者简介



彭宇, 教授、博士生导师, 哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院院长助理、自动化测试与控制研究所副所长, 主要研究方向为虚拟仪器和自动测试技术、故障预测与健康管理、可重构计算等。

E-mail: pengyu@hit.edu.cn

Peng Yu is now a professor and Ph. D. candidate supervisor, the assistant to the dean of School of Electrical Engineering and Automation, the deputy head of Institute of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology (HIT); His main research fields include virtual instruments and automatic test technologies, prognostics and system health management and reconfigurable computing.



刘大同, 博士, 哈尔滨工业大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为自动化测试技术、智能测试信息处理、故障预测和健康管理。

E-mail: Liudatong@hit.edu.cn

Liu Datong received Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology (HIT), and is currently a lecturer and master student supervisor in HIT. His research interests include on automatic test technologies, intelligent test data processing and prognostics and health management.