

锂离子电池剩余寿命预测方法研究综述

郑文芳¹, 付春流¹, 张建华¹, 汤平², 陈德旺¹

(1. 福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350108;

2. 福建星云电子股份有限公司, 福州 350015)

摘要: 电池故障预测和健康管理 (PHM) 评价的主要方法是确定电池的健康状态和剩余使用寿命 (RUL), 以此保证锂离子电池安全可靠地工作和实现寿命优化; 锂电池 RUL 预测不仅是 PHM 中的热点问题和挑战问题, 其预测方法的准确性也会直接影响电池管理系统 (BMS) 的整体性能; 介绍了单体电芯测评标准, 对影响锂电池循环寿命的主要因素进行详细分析; 简述锂电池日历寿命和循环寿命; 概括和总结了近几年锂离子电池剩余寿命预测方法, 比较不同方法的优缺点; 提出了当前实际应用中预测锂电池 RUL 仍存在的 key 问题并进行探讨。

关键词: 锂离子电池; 剩余使用寿命; PHM

Review of Remaining Life Prediction Methods for Lithium-ion Battery

Zheng Wenfang¹, Fu Chunliu¹, Zhang Jianhua¹, Tang Ping², Chen Dewang¹

(1. College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. Fujian Nebula Electronics Corporation, Fuzhou 350015, China)

Abstract: The main method of battery prediction and health management evaluation (PHM) is to determine the health status and remaining useful life (RUL) of the battery, so as to ensure the safe and reliable operation of the lithium-ion battery and realize the life optimization. Lithium battery RUL prediction is not only a hot issue but a challenge in PHM. The accuracy of its prediction method will also directly affect the overall performance of the Battery Management System (BMS). This paper introduced the evaluation standard of single cell, and analyzed the main factors affecting the cycle life of lithium battery in detail. Briefly described the battery calendar life and cycle life. Summarized the remaining life prediction methods of lithium-ion batteries in recent years and compared the advantages and disadvantages of different methods. Thus, proposed the key problems in predicting the RUL of lithium battery in practical application, and discussed.

Keywords: lithium-ion battery; RUL (remaining useful life); PHM (prediction and health management)

0 引言

随着科技的发展, 锂离子电池因其优于传统储能电池的特性成为满足现代电动汽车能源和动力需求的最具发展前景的技术。为推动科技进步和促进各领域共同发展, 研发出安全性更高、能量密度更大、循环寿命更长、工作效率更稳定的锂离子电池成为了目前锂电池技术发展的重要战略目标^[1]。

近年, 国内主要对锂电池荷电状态 (SOC, state of charge) 和健康状态 (SOH, state of health) 的预测方法进行研究。相比之下, 对锂电池剩余使用寿命预测的研究偏少, 且难以在实际生产中应用。锂电池的在线 SOH 评估和 RUL 预测作为电池管理系统中两大极为活跃的研究领域, 也是 PHM 中的热点和挑战问题^[2]。

收稿日期: 2020-05-05; 修回日期: 2020-05-23。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (61976055); 校企重大合作项目 (01001707)。

作者简介: 郑文芳 (1996-), 女, 湖南永州市人, 硕士生, 主要从事智慧新能源方向的研究。

通讯作者: 陈德旺 (1976-), 男, 安徽芜湖人, 博士, 教授, 主要从事计算智能、智能控制方向的研究。

国内有关锂电池 RUL 预测的综述类论文偏少。本文在简单介绍 PHM 后, 对单体电池的测评标准及锂电池循环寿命影响因素进行概述。然后对国内外有关锂电池日历寿命、标准循环寿命预测方法的优缺点进行分析和对比。最后提出电池寿命预测当前面临的关键问题, 为该问题后续研究工作提供理论支持。

1 PHM 简介

故障预测和健康管理是一种集故障检测、隔离、健康预测与评估及维护决策于一身的综合技术^[3]。相比传统的基于传感器的诊断和事后维修或定期维修, PHM 系统主要基于智能系统的预测和基于状态维修, 依赖于海量数据分析和健康判断。PHM 系统常见功能如图 1 所示。

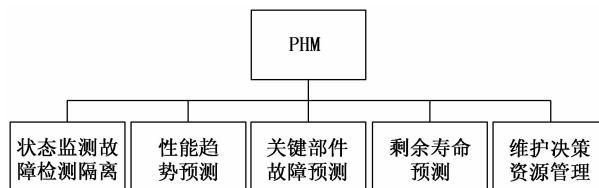


图 1 PHM 系统常见功能

故障预测和健康管理系统设计过程涉及到的关键技术有:数据采集、数据处理及特征提取、状态检测、健康评估与故障预测等。PHM 系统在结束数据采集、数据处理及特征提取后,通过预定的失效判据和各种参数指标的阈值等检测系统当前状态,提供故障报警能力^[4]。当产生故障诊断记录并确定故障发生可能性时,依据健康评估情况判断系统未来的健康状态,在故障发生前建议、决策采用相应的措施。

国内 PHM 系统目前状态检测水平一般,基本不掌握工程实用的模型,成功应用案例较少。有关电池领域的 PHM 系统设计上,何成等^[5-6]通过搭建一套医疗电子设备锂电池数据测试与退化状态模拟的实验平台,提出了 PHM 系统实现框架。并使用改进的粒子滤波算法和改进神经网络算法预测锂电池 RUL,验证了锂电池故障预测与健康管理系统可行性。

PHM 系统主要面临以下问题:把专家经验和实践经验相结合,搭建健康评价模型和预测模型。若要实现 PHM 系统的设计,既要提供物理基础条件,还需大数据分析技术,行业知识、经验和模型作为支撑。

2 单体电芯测评概述及容量衰减影响因素

电池寿命测试及其寿命预测作为电池寿命的重要研究内容,了解单体电芯测评标准并分析容量衰减的主要影响因素是有价值的。单体电芯测评如表 1 所示。

表 1 电铃故障模式

编号	项目	备注
1	出厂一致性	记录充放电容量和能量,满电状态下的 OCV 和交流内阻
2	温度	保持电池温度与环境温度一致,在低温、常温、高温环境下分别进行测试
3	电流倍率	分析不同充放电倍率下的电池性能
4	恒功率特性	分析恒功率放电特性
5	脉冲功率特性	体现电动车的功率特性
6	能量效率	保持充放电电流效率一致,在低温、常温、高温下进行测试
7	荷电保持能力	测试不同温度下的荷电保持能力
8	产热特性	分析电池在特定工况下,产热和产热行为与工作温度、电流倍率、SOC 的关系
9	老化特性	对循环寿命、日历寿命进行分析,循环寿命测试分为循环测试和特性测试
10	热稳定性	对热边界条件表征进行分析
11	安全性	安全测试内容包括:过充、过放、短路、加热、温度循环、海水浸泡等

由于电动汽车经常处于各种复杂的工况条件,车用动力电池需在不同工况条件、不同温度、不同电流倍率下对电池的充放电性能进行测试。锂电池的单体不一致性问题会影响电池组的使用寿命,降低电池成组后的性能。电芯出厂参数的一致性主要体现在生产制造过程的一致性。

根据锂电池结构特性,过充时,电池温度上升致使内压上升,易损坏电池,甚至造成电池自燃或爆裂的危险。过放时,电池特性及耐久性会劣化,可用充放电次数减少。多变的环境因素下,温度能较大地影响电池充放电性能,而充放电倍率会对电池的温度特性造成明显影响。高温会破坏电池内部化学平衡,加速容量衰减。极端低温下则可能造成电解液冻结、电池无法放电等现象。这将极大影响电池系统低温性能,导致电动汽车动力输出性能衰减和续航里程减少。研究表明,环境温度相同的条件下,充电倍率越大,电池升温越快,容量衰减速率越快^[7]。

锂电池处于整个循环寿命时,环境条件的变化导致难以预测其老化状态和剩余寿命。随着充放电次数和使用年限的增加,电池功率和能量衰退过程产生不可逆性,而活性材料与电解质之间的相互作用主要取决于时间和温度。至于电池内部性能的衰退则体现在电池的阻抗、电压和容量等外部特性上。不同的使用条件下,电池衰退速率存在差异,因此难以获得相对固定的电池寿命模型参数。

3 锂电池剩余寿命预测方法研究

3.1 锂电池日历寿命

根据 2019 年中国汽车工程协会发布的《锂离子动力电池单体日历寿命试验方法》,日历寿命被定义为蓄电池在长期搁置状态下维持一定性能指标的时间。另一种定义,即电池从生产之日起到寿命终止的这段时间。锂电池老化过程可区分为两种情况:循环过程中和储存过程中。研究表明电动汽车停车时间可达到车辆日历总寿命的 90%。当前动力电池日历寿命测试流程如图 2 所示。

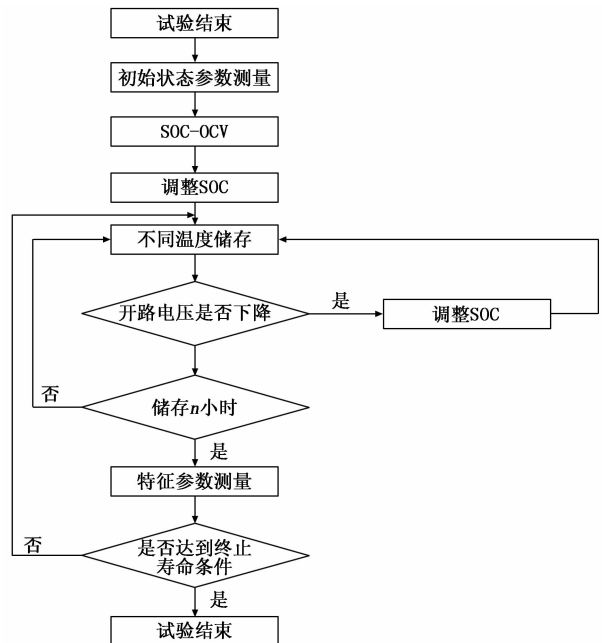


图 2 日历寿命测试流程

通过测量样本不同温度下的状态参数结果,对不同温

度下的衰减曲线进行拟合, 获得不同温度下的衰减率 f_T 。对衰减率的绝对值取自然对数 $\ln(f_T)$, 对试验温度 T 取倒数 $1/T$ 后, 获取 $\ln(f_T)$ 和 $1/T$ 的曲线。结合阿累尼乌斯方程 $Y = -Ea/(R * T) + b$ 与不同温度的衰减曲线拟合方式, 推导不同温度下的日历寿命模型。其余相关研究有: Liu Y 等^[8] 建立简化的阳极-固体电解质界面生长模型, 基于加速老化试验数据, 使用最小二乘法估计模型参数, 预测电池的不可逆容量损失。文献 [9] 结合高斯过程回归 (GPR, gaussian process regression) 和自动相关确定有效挖掘输入特征, 为不同存储条件下的日历老化提供良好的泛化能力和准确的预测结果。日历老化预测已经成为电池使用寿命诊断的前提条件, 定期检查的结果也证实了温度和 SOC 对电池日历老化的强烈影响。

3.2 锂电池循环寿命

锂电池循环寿命分为标准循环寿命和工况循环寿命。标准循环寿命是指在一定充、放电条件下, 电池容量衰减到某一规定值之前, 电池所经受的充、放电循环次数。根据 IEEE 标准, 当电池容量衰减至 80% 时, 电池进入失效状态^[10]。工况循环寿命多用于电动汽车使用的动力电池, 主要考核在复杂工况下动力电池的使用寿命。

国内外对锂电池剩余寿命的研究大多基于标准循环寿命。从特征变量的选取上对锂电池 RUL 预测方法进行分, 如图 3 所示。当选择电池实际容量这一直接参数作为特征参数, 其预测方法被称为直接预测方法。选择间接参数作为特征变量进行预测的方法称为间接预测方法。

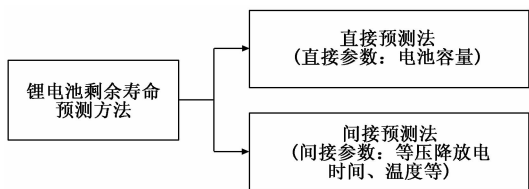


图 3 基于特征变量划分锂电池 RUL 预测方法

直接预测法应用广泛, 但是缺少历史数据时, 预测准确率会降低。间接预测方法把间接参数作为输入参数后建立与直接参数的关系模型, 实现对 RUL 的预测。如文献 [11] 考虑到容量与温度变化率之间的高度线性关系, 提出一种基于电池温度和循环次数的变化率来预测 RUL 的新方法。相比直接参数, 间接参数更易测量, 且能及时对预测模型进行更新。

当前预测锂电池剩余寿命的主流方法是基于模型、基于数据驱动和基于融合技术的方法, 如图 4 所示。退化机理模型、等效电路模型和经验退化模型是基于模型方法的主要模型。由于电子系统的复杂性和电池内、外部环境变化的不确定性等约束, 找到电池的失效机理, 获得具体物理模型并确定模型中的参数不易实现。因此大多研究都集中在数据驱动类方法上。基于融合技术的方法不仅能深

入分析电池物理化学特性变化引起的失效机理, 而且能借助于实时监测来估计一些参数。

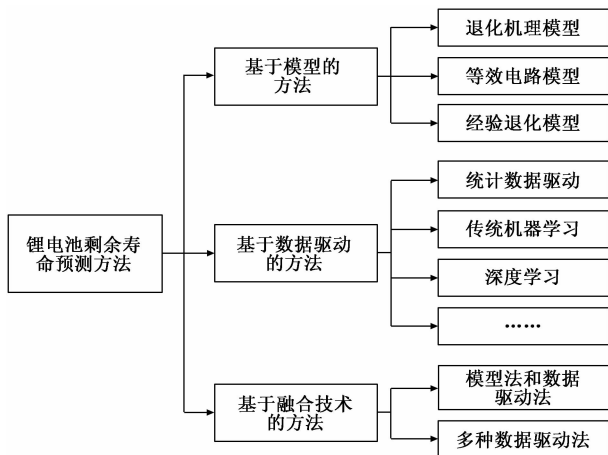


图 4 锂电池 RUL 预测主流方法

3.2.1 基于模型的方法

基于模型的方法是在分析电池失效原理和电化学反应的基础上, 寻找完备的数学模型拟合出电池退化轨迹, 实现剩余寿命预测的方法。该方法在预测过程中无需大量数据, 适应性强, 但易损坏电池, 实时性差。

退化机理模型从锂电池内部反应的本质机理分析电池工作过程中性能的变化规律, 考虑了性能退化对电池内、外部状态变量的影响, 进而搭建电池退化模型。文献 [12-13] 从电池的工作曲线评估电池的寿命损失, 构造电池容量与充放电循环次数的退化机理模型后实现锂电池 RUL 的预测。然而, 锂电池内部的化学反应复杂且影响寿命的因素较多, 电池容量衰减过程中, 部分参数难以获得。因此建立准确的退化机理模型较为复杂, 且很少在工程上应用。

等效电路模型是专家基于电池系统的工作原理, 使用电路元件组成电路网络, 从而模拟单体电池的动态特性的模型^[14]。该模型需深入了解电池内部机理结构后对电池数据进行分析。常用的电池模型有: Rint 模型、RC 模型、Thevenin 模型和 PNGV 模型。汪秋婷等^[15] 建立锂电池组并联电路等效模型和分析电路模型参数特征后, 使双卡尔曼滤波进行估算。为解决单体电池之间存在性能差异等问题, 孙冬等^[16] 应用锂电池一阶 RC 等效电路模型 (如图 5 所示), 提出基于多模型数据融合技术的预测方法。

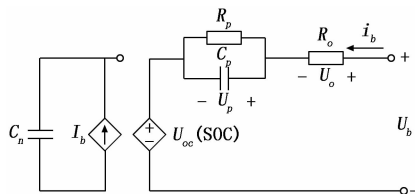


图 5 锂电池一阶 RC 等效电路模型

相比退化机理模型, 基于等效电路模型的 RUL 预测方

法复杂度低, 实现性强。但是它忽略了电池内部参量与系统状态的内在联系, 致使其对电池动、静态特性的综合描述能力弱^[17]。事实上, 等效电路模型的经典参数辨识已被一种基于单一电阻抗参数辨识的新方法取代。

经验退化模型通过拟合大量实验数据来获得描述电池性能退化过程的数学公式。经验退化模型包括: 循环周期数法, 安时法和加权安时法等。文献 [18-19] 基于实验数据建立容量衰减经验模型, 在粒子滤波算法对模型中的参数进行识别和更新后, 用给定的退化特征失效阈值来估计电池 RUL。对于不同的工况条件, 该方法具有较强的鲁棒性。通常在建立经验退化模型后, 采用统计随机滤波的方法实现剩余寿命预测。

3.2.2 基于数据驱动的方法

计算工具和大数据算法的进步, 带来了一个数据驱动预测分析的新时代方法。机器学习算法已被证明能够在许多应用中经验地学习和识别系统数据的更复杂模式, 该特点也有利于预测分析建模。基于数据驱动的方法适应性强, 实时性高, 不会损害电池本身, 克服了模型法针对不同电池要建立不同模型的弊端。

1) 统计数据驱动方法:

高斯过程回归基于贝叶斯理论和统计学习理论建立, 适用于解决高维数和非线性等复杂回归问题。文献 [20-21] 建立了基于 GPR 的锂电池 RUL 预测模型。其中文献 [21] 针对电池容量不可测的问题, 提出了一种将间接健康指标与 GPR 模型相结合的方法进行 RUL 预测。然而, GPR 方法伴随超参数和计算量复杂等缺陷。因此, 粒子滤波等技术凭借其处理非线性和非高斯系统行为的优越性在 RUL 预测中获得广泛应用。粒子滤波的核心思想是随机采样和重要性重采样。该方法能进行概率式预测, 且具备不确定性表达能力。但是电池模型很难建立, 初始化过程复杂, 对锂电池循环寿命的预测依赖于物理模型或经验模型^[22]。X. Zhang 等^[23] 改进了无迹粒子滤波 (UPF) 算法, 并应用马尔可夫链蒙特卡洛来解决 UPF 算法的样本贫化问题, 抑制了标准 PF 算法的粒子退化。由于粒子滤波重要函数的选择和采样粒子多样性的退化会限制预测精度。H. Zhang 等^[24] 把无迹卡尔曼滤波用于粒子滤波的重要函数, 使用线性优化组合重采样算法来克服粒子多样性的缺陷。该方法在锂电池的 RUL 预测上比 PF 和 UPF 算法预测性能好。

2) 传统机器学习算法:

传统机器学习算法通常存在预测精度低、缺少不确定性表达、稳定性差等缺点。陈耀东等^[25] 构建多个 ARIMA 模型预测得到锂电池 RUL 的最佳拟合模型, 但该方法仅在短期预测锂电池 RUL 上具有较高精确度和较强可行性。文献 [26-27] 分别基于贝叶斯最小二乘支持向量回归 (SVR) 的方法和朴素贝叶斯模型预测锂电池剩余寿命。分

析表明, 在恒流放电环境下, 无论工作条件如何, NB 的竞争性预测性能优于 SVR。SVR 虽能处理小样本、非线性、时间序列分析等问题, 但在核参数选择上存在难点。为解决机器学习中寻找全局最优参数的问题, 群智能优化算法兴起。

群智能优化算法主要包括: 粒子群算法、蚁群算法及人工蜂群算法等。张朝龙等^[28] 使用小波去噪处理数据后, 把经混沌粒子群优化的相关向量机用于预测锂电池的 RUL。文献 [29-31] 分别用蚁群算法、粒子群 (PSO) 和人工蜂群 (ABC) 对支持向量机进行优化。这三种群智能优化方法不仅增强了 SVR 关键参数全局最优搜索能力和预测能力, 还减少了训练时间和复杂度。文献 [31] 的仿真结果显示 ABC 算法的参数优化效果优于 PSO 算法。群智能优化的弊端是可能会花费大量时间和内存。

锂电池 RUL 预测领域, 神经网络方法同样应用广泛。文献 [32] 采用前馈神经网络 (FFNN) 模拟 RUL 与电荷曲线的关系, 运用重要抽样 (IS) 进行 FFNN 输入选择。提出一种基于 FFNN 和 IS 的锂离子电池 RUL 在线估计方法。文献 [33] 基于采集电流、电芯电压、温度、SOC 等数据建立基于神经网络的人工智能模型预测动力电池 RUL。神经网络可从大量数据中提取有效特征, 当网络深度、隐藏层结点数和激活函数等超参数存在差异时, 模型性能会被影响。

3) 深度学习:

近年, 深度学习方法在语音和图像识别、自然语音系统和推荐系统等相关领域已取得巨大成果。基于深度学习的数据驱动预测方法也在电池 RUL 预测方面获得显著进展。文献 [34] 使用深度学习网络模型预测锂离子电池 SOH 和 RUL。对比发现, 该方法相比线性回归、K 近邻、支持向量机和人工神经网络, 预测结果更好。文献 [35] 运用经验分解方法对锂电池数据进行多尺度分解。使用分解数据构建深度置信网络 (DBN) 模型和长短期记忆网络 (LSTM) 模型, 从而进行预测。基于深度学习的预测方法虽有一定创新性, 但没有考虑不确定性。复杂的深度学习的方法可能使得模型泛化能力差, 易过拟合, 从而导致预测不准确。

3.2.3 基于融合技术的方法

由于基于模型的方法广泛应用性差, 而基于数据驱动方法要求历史数据的完备性, 且易受数据的不确定性影响。融合方法逐渐成为锂电池剩余寿命预测领域的发展趋势。基于融合方法通常是模型法和数据驱动法的融合, 多种数据驱动方法的融合。

文献 [36-37] 分别把锂电池退化模型和自回归滑动平均模型、相关向量机融合, 并使用滤波类方法对模型进行优化, 从而动态调整相关参数进行下一步迭代预测。文献 [38-39] 分别把支持向量回归和粒子滤波、自适应无迹卡

尔曼滤波 (AUKF) 融合。前者模拟电池老化机理, 采用粒子滤波器估计阻抗衰减参数。后者建立双指数状态空间模型来描述电池退化, 引入 AUKF 算法对过程噪声协方差和观测噪声协方差进行自适应更新。然后利用遗传算法对 SVR 关键参数进行优化, 实现多步预测。该方法与已有 UKF 算法融合向量机等方法相比, 预测精度更高。

文献 [40] 把贝叶斯模型平均和长短期记忆网络 (LSTMNs) 集成, 利用训练数据退化产生的不同子数据集构造多个 LSTMN 模型。该方法提高了模型性能, 较好地实现了比离线数据训练策略更高的预测性能。文献 [41] 采用伪近邻法计算预测所需的滑动窗口大小, 结合卷积神经网络和 LSTM 的优点, 设计了一种混合神经网络。该方法具有广泛的通用性和较低的误差。

基于融合技术的方法虽能有效提高预测精度, 但也存在模型泛化性差、预测不稳定、参数复杂和计算量大等问题。

4 关键技术研究

锂电池剩余寿命预测这一问题在国内外已有许多学者投入研究。而在实际应用中, 仍面临以下几大挑战。

4.1 在线预测

当前对锂电池剩余寿命的预测通常是基于电池容量这一健康指标, 且大多预测方法均基于离线数据。然而实际应用中难以在线获得容量的相关数据, 即对实时在线数据无法即时处理, 这将导致无法准确预测电池的剩余寿命以实现在线预测。因此, 应当对在线采集间接特征参数数据和锂电池 RUL 间接预测方法投入更多研究。

4.2 模型的泛化性

大多模型基于离线数据进行预测, 而没有考虑应用于实际生产。由于电动汽车的行驶工况和电池内部化学反应存在一定差异, 致使模型的预测性能在实际应用中效果一般或不准确, 模型的泛化性不高。电池失效预测算法的预测性能无法得到有效验证。

4.3 单体一致性

锂电池在生产制造过程中的初始差异和使用过程中电池内部状态变化的不一致性会产生单体不一致性问题。这将影响电池成组后的性能、寿命和成本。为提高单体一致性, 在生产制作过程中需控制原料的一致性和提高原料标准。以此降低锂电池剩余寿命预测的难度, 提高同一批次电池的预测精度。

4.4 数据量大小

使用容量衰退数据拟合获得的电池寿命模型, 其预测精度不仅取决于寿命模型本身的精度, 还受限于数据量大小。数据量过多会加大 RUL 预测的时间成本和复杂性, 数据量不足会导致预测模型不精确。

除此之外, 大多模型在预测锂电池 RUL 时, 仅能在短期预测时具有较高精确度和较强可行性, 长期预测性能需

通过调整参数、数据量大小或多种模型结合等方式进行提高。数据采集过程中会产生噪声数据, 可通过提高检测标准和对噪声数据进行处理, 提高预测准确性。预测模型的精度还归因于复杂且相互耦合的各种影响因素。

5 结束语

本文简述了 PHM、单体电芯测评及容量衰减影响因素。并对锂电池 RUL 预测方法进行总结和分析, 发现基于融合技术的方法逐渐成为主流。近年, 群智能优化和深度学习这两大技术被应用于电池领域, 取得了较好的预测效果。然而, 电池内外环境条件的不断变化以及预测方法自身的泛化性问题, 在实际应用中依旧难以准确预测其剩余寿命。即仍未解决在线预测锂电池剩余寿命问题。电池在生产、使用过程造成的单体不一致性也加大了在线预测电池组剩余寿命的难度。今后可通过构建实际工况中可能出现的性能退化参数或对电池多个退化模式进行老化建模等方法提高预测精度。

参考文献:

- [1] 杨金星. 锂离子电池退化状态识别与寿命预测方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [2] Guo L M. Data-driven framework for lithium-ion battery remaining useful life estimation based on improved nonlinear degradation factor [A]. Proceedings of 2013 IEEE 11th International Conference on Electronic Measurement & Instruments Vol.02 [C]. Chinese Institute of Electronics, IEEE Beijing Section: IEEE Beijing Section, 2013: 536-542.
- [3] 宇航智控. 预测与健康 (PHM) 技术 [N]. 中国航空报, 2018-11-06 (8).
- [4] 侯涛, 尚冰, 杨惠兰. 基于智能化产品的 PHM 系统 [J]. 现代工业经济和信化, 2018, 8 (1): 38-39, 60.
- [5] 何成, 刘长春, 武洋. 基于改进粒子滤波算法的医疗锂电池 PHM 系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (11): 69-73.
- [6] 何成, 刘长春, 武洋, 等. 基于改进神经网络算法的医疗锂电池 PHM 系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (12): 78-82.
- [7] 井冰, 芦朋, 李博. 锂电池容量衰减和循环寿命影响因素浅析 [J]. 中国安全防范技术与应用, 2018, 2 (3): 62-67.
- [8] Liu Y, Xie K, Pan Y, et al. Simplified modeling and parameter estimation to predict calendar life of Li-ion batteries [J]. Solid State Ionics, 2018, 320: 126-131.
- [9] Liu K L, Li Y, Hu X, et al. Gaussian process regression with automatic relevance determination kernel for calendar aging prediction of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16 (6): 3767-3777.
- [10] 李玲玲, 谢阳, 曹丽鹏, 等. 不同正极材料的锂离子电池容量特性分析 [J]. 电源技术, 2017, 41 (12): 1677-1680.
- [11] Yang L, Zhao L, Su X, et al. A lithium-ion battery RUL

prognosis method using temperature changing rate [A]. IEEE International Conference on Prognostics & Health Management [C]. IEEE, 2016; 1-7.

[12] 姜媛媛, 曾文文, 沈静静, 等. 基于凸优化-寿命参数退化机理模型的锂离子电池剩余使用寿命预测 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31 (3): 27-32.

[13] Xu B L, Oudalov A, et al. Modeling of lithium-ion battery degradation for cell life assessment [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 9 (2): 1131-1140.

[14] 王志福, 容毅楠, 李志. 锂离子电池 Thevenin 模型参数确定方法研究 [J]. 电源技术, 2018, 42 (3): 347-348, 364.

[15] 汪秋婷, 戚伟, 肖铎. 基于双 Kalman 滤波的并联锂电池组循环寿命估计 [J]. 信息与控制, 2018, 47 (4): 461-467, 472.

[16] 孙冬, 许爽. 梯次利用锂电池健康状态预测 [J]. 电工技术学报, 2018, 33 (9): 2121-2129.

[17] 刘大同, 周建宝, 郭力萌, 等. 锂离子电池健康评估和寿命预测综述 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (1): 1-16.

[18] Guha A, Vaisakh K V, Patra A. Remaining useful life estimation of lithium-ion batteries based on a new capacity degradation model [A]. 2016 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific) [C]. IEEE, 2016; 555-560.

[19] Song Y, Liu D, Li L, et al. Lithium-ion battery pack on-line degradation State prognosis based on the empirical model [A]. 2018 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC) [C]. IEEE, 2018; 402-407.

[20] 刘健, 陈自强. 随机应用下的锂离子电池剩余寿命预测 [J]. 装备环境工程, 2018, 15 (12): 33-37.

[21] Liu J, Chen Z. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on health indicator and gaussian process regression model [J]. IEEE Access, 2019, 7 (2): 39474-39484.

[22] 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, 2014, 25 (3/4): 557-572.

[23] Zhang X, Miao Q, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery using an improved UPF method based on MCMC [J]. Microelectronics and reliability, 2017, 75 (8): 288-295.

[24] Zhang H, Miao Q, et al. An improved unscented particle filter approach for lithium-ion battery remaining useful life prediction [J]. Microelectronics and Reliability, 2018, 81 (2): 288-298.

[25] 陶耀东, 李宁. 基于 ARIMA 模型的工业锂电池剩余使用寿命预测 [J]. 计算机系统应用, 2017, 26 (11): 282-287.

[26] 陈雄姿, 于劲松, 唐获音, 等. 基于贝叶斯 LS-SVR 的锂电池剩余寿命概率性预测 [J]. 航空学报, 2013, 34 (9): 2219-

-2229.

[27] Ng S S Y, Xing Y J, Tsui K L. A naive Bayes model for robust remaining useful life prediction of lithium-ion battery [J]. Applied Energy, 2014, 118 (4): 114-123.

[28] 张朝龙, 何恰刚, 袁莉芬. 基于 CPSO-RVM 的锂电池剩余寿命预测方法 [J]. 系统仿真学报, 2018, 30 (5): 1935-1940.

[29] 谢建刚, 李其仲, 黄妙华, 等. 锂离子电池剩余容量与剩余寿命预测 [J]. 电源技术, 2018, 42 (10): 24-26.

[30] Gao D, Huang M. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on multi-kernel support vector machine with particle swarm optimization [J]. Journal of Power Electronics, 2017, 17 (5): 1288-1297.

[31] Wang Y, Ni Y, Lu S, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using support vector regression optimized by artificial bee colony [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68 (10): 9543-9553.

[32] Wu J, Zhang C, Chen Z. An online method for lithium-ion battery remaining useful life estimation using importance sampling and neural networks [J]. Applied Energy, 2016, 173 (10): 134-140.

[33] 侯恩广, 乔昕, 刘广敏. 动力锂电池剩余使用寿命的预测方法研究 [J]. 电源技术, 2018, 42 (10): 72-73, 156.

[34] Khumprom P, Yodo N. A data-driven predictive prognostic model for Lithium-ion batteries based on a deep learning algorithm [J]. Energies, 2019, 12 (4): 660-680.

[35] 胡天中, 余建波. 基于多尺度分解和深度学习的锂电池寿命预测 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2019, 53 (10): 1852-1864.

[36] 张吉宣, 贾建芳, 曾建潮. 电动汽车供电系统锂电池剩余寿命预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (3): 60-66.

[37] Song Y C, Liu D T, Hou Y D, et al. Satellite lithium-ion battery remaining useful life estimation with an iterative updated RVM fused with the KF algorithm [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31 (1): 31-40.

[38] Wei J, Dong G, Chen Z. Remaining useful life prediction and state of health diagnosis for lithium-ion batteries using particle filter and support vector regression [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65 (7): 5634-5643.

[39] Xue Z W, Zhang Y, Cheng C, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries with adaptive unscented Kalman filter and optimized support vector regression [J]. Neurocomputing, 2020, 376 (2): 95-102.

[40] Liu Y, Zhao G, et al. Deep Learning Prognostics for lithium-ion battery based on ensemble long short-term memory networks [J]. IEEE Access, 2019, 7: 155130-155142.

[41] Ma G, Zhang Y, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on false nearest neighbors and a hybrid neural network [J]. Applied Energy, 2019, 253 (11): 1-10.