

# 锂离子电池健康评估和寿命预测综述<sup>\*</sup>

刘大同, 周建宝, 郭力萌, 彭宇

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院 哈尔滨 150080)

**摘要:** 随着锂离子电池的广泛应用, 其健康管理和寿命评估成为很多领域的挑战和热点研究问题。为此, 本文针对锂离子电池健康管理和寿命预测的研究现状进行分析, 重点归纳和总结锂离子电池剩余寿命预测的方法和应用现状, 涵盖锂离子电池管理系统、退化状态识别和循环寿命预测三部分核心内容。最后, 给出一个面向空间应用的实例, 并分析了未来的发展趋势和研究挑战。

**关键词:** 锂离子电池; 电池管理系统; 剩余寿命预测; 故障预测和健康管理

**中图分类号:** TP206<sup>+</sup>.3    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Survey on lithium-ion battery health assessment and cycle life estimation

Liu Datong, Zhou Jianbao, Guo Limeng, Peng Yu

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** As lithium-ion battery is widely applied, the health assessment and remaining cycle life estimation of lithium-ion battery gradually become a challenge and research hotspots in many fields. In this paper, the current research status of the health management and cycle life prediction is analyzed; the remaining cycle life prediction approaches of lithium-ion battery are summarized. In this survey, we mainly analyze the related topics of remaining useful life estimation, including battery management system (BMS), battery degradation identification, cycle life estimation. Finally, a case study for aerospace application is described to briefly instantiate the recently developed technology. By summarizing the preliminary research related work, the future developing trend and challenge are analyzed.

**Keywords:** lithium-ion battery; battery management system; remaining useful life estimation; PHM

## 1 引言

锂离子电池以其输出电压高、循环寿命长、能量密度大、自放电率低、工作温度范围广等优点广泛应用于消费电子、电动汽车等领域, 如新一代的丰田 Prius、雪弗莱 Volt、日产 Leaf 及比亚迪 E6 均采用锂离子电池。同时, 锂离子电池已扩展到航空、航天、航海、军事通信等领域, 尤其是空间应用, 其已成为替代目前镍氢、镍镉电池的第

三代卫星储能电池, 部分空间项目已进入工程化应用阶段<sup>[1]</sup>, 如 NASA 的勇气号和机遇号火星探测器、凤凰号火星着陆器、欧空局的火星快车项、ROSETTA 平台及日本的隼鸟号小行星探测器等都采用了锂离子电池作为储能电源。

与此同时, 锂离子电池的在安全性和可靠性一直都是其应用中必须十分关注的问题, 主要体现在<sup>[2]</sup>:

1) 能量大、电压高、且电解液大多为有机易燃物, 应用不当时可能导致电池温度升高、着火甚至爆炸;

收稿日期: 2014-08    Received Date: 2014-08

<sup>\*</sup> 基金项目: 国家自然科学基金(61301205)、高校博士点基金(20112302120027)、部委重点基金课题(9140A17050114HT01054)、中央高校基本科研业务费专项资金(HIT.NSRIF2014017)

2) 过充电、过放电会导致电池内部材料特性发生变化,造成不可逆的容量损失,从而导致性能下降,寿命缩短。过放电还会使电池内部的锂离子金属化,以致引起短路甚至爆炸;

3) 由于工艺的差异性,电池内阻往往不一致,随着充放电的循环进行,电池组内单体电池的性能失衡,使电池组的寿命缩短。

电池故障可能导致用电设备/系统的性能下降或故障,甚至致命任务失败,增加成本。比如,电动车锂离子电池管理不当,引起着火和爆炸<sup>[3]</sup>。航空航天领域,电源系统故障是导致任务失败的主要原因<sup>[4-6]</sup>。例如,1999年,美国的太空试验 AFRL 由于电池内部阻抗异常导致试验的失败;2013年,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。另外,随着充放电的循环进行,锂离子电池的将逐步性能下降、寿命衰减。因此,必须为锂离子电池配套智能、高效的电池管理系统(battery management system, BMS),对其进行有效的安全性和可靠性管理。

针对近年锂离子电池健康管理和寿命预测相关研究的综述包括:文献[7-8]等对故障预测和健康管理技术进行综述,涉及很多应用于锂离子电池的方法和实例;文献[9]对锂离子电池状态监测和估计方法进行了总结;文献[10]对锂离子电池的退化机理、老化建模和估计等进行充分分析;文献[2]对电动车 BMS 的相关支撑技术进行了系统分析;文献[11]对锂离子电池寿命预测的部分典型方法进行分析。另外,荷电状态(state-of-charge, SOC)和健康状态(state-of-health, SOH)估计、建模的相关研究较多,为相关领域的研究人员提供了重要参考。然而,目前尚缺少对于发展较快的锂离子电池的性能退化建模、健康评估和寿命估计方法的相对系统性的归纳和总结。

因此,本文总结近期发展十分迅速的锂离子电池健康管理中涉及的退化建模、寿命预测和健康评估的研究现状,为国内相关领域人员提供参考。

## 2 BMS 技术现状及发展趋势

### 2.1 BMS 功能和结构

BMS 通过对电池状态参数的监测、估计和预测来控制、管理电池的充放电过程,以保持电池在不同环境下、不同操作条件下能够安全、可靠地运行,从而减少电池故障,延长电池寿命,确保系统安全可靠运行。全面的 BMS 功能和结构包括<sup>[2,12]</sup>:数据采集与存储;安全保护与报警;电池状态估计与预测;电池充电和放电控制;单体电池的均衡管理;热管理;信息传输。

对应的 BMS 基本结构包括:数据采集、数据存储、充

放电控制、温度管理、平衡电路、数字输出、信息传输及核心控制器等单元。

1) 数据采集单元:采集电池组和单体电池的电压、电流及温度等监测参数,作为 BMS 的输入;

2) 数据存储单元:存储 BMS 的监测数据及状态信息;

3) 充放电控制单元:控制电池的充放电过程,防止过充电和过放电,一般由开关组成;

4) 温度管理单元:加热或制冷的电池温度管理;

5) 平衡电路单元:平衡单体电池间能量状态,一般可采用电容、电阻加继电器开关实现;

6) 数字输出单元:核心控制器对于各功能单元进行控制,一般采用数字量输出电路;

7) 信息传输单元:各单元之间的信息传输及 BMS 与用户之间的信息传输;

8) 核心控制器单元:实现电池状态监测参数的分析和处理、电池状态的估计和预测、电池的综合管理和控制,同时还具备故障报警、视情维修等功能。

按照硬件单元的分布方式,BMS 可分为集中型、分布式和模块化 3 种拓扑结构,不同拓扑结构的 BMS,其电池管理功能比较类似。

### 2.2 状态估计

电池性能状态包括 SOC 和 SOH,状态监测和估计是 BMS 的前提条件,也是核心和关键内容。

SOC 表征当前充电周期内电池剩余电量的多少或剩余运行时间的长短。精确的 SOC 估计可以平衡单体电池间的差异、优化充放电策略、防止过热及防止过充和过放。目前,国内外对电池 SOC 估计的研究较多,方法和技术相对成熟。文献[9,12-13]对此作了很好的总结,SOC 估计算法主要包括:电流积分法、放电试验法、开路电压法、负载电压法、电化学阻抗谱、内阻法、线性模型等和模糊逻辑、回归分析、神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)和卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)等,常用方法包括电流积分法、开路电压法、卡尔曼滤波及其组合的方法。

SOH 表征电池相对于新电池存储电能和能量的能力,是定量描述电池性能状态的指标。随着充放电的进行,SOH 呈不断下降趋势。目前针对 SOH 的研究思路主要有 3 类:从电池老化机理角度,描述电池容量衰减和阻抗增加;从实验角度,描述电池容量衰减与阻抗增加的关系;基于电池模型,采用如最小二乘、KF 等算法对电池等效模型的电容、电阻等参数进行识别,以描述电池 SOH,文献[2,12]对电池 SOH 研究方法从理论层面进行了详细总结。

### 2.3 BMS 趋势

目前,消费类电子的锂离子电池 BMS 技术相对较为

成熟,但在电动汽车、航空航天等领域的动力锂离子电池系统方面,由于其功率高、结构复杂,状态监测难度高,以致于BMS技术尚存较大挑战。同时,锂离子电池BMS逐渐向智能化趋势发展,利用数字控制器取代传统模拟控制器,用软件/固件执行电源/电池系统的控制和管理任务,如充放电控制、数据采集、充电终止控制、电量估算和数据传输等,提高电池系统的效率和可靠性、自主管理能力。未来BMS发展方向是:具备在线优化配置和诊断、预测和健康管理、维护等,利用运行过程中监测的电压、电流、温度、压力等参数,进行实际状态估计,并实现电池状态检测、均衡充电、容量预测、充放电管理。实现实时、在线的BMS复杂控制功能,包括电池在线状态监测、退化状态识别、实时异常检测和故障诊断、寿命预测以及管理、优化等功能。

锂离子电池的状态监测、状态估计、剩余寿命(remaining useful life, RUL)预测已成为能源领域、故障预测与健康管理的(prognostics and health management, PHM)领域的研究热点。RUL预测是实现预测性维护的前提,是实现自主健康管理的关键技术。但是,锂电池是典型的动态、非线性的电化学系统,在线应用时其内部参数难以测量,其退化状态识别和状态估计仍存在巨大挑战,同时,RUL预测大都还处于理论和方法层面,方法体系尚不成熟。

### 3 退化状态识别

锂离子电池的寿命包括使用寿命、循环寿命和储存寿命3种<sup>[14]</sup>。其中,循环寿命的应用最为广泛,其研究价值也最为重要,本文主要针对循环寿命预测方法进行总结和分析。

锂离子电池RUL是指在一定的充放电条件下,电池性能或健康状态退化到不能满足设备继续工作或规定值(失效阈值)之前所经历的充放电循环次数<sup>[15]</sup>。RUL预测方法可分为基于经验和基于性能两类方法<sup>[11]</sup>。基于经验的方法是一种直接预测的方法,利用电池使用中的经验知识,依据某些统计规律给出电池寿命的粗略估计,主要包括循环周期数法、安时法与加权安时法及面向事件的老化累计法<sup>[11]</sup>。该类方法是在电池使用经验知识比较充分的情况下的基于数理统计方法,对一类产品的寿命分布进行预测,对于单体电池的适应性较差。基于性能的RUL预测方法是一种间接预测方法,如图1所示,包括2个过程:一是退化状态识别,即根据电池已知运行状态信息、历史信息及状态监测信息估计电池的性能状态退化;二是性能预测,采用一定算法预测性能状态演化趋势,直至性能退化至失效阈值,这个过程中所经历的充放电循环次数即为RUL。

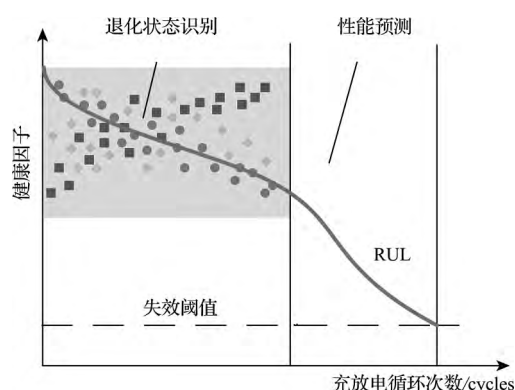


图1 锂离子电池 RUL 预测流程图

Fig. 1 Schematic diagram of RUL prediction for lithium-ion battery

#### 3.1 退化状态识别定义

性能或健康状态表征电池相对于新电池,其存储电能、能量的能力,是定量描述电池退化程度的指标。随着电池充放电次数的增加,其性能或健康状态逐渐衰减。退化状态识别就是不同性能变量映射到对应健康因子(health index, HI)以确定对象系统当前健康水平的过程,是实现RUL预测的前提条件。

一般可以采用容量、功率及阻抗表征电池的退化状态<sup>[16-17]</sup>。额定容量的衰减程度是电池健康状态的重要表征,通过测量或估计电池最大充电容量计算。亦可以通过电池最大输出功率的退化表征退化状态,另外,随着锂离子电池充放电次数的增加,其内阻不断增大,能量损耗增加,文献[18-19]都采用电池内阻描述电池的SOH,这种方法的关键必须准备获得内阻值。

#### 3.2 退化状态识别方法

实际应用中锂离子电池的退化状态无法直接测量,只能通过估计得到。由于锂离子电池老化知识的缺乏,精确的、健壮的锂离子退化状态评估方法存在很大挑战。目前,锂离子电池退化状态研究相关的文献很少,为建立一个更为系统的观点,其他电池(如铅酸、镍氢及镍镉电池)的相关研究亦被总结和包含在本文中,主要可以分为电化学分析法、安时法、阻抗法及其他方法。

##### 1) 电化学分析法

从电池内部物理化学过程的角度描述电池的动力学参数、传质过程、热力学特性参数、材料的机械、热、电特性等参数的变化规律,分析电池的运行机理并建立电池的退化模型。文献[20]采用第一原理模型方法评估锂离子电池聚合物电池容量退化,文献[21]通过机理分析指出SEI膜形成是导致容量衰减的一个重要原因,文献[22]在文献[20]基础上,将SEI增长加入到Fuller's模型中,建立阻抗变化和容量退化之间的关系,文献[23]将溶剂还原

反应加入到第一原理模型估计容量退化。

### 2) 安时法

在电池的全寿命周期对电池进行各种加速试验,如温度加速、放电速率、放电深度加速等,即按照一定放电速率放电(厂家规定或行业内标准)定期对电池容量进行测试,估计电池容量的退化模型。文献[24]采用经验指数模型和多项式回归模型集成方法跟踪锂电池的容量退化趋势,文献[25]采用三参数指数退化模型描述锂电池的容量退化趋势,文献[26]利用安时法获得电池容量,并采用高斯过程回归法获得容量的退化趋势。Moo等人<sup>[27]</sup>采用增强的安时法评估锂离子电池的SOH。

安时法是一种离线方法,对于在线应用,文献[28]提出了改进方法—Ah-V方法,采用恒流放电,通过电流积分得到电充放电电量和电池充放电电压和开路电压之间的关系函数,利用非线性拟合建立电池SOH与这些电压之间的关系。在线应用时,通过估计电池的开路电压即可实现对电池SOH的估计,前提条件是准确估计电池的开路电压。

### 3) 阻抗法

较为主流的阻抗法包括欧姆内阻和电化学阻抗法。欧姆内阻法通过加入一个含较小负载的电路,测量电压的变化来确定电池的内阻的变化并据此计算SOH。文献[29]对电池进行了加速老化试验,并获得了不同放电深度、放电速率、工作温度条件下的电池内阻与循环次数之间的变化关系,然后根据电池等效电路模型,采用KF评估电池内阻的变化,进而获得SOH。该方法是一个非实时的测量方法,当电池处于工作状态时无法使用。刘新天<sup>[19]</sup>将电池内阻与SOC相结合,采用降阶DEKF方法估计电池的内阻变化,得到实时的SOH估计。戴海峰等人<sup>[30]</sup>针对高功率锂离子动力电池,根据加速寿命试验测试得到的电池SOH衰减与欧姆内阻变化的关系,采用序贯的DEKF方法实现在线SOH估计。

电化学阻抗谱法(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)将电池等效为由电阻、电容和电感组成的电路模型,在电池循环寿命的不同阶段给电池施加一个频率不同的小振幅的交流信号,测量交流电压与电流信号的比值(此比值即为系统的阻抗)随正弦波频率 $\omega$ 的变化,获得阻抗谱曲线。通过EIS分析循环次数和等效电路模型中溶液电阻、电荷电阻及Warburg阻抗等参数的影响规律给出电池退化趋势。文献[31]指出EIS阻抗谱等效电路模型参数中含有重要的电池信息。文献[32]指出EIS测试结果可用于估计电池的容量损失。文献[33]认为可通过EIS阻抗谱测量研究电池的老化机理。NASA<sup>[34-35]</sup>经过多年的研究,证明电池的容量退化与电池的交流阻抗存在线性关系。Zenati等人<sup>[36]</sup>采用模糊逻辑

估计锂离子电池的电化学阻抗,进而实现了SOH估计。文献[37]基于二阶电池模型,采用正弦信号扫描方法进行阻抗谱测量,使用神经网络、自回归滑动平均、模糊逻辑方法进行电池SOH评估,最后将3种方法的结果进行融合。文献[16]采用支持向量回归建立了交流阻抗和容量映射关系,引入功率退化和容量退化的SOH定义,获得电池SOH。除EIS外,还有对电池施加脉冲或阶跃激励估计内阻的脉冲阻抗测量方法<sup>[21, 38-40]</sup>。

### 4) 其他方法

除上述较为经典的研究方法之外, Kim等<sup>[41]</sup>基于电池等效电路模型的修正参数,采用EKF评估锂离子电池的SOH。文献[42]使用DEKF评估电池模型参数,并实现SOH估计。文献[43]针对在线应用问题,采用神经网络电池模型及EKF估计电池SOC,然后利用开路电压与SOC之间的关系,采用模糊逻辑和最小二乘法实现SOH的在线评估。上述方法都依赖于电池模型,通过模型参数识别进行SOH估计。

需要特别指出,基于可监测锂离子电池参数进行退化状态识别,具有的实用价值,成为近期应用的热点。Widodo等人<sup>[44]</sup>采用放电电压的样本熵构建反映电池健康状态的HI, Williard等人<sup>[45]</sup>利用电流和电压与时间关系,提出两类HI进行SOH估计,并与容量和内阻进行预测融合, Liu等人<sup>[46]</sup>提出一种利用等间隔放电电压时间差(TIEDVD)HI,构建了基于放电状态监测参数的HI,并应用于卫星锂离子寿命评估。

前文所述的退化状态识别方法,对比分析如下:

1) 电化学分析法可以给出电池老化过程的详细解释,但该方法为破坏性、侵入式的方法,仅适用于电池生产与设计人员改善设计,却不适用于工程应用。

2) 安时法方法简单,便于实现。但电池的充放电实验环境及实验条件很难覆盖实际应用的复杂环境和工况,且测试时间长,只能离线应用。改进方法需要获取电池的开路电压,其测量需要电池静置数个小时,难以适合连续应用。虽已有一些开路电压的估计方法可避免直接测量,但计算过程十分复杂,尚需进一步验证。

3) 阻抗法也存在适应性问题,欧姆内阻法可在线应用,但锂离子电池的欧姆内阻很小,且电池欧姆内阻随充放电循环变化很小,需要精确的测量电路。EIS采用EIS分析电池模型的方法,可以较精确地描述电池的阻抗,但该方法为典型的离线方法,且测量过程复杂,需专业测量仪器,测量时间较长,计算过程复杂。阻抗脉冲测量简单易行,能够快速测量,可在线监测,但对测试电路的测量精度要求较高,且需电池等效电路模型的配合,而电池等效电路模型本身就是一个难点。

综上,面向实际应用,依托锂离子电池在线可监测参

数的、能够体现在线动态特性的、易于实现的退化特征识别方法是未来需要重点关注和发展的方向。

## 4 RUL 预测

锂离子电池 RUL 预测,利用已知的运行状态信息,预测电池从当前时刻到达失效时刻或设定阈值的时间<sup>[15]</sup>。准确地实现 RUL 预测,能够为目标系统提供预防性维修和维护的决策参考,降低维护成本并减小致命故障的几率<sup>[12]</sup>。

近年来,按照预测算法实现手段的不同,可以将锂离子电池 RUL 预测方法分为基于经验和基于性能的方法两类<sup>[11]</sup>。基于经验的方法是一种统计方法,利用电池使用过程中积累的经验知识给出电池寿命的粗略估计,主要包含循环周期数法、安时法与加权安时法以及面向时间的老化累积模型方法三类<sup>[47]</sup>。基于经验的方法计算速度较快,但只能在电池的经验知识比较充分的情况下应用于特定场合,且很难准确描述电池容量衰减的过程,对电池在复杂多变的温度、压力、电流等环境条件的适应性较差<sup>[48]</sup>。

针对锂离子电池 RUL 预测主要围绕基于性能的方法展开,通过对电池性能或健康状态做出预测,并且通过判断电池当前性能状态能否满足设备继续工作的条件获取其 RUL 估计结果<sup>[15]</sup>。如图 1 所示,基于性能的 RUL 预测方法主要包含两个过程:首先进行电池性能退化状态的识别,通过已知的历史运行状态信息及状态监测信息等对其性能状态退化做出估计;其次,采用一定的方法对未来电池性能状态的演化趋势做出预测,直至电池性能状态退化至失效阈值,计算 RUL 值。基于性能的锂离子电池 RUL 预测方法可分为基于模型、数据驱动及融合型方法<sup>[49]</sup>。

### 4.1 基于模型的 RUL 预测方法

基于模型的方法依托于对电池负载条件、材料属性及退化机理结合电池失效机制实现 RUL 的预测<sup>[50]</sup>。针对电池模型的研究已经较为成熟,如电化学第一原理模型、电化学阻抗谱模型、等效电路模型和经验退化模型等。依据预测过程中模型及算法原理,基于模型的 RUL 预测方法可进一步分为退化机理模型、等效电路模型和基于经验模型三类方法。

#### 1) 退化机理模型

退化机理(或故障机理)模型从电池本质电化学机理的角度分析电池运行过程中的性能变化规律,充分考虑各个老化因素对电池内、外部状态变量(温度、电压、电流、SOC、电解液浓度、扩散系数等)的影响,建立电池老化模型<sup>[11]</sup>。一方面需要对电池正常运行状态下的运行机理模型进行研究;另一方面需要研究老化过程、应力因

素对电池内、外部状态变量影响的老化模型,并将其应用于电池寿命预测。

近年来,针对锂离子电池故障机理模型的研究包括电化学第一原理模型、基于 SEI 膜的机理模型及相应改进模型、单因子电化学模型及基于多种综合因子的复杂电化学模型等。文献[20]采用第一原理模型方法建模锂聚合物电池容量退化;文献[21-51]构建了基于 SEI 膜增厚导致电池性能退化的电池单粒子老化模型,对电池内部的物理化学过程进行模型描述,并基于一定的物理化学定律获取老化过程对状态变量的影响;文献[52]提出了一种控制导向单粒子电化学模型,并基于最小二乘参数估计法实现电池的状态估计;文献[53]研究了 22℃ 下磷酸铁锂电池基于物理特性的 EIS 模型,以电极容量和扫描电极显微镜的册数结果作为模型输入,可以很好地反映电极退化及电池性能老化现象;文献[54]提出一种基于非平衡热力学的锂离子电池退化模型,考虑化学势、SEI 膜等因素并对其老化过程进行模型化,最终获取电池健康状态及寿命状态;文献[55]提出了基于退化率的物理模型,提升了模型对于非等温退化状态的适应能力;文献[56]提出了一种考虑电池端电压等五种因素在内的一维降阶电化学模型,并基于离散时间估计算法实现电池状态的估计;文献[57]提出了一种半经验模型,结合模糊逻辑理论,实现了开环模型状态估计准确度的提升;文献[58]建立了一种包括阻抗、开路电压等参数在内的电池多元线性模型,但存在开路电压测量耗时、部分阻抗被忽略等问题;文献[9,59]依照是否考虑放电速率、弛豫现象等因素,将现有电池容量机理模型分为线性模型、基于放电比率的模型<sup>[60-63]</sup>、弛豫模型<sup>[14,60-61,64-65]</sup>三类。

基于退化机理模型的 RUL 预测可以给出电池老化过程的详细物理和化学分析,但相关模型基于特定的电池材料、使用环境和充放电条件等,模型参数一般都根据电极的物理特性来获取,致使模型难以动态跟踪环境条件的变化,动态准确度较差<sup>[12]</sup>。同时,对于电池一类复杂的电化学系统,描述其退化特征及老化的模型复杂程度较高,参数较多,文献[66]提出的基于电池退化弛豫现象的退化模型,涉及很多电化学特性和物理特性,模型参数超过 50 个,实际应用较为困难。并且针对老化因素的测试过程过于复杂,建立完善的老化模型存在较大难度。

#### 2) 等效电路模型

等效电路模型通过具备专门知识的专家,通过对大量状态数据的分析,基于系统工作原理搭建电气元件构成的电路模型,对系统动态特性进行等效或近似。等效电路模型的研究较多,文献[67]对 12 种常用的锂离子电池等效电路模型进行了比较分析,并基于粒子群算法实

现模型参数识别和电池状态估计。等效电路模型中, Rint 模型、阻容(RC)网络模型是两种经典的模型<sup>[68]</sup>。此外, PNGV 模型<sup>[69]</sup>、CPE 模型、Tanh 模型<sup>[70]</sup>以及非线性等效电路模型<sup>[71]</sup>的应用也较为广泛, 且模型参数的识别覆盖了时频域多种方法<sup>[70]</sup>。

RC 网络模型以其简单易于理解获得了广泛应用, 文献[72]对电动车用锂离子电池的等效电路模型进行深入研究, 并对不同阶次 RC 网络所对应的等效电路模型做出比较, 指出二阶 RC 网络模型对于动态状态估计具有更好的效果。现有 RC 网络等效模型主要围绕电压源、大电容和电阻构成的简单一阶模型<sup>[73]</sup>和二阶等效 RC 网络模型<sup>[74]</sup>, 对电池系统的内阻和动态特征进行建模。此外, 很多研究围绕等效电路模型的降阶及简化展开, 文献[75]提出一种忽略电路高频特征的等效模型, 降低了算法的计算复杂度。文献[76-77]分别围绕模型参数化降阶和复杂度降阶问题进行研究, 实现较低复杂度模型下电池状态估计, 提升动态负载条件下的模型准确性。除此之外, 部分研究考虑诸如温度、放电电流等因素对于建模的影响, 提升模型对于动态特性的预测能力<sup>[78]</sup>。

相比而言, 构建电池等效电路模型, 较退化机理模型其可实现性更强, 但在近似过程中可能忽略电池内部一些参量之间对系统特性有决定性作用的隐含关系, 难以将复杂的外界条件全部加以考虑, 造成等效电路模型对电池动、静态特性的描述的综合能力较弱。

### 3) 经验退化模型

无论机理模型还是等效电路模型, 都需要考虑电池内部的物理化学特性, 建模过程较为复杂和困难。电池经验退化模型通过描述电池内部能够代表电池性能退化的状态变量随时间的变化规律或者描述前后两个时刻之间状态变量的关联关系, 实现电池退化特征的模型表达。

目前, 主流的锂离子电池经验退化模型分为两类: 一是阻抗指数增长模型<sup>[34-79]</sup>、阻抗线性变参数模型<sup>[80]</sup>等电池阻抗经验退化模型。该类模型通过相邻时刻电池阻抗的转移关系获取模型外推预测结果, 并利用阻抗与容量的关系, 获取 RUL 预测结果。二是针对基于 EIS 测试建模预测不适用的应用条件, 构建基于库仑定律的经验容量估计模型, 描述相邻时刻间的容量转移关系, 通过经验模型代表由于两极极化和浓差极化带来的容量损失<sup>[81-83]</sup>, 在此模型基础上, 还衍生出了指数退化模型和多项式退化模型的集成优化模型<sup>[24]</sup>。除了前述两类典型经验退化模型外, 还有电池容量再生的经验模型<sup>[84]</sup>、指数容量退化模型<sup>[25-85]</sup>、四参数幂函数经验退化模型<sup>[86]</sup>等。

基于经验退化模型实现电池 RUL 预测的方法, 除了少数基于相关向量机(relevance vector machine, RVM)算

法<sup>[25]</sup>、贝叶斯蒙特卡洛框架<sup>[85]</sup>等方法实现模型参数识别和 RUL 预测外, 一般均利用统计随机滤波算法对电池退化信息进行跟踪, 获取电池经验退化模型的最优化参数, 建立针对特定采集状态数据的经验退化模型, 通过模型外推实现 RUL 预测。因此, 基于经验退化模型又可以称为基于统计滤波的预测。广泛使用的统计随机滤波算法主要有粒子滤波(particle filter, PF)<sup>[24-34-79-81-82-84-87]</sup>、无味 PF(unscented particle filter, UPF)<sup>[82]</sup>、顺序重要性重采样 PF(sequential importance resampling PF, SIR-PF)和辅助顺序重要性重采样 PF(auxiliary sequential importance resampling PF, ASIR-PF)<sup>[86]</sup>、KF<sup>[80]</sup>、EKF<sup>[83]</sup>、无味 KF(unscented KF, UKF)、降阶扩展卡尔曼滤波(dual EKF, DEKF)<sup>[88]</sup>等, 这些方法大都是基于 PF 及 KF 算法进行优化和改进。实际应用中, 由于 PF 算法可提供预测结果的概率分布<sup>[89-90]</sup>, 即预测结果不确定性表达, 且 PF 算法能够适应非线性及非高斯的状态预测, 得到广泛的应用。

经验退化模型从数据角度出发, 寻求采集数据随时间变化的规律或寻求系统内部状态的递推关系, 这种数学模型相比更易于获取, 适用范围更广。同时, 采用 PF 等算法结合经验退化模型实现 RUL 预测, 对于非高斯、非线性退化过程具有良好的适应能力。但是, 这类模型同样难以很好地包含环境干扰、负载动态特性等影响因素, 其动态精度及适应性仍受到了一定的限制。另外, PF 算法本身存在参数初始化的问题, 参数较多条件下, 初始化过于耗时, 影响了算法的实时性。

需要特殊说明的是, 很多研究中, 将基于 PF 和 EKF 一类预测方法归类于统计数据驱动方法体系中。

## 4.2 数据驱动的 RUL 预测方法

对于锂离子电池这类复杂的电化学动态系统, 基于模型方法往往复杂且难以实现, 使得基于数据驱动的预测方法成为研究热点<sup>[87]</sup>。数据驱动方法不考虑锂离子电池内部的电化学反应及失效机制, 直接从电池性能测试数据和状态监测数据(电压、电流、温度、阻抗等)挖掘其中隐含的电池健康状态信息及其演变规律, 实现电池 RUL 预测。这些数据中包含了系统所处工作环境对电池产生的各种干扰和影响, 同时也可以体现单体状态和个体差异, 因此, 在一定程度上可以克服基于模型方法动态精度较差及普适性较差的问题。

### 1) AR 一类时间序列模型

AR 是一种得到广泛应用的时间序列分析方法, AR 模型基于系统状态过去若干个时刻的记录结果获取当前时刻系统状态的预测值, 获取适合当前数据特征的模型阶次和模型参数, 建立包含最多数据特征信息的模型来对当前系统的未来状态进行估计。AR 模型应用简单方便, 符合实际工程中样本数量较小的情况的需求。同时, ARMA 模型和 MA 模型均可由高阶的 AR 模型近似, 且

AR 模型参数辨识简单、实时性好。因此,一般实际应用中均采用 AR 模型来进行相应的预测<sup>[91]</sup>。同时,在基本 AR/ARMA 模型基础上,出现了很多改进方法,如自回归条件异方差 (autoregressive conditional heteroscedastic, ARCH) 模型、泛化自回归条件异方差 (generalized autoregressive conditional heteroscedastic, GARCH) 模型、阈值自回归 (threshold autoregressive, TAR) 模型、双线性模型 (bilinear models) 等<sup>[92]</sup>。

锂离子电池 RUL 预测中, Saha 等人<sup>[93]</sup>利用电池内部特性参数及电池容量和内部参数之间的关系,建立对应 ARMA 模型,通过模型外推获取后续各时刻的容量预测值。由于 ARMA 模型是一种线性模型,而电池容量退化在其循环寿命后期存在加速退化趋势的现象,针对这一问题,文献[87]提出非线性退化 AR (nonlinear degradation AR, ND-AR) 模型,在预测后期加入加速退化因子,模拟电池循环寿命后期的加速退化趋势,提高了预测性能。文献[94]采用 AR 模型跟踪电池容量的退化趋势,使用粒子群优化算法确定 AR 模型的阶数,实现锂离子电池 RUL 预测的在线应用。

AR 模型及各种改进模型的优点是计算简单、复杂度低。但是 AR 模型预测结果的置信区间较大,单纯依靠数据建立模型,仅仅着眼于模型输入数据自身的变化特征,不能结合任何物理信息,因此,模型对系统状态进行长时间预测时容易出现与实际物理系统特征相违背的现象,且预测结果为点估计值,不具备预测结果的不确定表达。

## 2) 人工神经网络

人工神经网络 (artificial neural networks, ANN) 是由许多神经元按照某种规则相互连接而形成的一种人工智能网络系统,是一种基于数据的、典型的非线性方法<sup>[95]</sup>,具有自组织和自学习能力强的特点,丰富的改进算法广泛应用于多种非线性预测领域。根据 ANN 的非线性自主学习功能,利用大量数据样本对神经元进行训练,调整其连接权值和阈值,确定数据模型并进行 RUL 预测。

从 2003 年开始,美国国家电子制造卓越中心将 ANN 模型应用于电池 RUL 预测中<sup>[96]</sup>,目前,ANN 算法在锂离子电池 RUL 预测中应用十分广泛,如基于放电电流对电池容量退化进行预测的但输入单输出 ANN 模型<sup>[97]</sup>、基于电池充放电循环次数获取电池容量输出的 ANN 模型<sup>[98]</sup>等,但是,ANN 模型在电池寿命初期的预测结果与实际结果有很好的一致性,而在寿命后期的预测结果较差<sup>[98]</sup>。因此,更多的研究围绕 ANN 算法的优化展开。Liu 等人<sup>[99]</sup>采用递归麦夸尔特法 (recursive levenberg-marquardt, RLM) 自适应地优化神经网络权值,提出了一种自适应神经网络模型

(adaptive recurrent neural network, ARNN),以电池集中参数模型中的  $R_E$  (电解液阻抗)、 $R_{CT}$  (电荷转移阻抗) 以及  $T$  (电池充放电所处环境温度) 为 ANN 的输入项,实现电池内部阻抗退化趋势的跟踪预测并间接获取电池的容量及 RUL 值。Rezvani 等人<sup>[100]</sup>针对自适应神经网络展开研究,采用容量作为输入数据,建立锂离子电池容量预测模型,实现了锂离子电池 RUL 预测,该预测方法具有很好的单步预测性能。

除了上述关于自适应 ANN 算法的研究,仍有许多其他的衍生和优化算法,文献[101]提出基于先验知识的结构化神经网络方法 (structured neural network, SNN),通过建立关于锂离子电池电压、电流和阻抗的数学表达式,采用温度、电流和 SOC 作为 SNN 的输入,电压作为 SNN 的输出单元,估计锂离子电池的内部阻抗并间接获取 RUL 值。SNN 相比于传统的人工神经网络优势在于通过预先定义的函数,降低网络复杂度,提高计算效率。针对空间用锂离子电池的 RUL 预测,Jon 等<sup>[35]</sup>提出一种基于 ANN 基本原理的双 Sigmoid 模型,Rufus 等人<sup>[102]</sup>针对 ANN 只能给出点估计值的缺点,在动态神经网络上引入 (confidence prediction neural network, CPNN) 方法,给出了预测结果的概率密度函数。

上述对 ANN 的不同改进方法在取得了较好的预测效果的同时,仍然存在如下不足:

(1) ANN 结构本身固有问题: ANN 易收敛于局部极值,且当特征空间维数增高时导致的运算量急剧增长问题难以解决。作为一种新型递归神经网络的回声状态网络 (echo state networks, ESN) 采用储备池结构代替传统神经网络的隐含层,将低维输入空间映射到高维的状态空间,解决了训练效率低导致其难以在现实中应用的问题,Liu 等人<sup>[46]</sup>提出了一种集成单调回声状态网络方法,解决了 ESN 实现锂离子电池 RUL 预测输出不稳定的问题,取得了较好的预测效果,但是实际应用中 ESN 仍然存在储备池及网络参数复杂难以确定问题。

(2) ANN 的网络结构难以确定,且需要大量数据进行训练以确定网络结构,或根据先验知识确定。

(3) ANN 往往仅能给出 RUL 预测的点估计值,不具备预测结果的不确定表达能力,虽然文献[102]通过改进方法实现了 ANN 进行 RUL 预测的不确定性表达,但并没有从根本上解决不确定性的管理问题。

(4) ANN 算法对于小样本数据的预测能力较差。

## 3) 支持向量机

支持向量机 (support vector machine, SVM) 在 VC 维理论上,采用结构风险最小化作为最优准则,能够获取全局最优解<sup>[103]</sup>。SVM 克服了 ANN 存在局部极值、收敛速度慢、网络结构难以确定以及需要大样本进行训练



等问题,能够提高算法的泛化能力,既能根据有限的训练样本得到小的误差,又能够保证对独立的测试集仍保持小的误差,并基于有限样本最终获取一个较小的预测误差。SVM的计算复杂度明显比ANN方法要低得多。因此,SVM及最小二乘支持向量机(LS-SVM)已经广泛应用于多种预测领域。

近几年,SVM已经开始应用于锂离子电池领域,如锂离子电池SOC估计<sup>[104-107]</sup>及SOH预计<sup>[107]</sup>。RUL预测方面,一种思路是采用SVM算法并利用阻抗或其他参量获取电池容量的估计结果,最终实现RUL预测,如Saha等人<sup>[108]</sup>基于电池EIS测试数据建立电池模型,将电池离线模型参数和在线状态过程联系在一起,基于RVM算法获取指数模型的相关参数并给出预测结果;Widodo等人<sup>[44]</sup>基于锂离子电池放电电压,采用样本熵方法获得与电池容量相似的特征参数,将该参数作为输入、容量作为输出,采用SVM建立了容量的间接退化模型;Nuhic等人<sup>[109]</sup>在基本SVM算法中,融入基于Fisher比的容量数据分类,以解决锂离子电池由于环境因素、负载工况导致RUL预测结果不收敛的问题。

除基本SVM算法外,改进SVM算法及SVM算法与其他算法融合的研究也较多<sup>[102]</sup>,Pattipati等人<sup>[16]</sup>将锂离子电池等效为改进的Randles电路,进行了L-HPPC工况、静态容量和EIS测试实验,采用非线性最小二乘估计电路参数获得功率和容量退化指标,结合不同的失效阈值采用滑动平均SVM进行RUL预测。针对SVM仅能给出点估计值的问题,Pattipati等人<sup>[110]</sup>将隐马尔科夫模型(hidden markov model,HMM)引入SVM,实现了电池RUL概率式预测,SVM的预测结果均包含在HMM输出的置信区间内,以证明SVM有效性。Rufus等人<sup>[102]</sup>提出空间应用锂离子电池诊断和预测框架,使用SVM检测和定义电池失效,利用动态神经网络描述锂离子电池的退化过程,实现RUL预测。

SVM自身仍然存在许多不足:如核函数必须满足Mercer条件、稀疏性有限、支持向量的数目对误差边界敏感、惩罚因子和损失函数复杂难以确定等,同样,SVM也缺乏不确定性的表达和管理能力。

#### 4) 相关向量机

基于SVM算法,采用概率学习的稀疏贝叶斯理论提出的相关向量机(relevance vector machine,RVM)算法<sup>[111]</sup>结合了马尔科夫性质、贝叶斯原理、自动相关决定先验和最大似然等理论,相比SVM,RVM的高稀疏性减少了核函数参与预测计算的数量,可以提供概率性预测结果,具有自动参数设置和任意使用核函数等优点。RVM算法进行数据回归分析时,可以通过参数调整来对过拟合和欠拟合过程进行灵活控制。研究表明,RVM是一种适合锂离子电池预测的机器学习方法<sup>[9]</sup>,由于其概

率式预测的特点,在锂离子电池RUL预测中受到广泛关注<sup>[34,89-90]</sup>。

基于RVM算法直接实现RUL预测的研究很多,文献[44]利用电池放电电压的样本熵作为输入数据并采用RVM算法直接实现了锂离子电池RUL预测,较SVM获得了更高的预测精度;文献[112]采用锂离子电池容量数据作为RVM输入数据实现了RUL的准确预测。同时,将RVM算法与其他方法融合进行RUL预测的研究更为普遍,如将RVM算法与PF算法进行结合实现RUL预测<sup>[34,93]</sup>。此类方法利用锂离子电池的等效电化学模型对电池内部参数进行推断,并利用这些内部参数构建RVM模型,RVM模型主要用来跟踪电池容量随着时间的退化趋势,实现模型参数估计,而PF算法用以实现RVM模型系数的自适应选择,并且使用外推法实现RUL计算。Pecht等<sup>[25]</sup>采用RVM提取锂离子电池容量的相关向量,根据相关向量构建了三参数经验退化模型,给出退化模型的95%的置信区间,外推获得RUL值及其置信区间。

RVM算法较SVM算法具有更高的计算精度和更低的计算复杂度,并且能够输出预测结果的不确定性信息。但由于RVM过于稀疏及容量数据存在动态波动特性,导致直接采用RVM进行锂离子电池RUL预测,预测结果的稳定性差。

#### 5) 高斯过程回归

高斯过程回归(gaussian process regression,GPR)模型同样可以给出预测结果的不确定性表达,是一种灵活的非参数模型,它能够实现任意线性或者非线性系统动态行为特征的建模预测,并且可以结合状态预测先验知识,实现基于贝叶斯框架下的状态预测。基于GPR的锂离子电池RUL预测不需要结合实际电池模型,而是采用高斯过程模拟电池的行为,是一种概率式的预测方法。

Saha等人<sup>[5]</sup>利用阻抗 $R_E + R_{CT}$ 与电池剩余容量的关系,基于GPR算法对电池阻抗 $R_E + R_{CT}$ 进行预测,随后间接推算容量及RUL预测结果,同步可以输出预测值的均值和方差,给出预测结果的置信区间,表达预测结果的不确定性。文献[26]采用指数平方协方差和周期平方协方差模拟电池行为,通过超参数调整,实现锂离子电池的剩余寿命预测,同时给出RUL预测的置信区间。

GPR方法的主要缺点是超参数调整复杂,计算量较大,对于在线应用尚需深入研究。

#### 4.3 融合型RUL预测方法

目前,融合型方法是RUL预测的一大热点,即组合或集成多种方法的混合模型,弥补单一模型的不足,充分发挥不同模型的各自优点,以获得更优的性能。

第一类融合型预测算法,是基于模型和数据驱动两



种方法互补性,如文献[113]即为典型的数据驱动与基于模型方法的融合。较为主流的一类融合型 RUL 预测算法采用数据预测算法与状态空间模型结合的思路,将退化模型的特征和实时的状态信息结合,能够获得更为满意的结果。其中采用 PF 算法与其他预测算法融合的研究较为广泛,如 Saha 等人<sup>[93]</sup>提出了 RVM-PF 的方法框架,将 PF 算法与人工智能算法相结合,采用 EIS 建立电化学第一原理模型,采用 RVM 回归模型估计模型的内部参数,采用 PF 算法自适应选择 RVM 参数,利用 RVM 建立退化模型跟踪其退化趋势,采用外推预测电池 RUL。文献[108]也是 RVM 和 PF 融合方法,其中 RVM 用于离线预测,PF 用于在线预测。此外,罗悦<sup>[87]</sup>针对 PF 过于依赖经验模型的问题,提出采用 AR 模型作为 PF 算法观测方程的 RUL 预测方法,实现了 PF 算法与统计数据驱动算法的融合。

第二类融合型算法将多种不同的数据驱动方法结合,通过加权或者其他融合方式,提高预测结果的稳定性,如文献[96]将 ANN、模糊逻辑、ARMA 模型进行融合,获取更为准确和稳定的 RUL 预测结果。文献[114]将 RVM、SVM 指数拟合、贝叶斯线性回归模型和递归 ANN 等数据驱动方法集成输出,以提高预测精度。

融合方法的研究和应用,可以极大地提升寿命预测的性能,具有重要的实用价值,但是目前仍存在计算复杂度过高、不确定性融合等挑战问题。

#### 4.4 RUL 预测方法对比分析

综合分析上述锂离子电池 RUL 预测方法,如下:

1) 基于模型的方法,具有建模准备、且可以很好反映电池物理和电化学特性的优点,但是存在建模较难、或模型参数识别困难的问题。

2) 数据驱动的方法,简单实用,仅需要试验数据和状态监测数据支持,但易受数据不确定性和不完整性的影响,鲁棒性和适应性较差。

3) 融合型方法,是未来锂离子电池 RUL 应用的重要发展趋势,但尚未取得较大突破,在模型融合参数、不确定性方面具有较大的挑战。

与此同时,考虑到实际应用的适应性、可实现性和多种不确定性因素,具备不确定表达能力、动态建模能力的驱动方法仍然是主要的应用热点。

### 5 锂离子电池寿命预测的空间应用实例

随着锂离子电池应用推广,各电池研发及应用厂商,包括航空航天、电动汽车、移动通讯、消费电子等诸多领域,均逐步将锂离子电池健康状态评价和寿命预测作为 BMS 的关键功能,实现 BMS 更为智能化、复杂化的设计

和开发。

文献[1]分析了空间用锂离子电池的国内外厂家对于锂离子电池寿命特性的试验情况;文献[46]给出了一个应用空间锂离子电池寿命评估的实例;文献[6]针对波音 787 梦幻客机的锂离子电池事故进行了应用分析,并对航空应用可能涉及的可靠性评估和管理方法进行了展望;文献[65]针对消费电子等领域典型的嵌入式系统条件下的电池寿命进行了估计和应用评估;文献[2,10,12]总结了电动车领域 BMS 的系统构成及其关键技术,涵盖了电池状态测试、状态估计、故障诊断等的发展和应用情况。

总体来说,锂离子电池剩余寿命预测和健康状态评估方法和技术在电动汽车、通讯电子、航空航天等领域,随应用需求加大而不断获得深化和推广。

为了方便本领域研究人员更加深入地理解锂离子电池寿命预测和评估方法,以及与实际应用更加紧密的结合,本文以空间应用为例,论述锂离子电池寿命预测的应用流程,为读者提供一个实例化参考。

#### 5.1 空间平台应用需求分析

未来我国空间飞行器平台已经确认采用锂离子电池作为电池子系统<sup>[46]</sup>,随着锂离子电池空间应用的推广,空间锂离子电池自主健康管理成为保证空间飞行器安全可靠运行的关键因素,自主管理成为 BMS 发展的趋势和必须。

空间智能 BMS 系利用运行过程中监测的电压、电流、温度、压力等参数能够在轨实现电池状态估计和性能预测,并依托嵌入式控制器在轨进行故障诊断、预测和健康管理及维护等功能,降低了地面的远程遥控,提高了管理的效率和实时性,从而提高了管理的安全性和可靠性<sup>[115]</sup>。

实现自主管理的重要前提条件是锂离子电池的退化状态识别和寿命预测,而目前已经开展的一些估计和预测研究都普遍存在测试过程复杂、测试时间长、计算过程复杂等问题,这与空间平台的小体积、低重量、低功耗、嵌入式计算等现实约束相矛盾。所以,空间平台 BMS 对锂离子电池的退化状态识别和 RUL 预测的研究工作提出了更高的需求。

从研究方法层面上,考虑如下两点:

1) 锂离子电池的容量和阻抗等退化特征难以监测,只能采用基于在线可监测参数的退化状态识别方法。

2) 空间平台存在多种不确定性因素,RUL 预测结果的不确定性表达十分必要,以提高自主管理的能力。

从 RUL 预测复杂计算的可实现性及空间平台的计算能力方面,考虑如下两点:

1) RUL 预测复杂的计算过程及未来所需的多种算法的融合问题,在空间平台有限计算资源条件下,对嵌入

式平台的计算能力提出更高的要求。

2) 空间平台人类难以接近, 针对算法的适应性问题, 需具备算法在线更新能力。

## 5.2 预测方法体系

综合上述需求分析, 从预测方法和平台两个层面的解决方案如下:

### 1) 预测方法层面

具备不确定性表达能力的算法主要包括 PF、GPR 及 RVM, 其中 RVM 算法, 虽然其长期趋势预测精度低, 但是该方法相关向量十分稀疏、超参数简单(仅含一个超参数), 具备很好的实用特性, 可采用 RVM 作为锂离子电池 RUL 预测的算法。

### 2) 计算平台层面

由于基于 FPGA 的可重构计算既具有 ASIC 高性能计算的特点, 又具有嵌入式通用处理器计算灵活的特性。因此, 可重构计算(reconfigurable computing, RC) 高效率地实现锂离子电池 RUL 预测复杂计算的根部原因是 FPGA 集成了丰富的硬件计算资源、并行计算的特点及高速的数据传输。动态可重构计算技术分时复用 FPGA 的计算资源, 为资源有限条件下的复杂计算及融合计算提供了新的解决思路。同时, FPGA 的远程重构功能为后续预测算法的在线升级提供了技术解决途径。

文献[115]提出了一种基于 FPGA 的可重构的锂离子电池预测方法框架, 如图 2 所示。

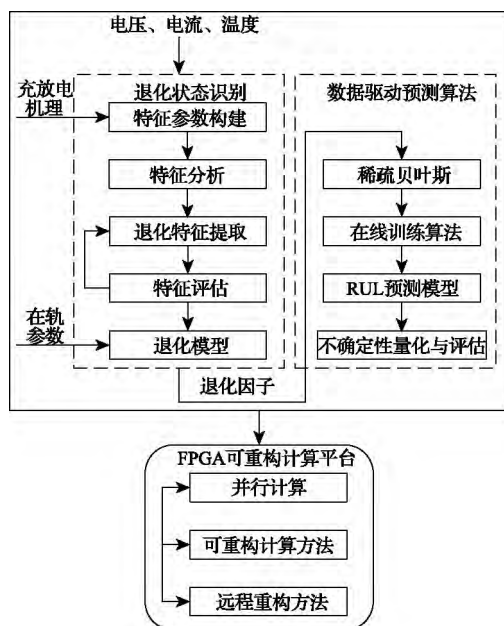


图2 空间锂离子电池 RUL 预测方法框架

Fig. 2 Framework of lithium-ion battery RUL prediction method for aerospace platform

采用在轨可监测的电压、电流及温度的大量状态参数, 寻找这些参数和容量之间存在的隐含的关系, 建立表征电池容量退化的退化因子<sup>[116]</sup>。

将退化因子作为数据驱动算法的输入数据构建退化因子的预测模型, 数据驱动算法采用稀疏贝叶斯算法。为了解决算法在线的适应性问题, 采用在线稀疏贝叶斯预测算法实现锂离子电池 RUL 预测, 同时给出预测结果的不确定度的量化指标, 并对其进行评估。

## 5.3 基于嵌入式计算平台的智能 BMS 系统

依托 FPGA 平台, 基于可重构计算方法为未来空间平台自主健康管理提供了一种新的计算模式。一种智能的 BMS 平台如图 3 所示。

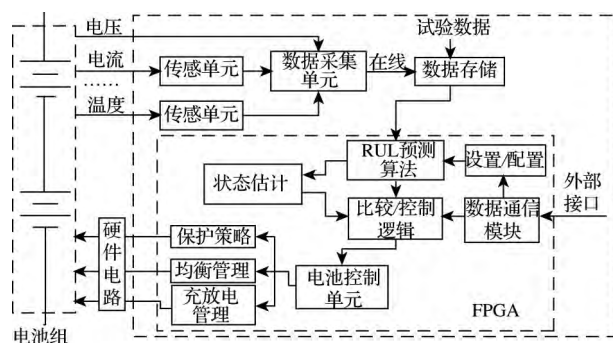


图3 智能 BMS 平台结构框图

Fig. 3 Architecture block diagram of intelligent BMS platform

## 6 挑战和发展趋势

目前, 锂离子电池领域, 开发新的电池材料、新工艺, 尤其是高安全性、高能量密度的电池是研究热点。而在相关的状态监测、估计和预测、健康管理等领域, 仍存很多挑战。

1) 工作条件下的在线状态监测方法, 包括状态感知技术、状态特征参数构建等;

2) 电池在线状态监测参数的传感器技术;

3) 实用的退化特征识别方法体系;

4) 融合异常检测的退化建模和诊断技术;

5) 动态工况建模;

6) 融合电化学/物理模型和数据驱动模型的状态监测、预测和健康状态评估方法和模型;

7) 加速退化试验建模和试验策略, 实现离线的可靠性评估;

8) 多退化模式下的寿命预计;

9) 动态失效阈值建模;

10) 电池组建模。

在锂离子电池状态监测、状态预测和健康状态评估方面, 整体的发展趋势是支撑智能健康管理 and 安全管理

的BMS融合动态工况的状态实时感知、健康状态评估、寿命预测、分布式实时控制的BMS系统开发,以及开发智能型、轻巧型、支持复杂实时分布式计算的系统平台。

## 参考文献

- [1] 安晓雨,谭玲生. 空间飞行器用锂离子蓄电池储能电源的研究进展[J]. 电源技术, 2006, 30(1): 70-73.  
AN X Y, TAN L SH. Development of lithium-ion batteries as new power sources for space application [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2006, 30(1): 70-73.
- [2] LU L, HAN X, LI J, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles [J]. Journal of Power Sources, 2013, 226: 272-288.
- [3] STUART T, FANG F, WANG X, et al. A modular battery management system for HEVs [C]. In Proceedings of the SAE Future Car Congress, Arlington, VA, USA, 2002: 1-9.
- [4] 谭维炽. 航天器系统工程[M]. 北京: 科学出版社, 2009.  
TAN W CH. Spacecraft systems engineering [M]. Beijing: Science Press 2009.
- [5] GOEBEL K, SAHA B, SAXENA A, et al. Christophers-en prognostics in battery health management [J]. IEEE Instrumentation and Measurement Magazine, 2008, 11(4): 33-40.
- [6] 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.
- [7] JOHNSON S B, GORMLEY T J, KESSLER S S, et al. system health management with aerospace applications [M]. United Kingdom: John Wiley & Sons, Ltd, West Sussex, 2011.
- [8] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.  
PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495.
- [9] 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.
- [10] BARRÉ A, DEGUILHEM B, GROLLEAU S, et al. A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications [J]. Journal of Power Sources, 2013, 241: 680-689.
- [11] 罗伟林, 张立强, 吕超, 等. 锂离子电池寿命预测国外研究现状综述 [J]. 电源学报, 2013, 45(1): 140-144.  
LUO W L, ZHANG L Q, LV CH, et al. Review on foreign status of life prediction of lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2013, 45(1): 140-144.
- [12] XING Y, MA E W M, TSUI K L, et al. Battery management systems in electric and hybrid vehicles [J]. Energies, 2011, 4(12): 1840-1857.
- [13] PILLER S, PERRIN M, JOSSEN A. Methods for state-of-charge determination and their applications [J]. Journal of Power Sources, 2011, 96(1): 113-120.
- [14] 杨军, 解晶莹. 化学电源测试原理与技术[M]. 化学工业出版社, 北京, 2006.  
YANG J, XIE J Y. Principles and techniques of chemical power test [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2006.
- [15] BAGUL Y G, ZEID I, KAMARTHI S V. Overview of remaining useful life methodologies [C]. In ASME 2008 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, Brooklyn, New York, USA, 2008: 1391-1400.
- [16] PATTIPATI B, PATTIPATI K, CHRISTOPHERSON J P, et al. Automotive battery management systems [C]. In 2008 IEEE Autotestcon, Salt Lake City, UT, USA, 2008: 8-11.
- [17] DUBARRY M, SVOBODA V, HWU R, et al. Capacity and power fading mechanism identification from a commercial cell evaluation [J]. Journal of Power Sources, 2007, 165(2): 566-572.
- [18] PEI F, ZHAO K, LUO Y, et al. Battery variable current-discharge resistance characteristics and state of charge estimation of electric vehicle [C]. In 2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, China, 2006: 8314-8318.
- [19] 刘新天. 电池管理系统设计及参数优化策略研究[D]. 合肥: 中国科技大学, 2011.  
LIU X T. Battery management system design and parameters estimation method research [D]. Hefei, University of Science and Technology of China, 2011.
- [20] DOYLE M, FULLER T, NEWMAN J. The importance of the lithium ion transference number in lithium/polymer cells [J]. Electrochimica Acta, 1994, 39(13): 2073-2081.
- [21] ZHANG Q, WHITE R E. Capacity fade analysis of a lithium ion cell [J]. Journal of Power Sources, 2008, 179(2): 793-798.
- [22] SPOTNITZ R. Simulation of capacity fade in lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2003, 113: 72-80.
- [23] RAMADASS P, HARAN B, GOMADAM P M, et al. Development of first principles capacity fade model for li-

- ion cells [J]. Journal of The Electrochemical Society , 2004 , 151( 2) : A196-A203.
- [24] 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.
- [25] WANG D , MIAO Q , PECHT M. Prognostics of lithium-ion batteries based on relevance vectors and a conditional three-parameter capacity degradation model [J]. Journal of Power Sources , 2013 , 239: 253-264.
- [26] 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 ( 8) : 832-839.
- [27] NG K S , MOO C S , CHEN Y P , et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries [J]. Applied Energy . 2009 , 86 ( 9) : 1506-1511.
- [28] LE D , TANG X. Lithium-ion Battery State of Health Estimation Using Ah-V Characterization [C]. Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society , 2011 , Montreal , Quebec , Canada , 2011: 1-7.
- [29] DAI H , WEI X , SUN Z. A new SOH prediction concept for the power lithium-ion battery used on HEVs [C]. In 2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference , Dearborn , Michigan , USA , 2009: 1649-1653.
- [30] 戴海峰 , 魏学哲 , 孙泽昌. 基于扩展卡尔曼滤波算法的燃料电池车用锂离子动力电池荷电状态估计 [J]. 机械工程学报 , 2007 , 43 ( 2) : 92-95.
- DAI H F , WEI X ZH , SUN Z CH. Estimate state of charge of power lithium-ion batteries used on fuel cell hybrid vehicle with method based on extended kalman filtering [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering , 2007 , 43 ( 2) : 92-95.
- [31] GOMEZ J , NELSON R , KALU E E , et al. Equivalent circuit model parameters of a high-power Li-ion battery: Thermal and state of charge effects [J]. Journal of Power Sources . 2011 , 196( 10) : 4826-4831.
- [32] LEE S , KIM J , LEE J , et al. State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge [J]. Journal of Power Source , 2008 , 185( 2) : 1367-1373.
- [33] RAN L , JUNFENG W , GECHEN L. Prediction of state of charge of lithium-ion rechargeable battery with electrochemical impedance spectroscopy theory [C]. In 2010 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications , Taichung , Taiwan , 2010: 684-688.
- [34] SAHA B , GOEBEL K , POLL S , et al. An integrated approach to battery health monitoring using bayesian regression and state estimation [C]. 2007 IEEE Autotestcon , Baltimore , MD , USA , 2007: 646-653.
- [35] CHRISTOPHERSEN J P , BLOOM I , THOMAS E V , et al. Advanced technology development program for lithium-ion batteries: Gen 2 performance evaluation final report [ R ]. Idaho National Laboratory , Washington , 2006.
- [36] ZENATI A , DESPREZ P , RAZIK H. Estimation of the SOC and the SOH of li-ion batteries , by combining impedance measurements with the fuzzy logic inference [C]. In IECON 2010 -36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society , Glendale , AZ , USA , 2010: 111-113.
- [37] KOZLOWSKI J. Electrochemical cell prognostics using online impedance measurements and model-based data fusion techniques [C]. In 2003 IEEE Aerospace Conference , Big Sky , Montana , USA , 2003: 3257-3270.
- [38] HUET F. A review of impedance measurements for determination of the state-of-charge or state-of-health of secondary batteries [J]. Journal of Power Sources , 1998 , 70( 1) : 59-69.
- [39] KALLFELZ A. Battery monitoring considerations for hybrid vehicles and other battery systems with dynamic duty loads [J]. Battery Power Products and Technology Magazine , 2006 , 10( 3) : 1-3.
- [40] RATNAKUMAR B V , SMART M C , WHITCANACK L D , et al. The impedance characteristics of mars exploration rover li-ion batteries [J]. Journal of Power Sources , 2006 , 159( 2) : 1428-1439.
- [41] KIM J , CHO B. State-of-charge estimation and state-of-health prediction of a Li-ion degraded battery based on an EKF combined with a per-unit system [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology , 2011 , 60 ( 9) : 4249-4260.
- [42] KIM J , MEMBER S , LEE S , et al. Complementary co-operation algorithm based on DEKF combined with pattern recognition for SOC/Capacity estimation and SOH prediction [J]. IEEE Transactions on Power Electronics , 2012 , 27( 1) : 436-451.
- [43] SHAHRIARI M , FARROKHI M. On-line State of health estimation of VRLA batteries using state of charge [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics , 2012 , 60( 1) : 191-202.
- [44] 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.
- [45] WILLIARD N , HE W , OSTERMAN M , et al. Compar-

- tive analysis of features for determining state of health in Lithium-ion batteries [J]. *International Journal of Prognostics and Health Management*, 2013, 4: 1-7.
- [46] 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.
- [47] SAUER D U, WENZL H. Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example [J]. *Journal of Power Sources* 2008, 176(2): 534-546.
- [48] KOZLOWSKI J D, BYINGTON C S, GARGA A K, et al. Model-based predictive diagnostics for electrochemical energy sources [C]. In 2001 IEEE Aerospace Conference Proceedings, Big Sky, MT, USA, 2001: 3149-3164.
- [49] LIU G. A study on remaining useful life prediction for prognostic applications [D]. University of New Orleans, 2011.
- [50] GU J, BARKER D, PECHT M. Prognostics implementation of electronics under vibration loading [J]. *Microelectronics Reliability*, 2007, 47(12): 1849-1856.
- [51] SANKARASUBRAMANIAN S, KRISHNAMURTHY B. A capacity fade model for lithium-ion batteries including diffusion and kinetics [J]. *Electrochimica Acta*, 2012, 70: 248-254.
- [52] PRASAD G K, RAHN C D. Model based identification of aging parameters in lithium ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 232: 79-85.
- [53] WAAG W, KÄBITZ S, SAUER D U. Experimental investigation of the lithium-ion battery impedance characteristic at various conditions and aging states and its influence on the application [J]. *Applied Energy*, 2013, 102: 885-897.
- [54] VIRKAR A V. A model for degradation of electrochemical devices based on linear non-equilibrium thermodynamics and its application to lithium ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2011, 196: 5970-5984.
- [55] THOMAS E V, BLOOM I, CHRISTOPHERSEN J P, et al. Rate-based degradation modeling of lithium-ion cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 206: 378-382.
- [56] LEE J L, CHEMISTRUCK A, PLETT G L. One-dimensional physics-based reduced-order model of lithium-ion dynamics [J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 220: 430-448.
- [57] SÁNCHEZ L, COUSO I, GONZÁLEZ M. A design methodology for semi-physical fuzzy models applied to the dynamic characterization of LiFePO<sub>4</sub> batteries [J]. *Applied Soft Computing* 2014, 14: 269-288.
- [58] HOENIG S, SINGH H, PALANISAMY T G, et al. Method and apparatus for predicting the available energy of a battery [P]. US 6 618 681 B2, 2003.
- [59] PARK S, SAVVIDES A, SRIVASTAVA M. Battery capacity measurement and analysis using lithium coin cell battery [C]. In Proceedings of the 2001 international symposium on Low power electronics and design - ISLPED01, New York, USA, 2001: 382-387.
- [60] FULLER T F, DOYLE M, NEWMAN J. Simulation and optimization of the dual lithium ion insertion cell [J]. *Journal of The Electrochemical Society*, 194, 141(1): 1-40.
- [61] LINDEN H D. Handbook of batteries [M]. 2nd ed. New York: McGrawHill, 1995.
- [62] PEDRAM M. Battery-powered digital CMOS design [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2002, 10(5): 601-607.
- [63] MEMBER S, BENINI L, DE MICHELI G, et al. Energy-Efficient Design of Battery-Powered Embedded Systems [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2011, 9(1): 15-28.
- [64] CHIASSERINI C, RAO R. Pulsed battery discharge in communication devices [C]. In ACM Proceedings of the 5th Annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking, Seattle, WA, USA, 1999: 88-95.
- [65] PANIGRAHI D, CHIASSERINI C, DEY S, et al. Lahiri. battery life estimation of mobile embedded systems [C]. In 2001 Fourteenth International Conference on VLSI Designs. Bangalore, India, 2001: 57-63.
- [66] THOMAS K, NEWMAN J, DARLING R. Mathematical modeling of lithium batteries [M]. In: W. van S. and B. Scrosati (Ed.), *Advances in lithium-ion batteries*, Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York, 2002: 345-392.
- [67] HU X, LI S, PENG H. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2012, 198: 359-367.
- [68] JOHNSON V H. Battery performance models in ADVISOR [J]. *Journal of Power Sources*, 2002, 110(2): 321-329.
- [69] DOE/ID-11069. FreedomCAR battery test manual for power-assist hybrid electric vehicles [R]. Disclaimer, 2003.
- [70] GAGNEUR L, DRIEMEYER-FRANCO A L, FORGEZ C, et al. Modeling of the diffusion phenomenon in a lithium-ion cell using frequency or time domain identification [J]. *Microelectronics Reliability*, 2013, 53

- (6): 784-796.
- [71] HARIHARAN K S, SENTHIL KUMAR V. A nonlinear equivalent circuit model for lithium ion cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 222: 210-217.
- [72] HE H, XIONG R, GUO H, et al. Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles [J]. *Energy Conversion and Management*, 2012, 64: 113-121.
- [73] TRÖLTZSCH U, KANOUN O, TRÄNKLER H.-R. Characterizing aging effects of lithium ion batteries by impedance spectroscopy [J]. *Electrochimica Acta*, 2006, 51 (8-9): 1664-1672.
- [74] 李超, 商安娜. 电动汽车用氢镍电池二阶 RC 模型的研究 [J]. *电源技术*, 2011, 35(2): 195-197.
- LI CH, SHANG AN N. Research on second-order RC circuit model of Ni-MH battery for EV [J]. *Chinese Journal Of Power Sources*, 2011, 35(2): 195-197.
- [75] LEE J, NAM O, CHO B H. Li-ion battery SOC estimation method based on the reduced order extended Kalman filtering [J]. *Journal of Power Sources*, 2007, 174: 9-15.
- [76] WAAG W, KÄBITZ S, SAUER D U. Application-specific parameterization of reduced order equivalent circuit battery models for improved accuracy at dynamic load [J]. *Measurement*, 2013, 46 (10): 4085-4093.
- [77] MARCICKI J, CANOVA M, CONLISK A T, et al. Design and parametrization analysis of a reduced-order electrochemical model of graphite/LiFePO<sub>4</sub> cells for SOC/SOH estimation [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 237: 310-324.
- [78] MIRANDAÁ G, HONG C W. Integrated modeling for the cyclic behavior of high power Li-ion batteries under extended operating conditions [J]. *Applied Energy*, 2013, 111: 681-689.
- [79] AN D, CHOI J-H, KIM N H. Prognostics 101: A tutorial for particle filter-based prognostics algorithm using Matlab [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2013, 115: 161-169.
- [80] REMMLINGER J, BUCHHOLZ M, SOCZKA-GUTH T, et al. On-board state-of-health monitoring of lithium-ion batteries using linear parameter-varying models [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 239: 689-695.
- [81] SAHA B, GOEBEL K. Modeling Li-ion Battery Capacity Depletion in a Particle Filtering Framework [C]. In *Annual Conference of Prognostics and Health Management Society 2009*, San Diego, CA, USA, 2009: 1-10.
- [82] 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.
- [83] HE W, WILLIARD N, OSTERMAN M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries using extended kalman filtering [C]. In *IMAPS Advanced Technology Workshop on High Reliability Microelectronics for Military Applications*, MD, USA, 2011: 1-4.
- [84] OLIVARES B E, CERDA MUNOZ 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.
- [85] 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: 10314-10321.
- [86] XING Y, MA E. Influence of parameter initialization on battery life prediction for online applications [C]. In *2012 IEEE 13th International Conference on Electronic Packaging Technology and High Density Packaging (ICEPT-HDP)*, Guilin, China, 2012: 1042-1046.
- [87] 罗悦. 基于粒子滤波的锂离子电池剩余寿命预测方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- LUO Y. Research on remaining useful life prediction of lithium-ion battery with particle filter [D]. Haerbin: Herbin Institute of Technology 2012.
- [88] PLETT G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs [J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 134: 277-292.
- [89] SAHA B, GOEBEL K. Uncertainty management for diagnostics and prognostics of batteries using bayesian techniques [C]. In *2008 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, MT, USA*, 2008: 1-8.
- [90] ORCHARD M, KACPRZYNSKI G, GOEBEL K, et al. Advances in uncertainty representation and management for particle filtering applied to prognostics [C]. In *2008 International Conference on Prognostics and Health Management*, Denver, CO, USA 2008: 1-6.
- [91] MADSEN H. Time series analysis [M]. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, FL, 2007.
- [92] FAN J, YAO Q. Nonlinear time series: Nonparametric and parametric methods [M]. 1st Edition, Springer-Verlag, New York, 2003.
- [93] SAHA B, GOEBEL K, CHRISTOPHERSEN 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.

- [94] LONG B, XIAN W, JIANG L, et al. An improved autoregressive model by particle swarm optimization for prognostics of lithium-ion batteries [J]. *Microelectronics Reliability*, 2013, 53(6): 821-831.
- [95] ZHANG G, PATUWO B E, HU M. Forecasting with artificial neural networks: The state of the art [J]. *International journal of forecasting*, 1998, 14: 35-62.
- [96] SHIMANEK L. Battery Prognostics [R]. Emphasis: A publication of the National Electronics Manufacturing Center of Excellence, 2003.
- [97] CHAN C C, LO E W C, SHEN W. The available capacity computation model based on artificial neural network for lead-acid batteries in electric vehicles [J]. *Journal of Power Sources*, 2000, 87(1-2): 201-204.
- [98] PARTHIBAN T, RAVI R, KALAISELVI N. Exploration of artificial neural network [ANN] to predict the electrochemical characteristics of lithium-ion cells [J]. *Electrochimica Acta*, 2007, 53(4): 1877-1882.
- [99] LIU J, SAXENA A, GOEBEL K, et al. An adaptive recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [C]. In *Annual Conference of Prognostics and Health Management Society 2010*, Portland, Oregon, USA, 2010: 1-9.
- [100] REZVANI M, ABUALI M, LEE S, et al. A comparative analysis of techniques for electric vehicle battery prognostics and health management (PHM) [R]. *SAE Technical Paper 2011-01-2247*, 2011.
- [101] ANDRE D, NUHIC A, SOCZKA-GUTH T, et al. Comparative study of a structured neural network and an extended Kalman filter for state of health determination of lithium-ion batteries in hybrid electric vehicles [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(3): 951-961.
- [102] RUFUS F, LEE S, THAKKER A. Health monitoring algorithms for space application batteries [C]. In *2008 International Conference on Prognostics and Health Management*, Denver, CO, USA, 2008: 1-8.
- [103] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. 2nd Edition, New York: Springer-Verlag, 1999.
- [104] ÁLVAREZ ANTÓN J C, GARCÍA NIETO P J, DE COS JUEZ F J, et al. Roqueñí Gutiérrez. Battery state-of-charge estimator using the SVM technique [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, 37(9): 6244-6253.
- [105] ALVAREZ ANTON J C, GARCIA NIETO P J, BLANCO VIEJO C, et al. Support vector machines used to estimate the battery state of charge [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2013, 28(12): 5919-5926.
- [106] HANSEN T, WANG C-J. Support vector based battery state of charge estimator [J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 141(2): 351-358.
- [107] ANDRE D, APPEL C, SOCZKA-GUTH T, et al. Advanced mathematical methods of SOC and SOH estimation for lithium-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 224: 20-27.
- [108] 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.
- [109] NUHIC A, TERZIMEHIC T, SOCZKA GUTH T, et al. Health diagnosis and remaining useful life prognostics of lithium-ion batteries using data-driven methods [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 239: 680-688.
- [110] PATTIPATI B, SANKAVARAM C, PATTIPATI K R. System identification and estimation framework for pivotal automotive battery management system characteristics [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2011, 41(6): 869-884.
- [111] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2011, 1: 211-244.
- [112] 郝旭东. 基于 RVM-PF 的卫星关键部件寿命预测 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.  
HAO X D. Life prediction of satellite key components based on RVM-PF [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011.
- [113] CHEN C, PECHT M. Prognostics of lithium-ion batteries using model-based and data-driven methods [C]. In *Proceedings of IEEE 2012 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-2012 Beijing)*, Beijing, China, 2012: 1-6.
- [114] HU C, YOUN B D, WANG P, et al. Ensemble of data-driven prognostic algorithms for robust prediction of remaining useful life [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2012, 103: 120-135.
- [115] 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.
- [116] 周建宝. 基于 RVM 的锂离子电池剩余寿命预测方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.  
ZHOU J B. Lithium-ion battery life remaining Prediction Methods based on RVM [D]. Haerbin: Herbin Institute



of Technology, 2013.

## 作者简介



刘大同,工学博士、副教授、硕士生导师,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,主要研究方向为自动测试技术、智能测试信息处理、故障预测和健康

管理。  
E-mail: liudatong@hit.edu.cn

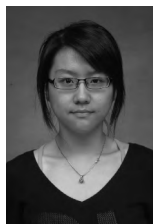
**Liu Datong** received Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology (HIT), and is currently an associate professor and master student supervisor with Department of Automatic Test and Control, School of Electrical Engineering and Automation, HIT. His research interests include automatic test technologies, intelligent test data processing, and prognostics and health management.



周建宝,工学博士、博士后,哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院,主要研究方向为自动测试技术、数据驱动故障预测、锂离子电池管理系统技术。

E-mail: zhoujianbao@163.com

**Zhou Jianbao** received Ph. D degree from Harbin Institute of Technology (HIT) in 2013; and now, he is a post doctor fellow in School of Electrical Engineering and Automation, HIT. His research interests include automatic test technology, data-driven prognostics, and battery management system.



郭力萌,硕士研究生,哈尔滨工业大学自动化测试与控制系,主要研究方向为时间序列分析和预测、数据驱动故障预测和健康

管理。  
E-mail: glm\_hit1991@163.com

**Guo Limeng** received her B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology (HIT) in 2013. Now, she is a master candidate with Department of Automatic Test and Control, School of Electrical Engineering and Automation, HIT. Her research interests include time series analysis and prediction, data-driven prognostics.



彭宇(通讯作者),工学博士、教授、博士生导师,哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院副院长、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、故障预测与健康管理、可重构计算等。

E-mail: pengyu@hit.edu.cn

**Peng Yu** (Corresponding author) is now a professor and Ph. D. candidate supervisor in specialty of instrumentation science and technology, Harbin Institute of Technology. His main research fields include virtual instruments and automatic test technologies, prognostics and system health management, and reconfigurable computing, etc.