

# 锂离子电池寿命预测国外研究现状综述

罗伟林, 张立强, 吕 超, 王立欣

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 寿命预测是锂离子电池健康管理的重要方面。分类综述了国外近十年来的电池寿命预测方法, 并对其中“基于性能”的方法进行了重点分析; 指出充分利用电池机理模型和老化机理分析、挖掘更多电池深层次寿命特征是未来电池寿命预测的发展方向。

**关键词:** 综述; 电池; 寿命预测

中图分类号: TM 912

文献标志码: A

文章编号: 2095-2805(2013)01-0140-05

## 引言

锂离子电池是最新一代绿色高能充电电池, 具有电压高、能量密度大、循环性能好、自放电小、无记忆效应等突出优点, 近年来得到了飞速发展。各种手持设备和笔记本电脑等电子产品大量使用锂离子电池, 混合动力车及电动车大量使用锂离子动力电池, 飞机上作为备用能源的蓄电池也正逐步开始采用锂离子电池, 卫星、远距离行星探测器等航天器上也已经开始应用锂离子电池作为储能核心部件。

随着锂离子电池应用的日益广泛, 由其寿命引发的一系列问题开始显露出来。寿命问题指影响其放电能力的正负极活性材料的物化结构性质、粘结剂对涂层的粘结强度、隔膜的质量等在循环充放电过程中的逐渐劣化。意外的电池寿命终结往往导致系统整体功能失效, 从应用的角度对电池健康状况进行科学的估计和预测, 进一步指导电池运行和维护, 构建电池的状态监测和健康管理, 防止电池过充、过放、估计电池性能状态、预测电池状态演变, 也是实现电池长时间可靠工作的重要方面, 对于系统任务决策、防止灾难性事故的发生具有重要意义<sup>[1-4]</sup>。

电池健康管理包含两个基本问题:

(1) 荷电状态 SOC 的估计问题。电池在一次充放电的短期使用过程中, 当前还剩多少电量? 要求准确估计电池当前的荷电状态(State of Charge, 简记 SOC), 或是给出电池放电终止点(End of Discharge, 简记 EOD)的估计。

(2) 健康状态 SOH 的估计和寿命预测问题。电池在长期使用过程中伴随着缓变故障(电池老化)、突发故障的发生, 电池的寿命在不断消耗, 其健康状态(State of Health, 简记 SOH)随电池使用情况的变化规律是怎样的? 根据当前监测所掌握的规律, 电池按照前面使用中的典型任务模式继续使用, 到何时电池会失效? 预测电池寿命终止点(End of Life, 简记 EOL), 或者给出电池的剩余使用寿命(Remain Useful Life, 简记 RUL)。

本文就国外对锂离子电池健康状态估计和寿命预测问题的研究进行了概述。总结近十年来出现的寿命预测方法可以分为两类: 基于经验的方法和基于性能的方法。重点对电池的各种性能模型和基于电池性能的寿命预测方法进行了总结、分析。

## 1 基于经验的方法

此类方法也可以叫做基于统计规律的方法, 包括以下三种<sup>[5]</sup>:

循环周期数法: 这种方法对电池的循环周期进

收稿日期: 2011-10-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(51107021)

作者简介: 罗伟林(1983-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为设备故障诊断、预测和健康管理技术。

行计数,当电池使用次数达到一定的范围则认为电池到达使用寿命。为了使结果更加准确,考虑不同状况下的循环对寿命消耗的影响也会有区别,不同循环状况对应的等效循环周期数可能不同,依据经验制定一些标准。也有类似的方法规定电池的使用时间,或者利用使用年限和循环周期数二者共同决定电池寿命。

安时法与加权安时法:认为一个电池从新到老充电、放电整个过程中能够处理电量的总安时数应该是一个定值,累积安时电量达到一定的程度则认为电池到寿。作为该方法的改进,加权安时法考虑不同状况下放出相同的电量对寿命损伤的程度有轻有重,所以要给放出的电量乘以一个加权系数,加权之后的累积安时数达到某个值认为电池到寿。

面向事件的老化累积方法:这种方法首先要制定引起部件寿命损失的特定事件的描述,一般每个事件都有一个损伤程度的尺度描述,监测设备使用过程中事件发生的情况,累计每个事件引起设备的寿命衰减情况给出当前设备的剩余寿命。该方法假设事件之间是相互独立的,事件发生于电池寿命初期和寿命后期所引起的寿命衰减效果相同。

以上几种方法都是利用电池使用中的一些经验知识,依据某些统计规律给出电池寿命的一个粗略估计,只能在电池使用的经验知识比较充分的情况下,应用于特定场合的电池寿命预测。

## 2 基于性能的方法

### 2.1 电池性能模型

电池性能模型能够根据负载电流给出电池的电压、功率、荷电状态等外特性的描述,包括以下四种<sup>[6]</sup>:

电化学第一原理模型:从电池内部物理化学过程的角度描述电池的规律,包括动力学参数、传质过程、热力学特性参数、材料的机械、热、电特性等。

等效电路模型:对电池内部导致的电现象用具有相同效果的等效电路元件来表示,某个过程引起的电压降可用等效电阻表示,用电压源、电流源、电容电感、电阻等元件描述电池行为。

由数据拟合得到的解析模型:通过实验数据拟

合的方式得到电池行为的数学公式描述,不是从内部机理分析推导出来的,而是从表面现象观察得到的。

人工神经网络模型:利用大量的实验数据通过训练神经网络来获得电池相关参量之间关系规律的模型,也是一种从表面现象观察得到的模型。

这些模型通过参数辨识或实验数据拟合、训练后能够描述电池当前的行为,但存在的一个问题是当电池老化过程开始影响电池性能时,模型就开始出现一些偏差。原因在于,随老化过程不断进行,模型中某些参数发生了变化。寿命预测需要在性能模型的基础上增加对电池自身老化过程和使用过程中外界应力因素的考虑。

### 2.2 基于电池性能的寿命预测

基于各种不同形式的性能模型,再增加对老化过程和应力因素的考虑,目前很多研究依据这一思路开展了基于电池性能的寿命预测。本文依据寿命预测所使用信息来源不同将基于电池性能的寿命预测分为:基于机理、基于特征和数据驱动三类。

基于机理的预测是从电池本质机理的角度分析并建立电池的运行机理模型及老化模型,从电化学第一原理的角度描述电池的老化行为,电化学第一原理模型和等效电路模型在不同程度上利用了电池的机理。

基于特征的预测是利用电池老化过程中所表现出来的特征参量的演变,建立特征量与电池寿命之间的对应关系用于寿命预测。

数据驱动的预测是利用电池性能的测试数据,从数据中挖掘电池性能演变的规律用于寿命预测,由数据拟合得到的解析模型和人工神经网络模型都是数据驱动的方法。

三种方法各有其优缺点,实际应用中常常采用将几种方法相结合的思想。下面分别从机理、特征和数据驱动的角度对电池寿命预测的研究进行综述。

#### 2.2.1 基于机理的预测

文献[7]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。研究了一种基于机理的单粒子模型,描述了电池状态变量受老化因素影响的变化规律,包括温度、电压、电流、荷电状态、电解

液浓度、扩散系数等内外部状态变量受操作状态的影响。基于机理的预测需要研究每一个老化因素对状态变量的影响,例如由于 SEI 膜形成消耗的锂离子量的损失,由于膜增长造成的阻抗增加等。具体说来,这种方法首先要对电池物理化学过程进行模型描述,基于欧姆定律、基尔霍夫电压电流定律、电化学反应过程(Butler-Volmer 定律)、扩散过程(Fick 定律)等;然后要进行老化过程对状态变量影响的规律进行研究。一方面要研究电池的运行机理模型,另一方面要研究老化过程、应力因素对状态变量影响的老化机理模型。

基于机理的寿命预测主要优点有:适用于几乎所有的状态条件及运行模式;给出了电池老化过程的详细解释,可用于电池生产及设计厂商对电池设计的改进;基于该模型对电池控制策略的分析与其他方法相比也能够更加细致、更加准确。其缺点在于:模型需要精细的参数,复杂程度较高;针对老化因素的测试比较复杂,建立完善的老化机理模型存在困难。

### 2.2.2 基于特征的预测

基于特征寿命预测的思路是利用电池老化过程中所表现出来特征参数的演变,建立特征量取值与电池健康状态之间的对应关系用于寿命预测。

目前基于特征的预测多关注电化学阻抗谱与循环寿命之间的关系,从阻抗谱测试数据中分析电池内阻随循环寿命变化的规律。文献[8]在锂离子电池的充放电寿命循环试验中测量了阻抗谱,认为阻抗谱和循环周期之间存在一定的关系。文献[9]研究电池 SOC 变化及循环寿命变化情况下对应阻抗谱的变化,认为可通过 EIS 阻抗谱测量研究电池的老化机理。文献[10]也指出 EIS 测试结果可用于估计电池的容量损失。文献[11]对电化学阻抗谱进行了具体分析,指出 EIS 阻抗谱等效电路模型参数中含有重要的电池信息,对于分析锂离子电池的状态和行为是非常重要的。使用 EIS 阻抗作为电池寿命特征的研究思路一般是:在电池循环寿命的不同阶段测量阻抗谱曲线,根据阻抗谱曲线获得电池等效电路模型形式,再分析循环次数和等效电路模型中溶液电阻、传荷电阻及 Warburg 阻抗等参数的影响规律,最后给出等效电路模型中各参数随电池循环次

数变化的拟合公式<sup>[12]</sup>。除 EIS 阻抗谱外,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>[13-16]</sup>。

EIS 阻抗谱能够给出较为精细的电池阻抗描述,可用作电池寿命特征;但测量比较复杂,需要专用测量仪器,将 EIS 技术应用于电池状态的在线监测还需要对 EIS 阻抗谱的在线快速测量技术进行研究。脉冲阻抗测量简单易行,能够快速测量,可在线监测,其测试结果能在一定程度上描述电池的阻抗,反映电池阻抗随寿命衰减而增长的特性,也可用作电池寿命特征。

### 2.2.3 基于数据驱动的预测

考虑电池本身物理化学过程描述的复杂性,很多关系规律很难直接通过机理研究获得其描述。从测试数据的角度出发描述电池性能的思想称为数据驱动的方法。

文献[17]从容量衰减的角度研究锂离子电池在 55 °C 环境下的储存寿命。其研究思路是利用等效电路模型结合数据驱动的方法。首先根据电池恒流放电过程电压变化曲线实测数据,通过拟合得到一次放电过程中电池极化内阻随 SOC 变化的关系。该文献描述的是典型的数据驱动拟合得到解析模型的思想,这种方法能够较准确地描述本次实验中的老化规律,并不能代表所有的应用场合,电池个体或测试环境改变后模型会出现很大的偏差。

Randy 等人在 60% 和 80% 两个 SOC 状态下,实验环境温度分别为 40 °C、50 °C、60 °C、70 °C,电池充放电循环中 SOC 变化幅度分别为 3%、6%、9%,根据实验数据拟合得到电池内阻与电池运行温度、SOC 工作状态、充放电循环中 SOC 的变化幅度  $\Delta$ SOC 以及电池寿命之间的关系,得出完全经验模型<sup>[18]</sup>。

文献[19]用人工神经网络方法预测锂离子电池的寿命衰减,神经网络的输入是循环次数(充放电循环周期),输出是电池的充电容量和放电容量。所训练的神经网络在电池寿命初期(前几十个循环周期内)预测结果和实验结果有很好的一致性,在电池寿命后期预测结果较差。

总体看来,基于数据驱动的预测不需要对象系统的机理知识,以采集的数据为基础,通过各种数据分析学习方法挖掘其中的隐含信息进行预测,从



而避免了模型获取的复杂性,是一种较为实用的预测方法。但是,通常所获取的数据往往具有很强的不确定性和不完整性,将实际应用中所有可能的寿命影响因素全部进行实验测试也是不现实的。所以,数据驱动的预测容易实施,同时也有一定的局限性。

### 3 结论

电池老化过程中容量衰减是一个复杂的物理化学过程,电池寿命受其充放电工作模式、电流大小、运行环境的温度、压力、电池制作工艺、本身结构及化学特性等众多因素的影响<sup>[20]</sup>。基于经验的寿命预测不能达到很好的效果,基于电池性能的寿命预测,综合考虑基于机理、基于特征和数据驱动三种思路,可以得到下面三个指导原则:

第一,应尽量利用电池机理模型(包括运行机理模型和老化机理模型两部分),因为这些模型中含有较多从第一原理角度分析得到的规律。但同时考虑各种因素对老化影响的复杂性,试图从机理角度建立完善的老化机理模型存在困难。综合来看,从机理角度完全描述每一个因素对容量衰减的影响规律目前做不到,但目前已有的电池运行机理模型、以及某些因素对寿命影响规律的研究成果应当加以利用。

第二,基于数据驱动的方法不应盲目使用,其原则应当是在机理模型描述不能实现的情况下再辅助数据驱动的思想,从数据中挖掘规律。纯粹基于数据驱动得到的拟合公式或神经网络模型在实际应用中有一定的局限性,应当是在机理模型的基础上再结合使用数据驱动的思想。

第三,基于特征的预测有很好的实际意义。其关键是找到随电池老化所表现出来的敏感特征参数、特征的在线测试方法以及特征和电池健康状态之间的关系描述。特征作为电池健康状态变化的外部表现,应当充分利用。目前文献中所使用的电池寿命特征基本上只是阻抗特性,没有考虑老化过程中有效活性物质的损失,有待深入结合机理研究寻找更加有效的寿命特征参数、特征的在线快速测量方法,以及特征和电池健康状态之间明确的关系。

### 参考文献:

- [1] E Meissner, G Richter. The challenge to the automotive battery industry: the battery has to become an increasingly integrated component within the vehicle electric power system [J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 144(2): 438-460.
- [2] P Bubna, D Brunner, S G Advani, et al. Prediction-based optimal power management in a fuel cell/battery plug-in hybrid vehicle [J]. *Journal of Power Sources*, 2010, 195(19): 6699-6708.
- [3] R Kaiser. Optimized battery-management system to improve storage lifetime in renewable energy systems [J]. *Journal of Power Sources*, 2007, 168(1): 58-65.
- [4] M U Macdonald, N A Bomberger. Predicting failure of secondary batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 1998, 74(1): 87-98.
- [5] D U Sauer, H Wenzl. Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example [J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 176: 534-546.
- [6] H Wenzl, I Baring-Gould, R Kaiser, et al. Life prediction of batteries for selecting the technically most suitable and cost effective battery [J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 144(2): 373-384.
- [7] Q Zhang, R E White. Capacity fade analysis of a lithium ion cell [J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 179(2): 793-798.
- [8] J Li, E Murphy, J Winnick, et al. Studies on the cycle life of commercial lithium ion batteries during rapid charge-discharge cycling [J]. *Journal of Power Sources*, 2001, 102(1-2): 294-301.
- [9] Li Ran, Wu Junfeng, Wang Haiying, et al. Prediction of state of charge of Lithium-ion rechargeable battery with electrochemical impedance spectroscopy theory [C]. *The 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA2010)*, 15-17 June 2010, vol.x, no.x, pp. 684-688.
- [10] S Lee, J Kim, J Lee, 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 Sources*, 2008, 185(2): 1367-1373.
- [11] J Gomez, R Nelson, E E Kalu, 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, In Press, Accepted Manuscript.
- [12] T Osaka, S Nakade, M Rajamäki, et al. Influence of capacity fading on commercial lithium-ion battery impedance [J]. *Journal of Power Sources*, 2003, 119–121.
- [13] Q Zhang, R E White. Capacity fade analysis of a lithium ion cell [J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 179(2): 793–798.
- [14] F Huet. 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.
- [15] Kallfelz. Battery monitoring considerations for hybrid vehicles and other battery systems with dynamic duty loads [J]. *www.BatteryPowerOnline.com*, Volume 10, Issue 3, June 2006.
- [16] V Ratnakumar, M C Smart, L D Whitcanack, et al. The impedance characteristics of Mars Exploration Rover Li-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 159(2): 1428–1439.
- [17] Y Liaw, R G Jungst, G Nagasubramanian, et al. Modeling capacity fade in lithium-ion cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2005, 140(1): 157–161.
- [18] R B Wright, C G Motloch. Cycle-life studies of advanced technology development program gen 1 lithium ion batteries [R]. Washington: US Department of Energy, 2001.
- [19] T Parthiban, R Ravi, N Kalaiselvi. Exploration of artificial neural network [ANN] to predict the electrochemical characteristics of lithium-ion cells [J]. *Electrochimica Acta*, 2007, 53(4): 1877–1882.
- [20] J D Kozłowski, C S Byington, A K Garga, et al. Model-based predictive diagnostics for electrochemical energy sources [C]. *Proceedings of the Aerospace Conference*, 2001, IEEE Proceedings, vol.6, pp.3149–3164.

## Review on Foreign Status of Life Prediction of Lithium-ion Batteries

LUO Wei-lin, ZHANG Li-qiang, LV Chao, WANG Li-xin

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** Life prediction is an important aspect of lithium ion battery health management. The foreign battery life prediction methods appeared in nearly 10 years were classified and reviewed, in which the performance based method was expounded in detail. At last, the conclusion that taking full advantage of the battery mechanism model and aging mechanism analysis to explore more deep battery life characteristics is the development direction of the future battery life prediction was given.

**Key words:** review; battery; life prediction