

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.226001

# 基于低频阻抗谱和健康特征融合的锂离子电池健康状态 主动探测方法研究

孙丙香, 苏晓佳, 马仕昌, 张维戈, 张珺玮, 付智城, 赵博

(北京交通大学国家能源主动配电网技术研发中心, 北京 100044)

**摘要:** 准确的健康状态估计对锂离子电池管理具有重要意义。健康状态通常用衰退后的容量来表征, 传统的容量估计主要被动采集电池的电压、电流和温度三种信号, 进而提取与容量相关的特征, 对充放电曲线的完整性和规则性要求较高。所提出的方法基于充电过程中探测的低频阻抗谱, 提取五个健康特征, 其中包含三个新的具有物理意义的健康特征, 分别为修正的 Warburg 因子、伪锂离子扩散状态以及其经验模态分解后的残值, 在锂离子电池内部动力学特征与外部老化特征之间架起了一座桥梁并且与容量具有强相关性。锂离子电池容量估计模型优化前决定系数  $R^2$  不到 0.6。通过健康特征融合, 从整体角度考量变量组间的相关性, 能够大幅度提高模型估计精度, 决定系数  $R^2$  可以达到 0.935 7, RMSE 为 0.374 9 mAh 和 MAPE 为 0.836 2 mAh。

**关键词:** 锂离子电池; 健康状态; 低频电化学阻抗谱; 健康特征融合; 经验模态分解; 多元线性回归

## An active detection method of li-ion battery health state based on low-frequency EIS and health feature fusion

SUN Bingxiang, SU Xiaojia, MA Shichang, ZHANG Weige, ZHANG Junwei, FU Zhicheng, ZHAO Bo  
(National Active Distribution Network Technology Research Center (NANTEC),  
Beijing Jiaotong University, Beijing100044, China)

**Abstract:** Accurate health state estimation is of great importance for li-ion battery management. The health state is usually characterized by the post-decay capacity. Traditional capacity estimation mainly passively collects three signals of battery voltage, current and temperature, and then extracts the capacity-related features. This requires high integrity and regularity of the charging and discharging curves. The method in this paper extracts five health features based on the low-frequency electrochemical impedance spectroscopy detected during charging, including three new physically significant health features, namely the modified Warburg factor, the pseudo lithium-ion diffusion state and the residual value after its empirical mode decomposition. This bridges the gap between the internal kinetic features and the external aging features of li-ion batteries and has a strong correlation with capacity. The determination coefficient  $R^2$  of the li-ion battery capacity estimation model before optimization is less than 0.6. By fusing the health features and considering the correlation between the variable groups from a holistic perspective, the model estimation accuracy can be significantly improved, and  $R^2$  can reach 0.935 7. RMSE is 0.374 9 mAh and MAPE is 0.836 2 mAh.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52177206 and No. 51907005).

**Key words:** Li-ion battery; state of health; low-frequency electrochemical impedance spectroscopy; health feature fusion; empirical mode decomposition; multiple linear regression

## 0 引言

中国制造《2025》为我国节能和新能源汽车产

业发展指明了方向, 新能源汽车将成为我国汽车业发展的未来之车, 同时带动了动力电池产业的迅猛发展<sup>[1-2]</sup>。但随着长期存储或充放电循环使用, 锂离子电池会经历不可逆的衰退<sup>[3-6]</sup>, 影响设备运行的可靠性, 严重时还会造成重大的经济损失或安全事故<sup>[7]</sup>。

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52177206, 51907005)

锂离子电池容量评估是电池管理系统的核心功能,是电池荷电状态(State of Charge, SOC)、健康状态(State of Health, SOH)、续航里程预测和剩余寿命(Remaining Useful Life, RUL)估计的前提基础<sup>[8-11]</sup>,是制定电池组均衡策略的理论依据<sup>[12-13]</sup>,快速评估锂离子电池的容量并精确预测锂离子电池的可服役时间,对于失效预警和提高可靠性等方面具有重要意义。

目前健康特征主要依靠充放电曲线、容量增量曲线(Incremental Capacity, IC)和电化学阻抗谱(Electrochemical Impedance Spectroscopy, EIS)进行提取。基于充电曲线常见的电池特征参数有:初始充电电压、恒流阶段充电容量、恒压阶段充电容量<sup>[14]</sup>。文献[15]以初始容量标定曲线为基准曲线,对全寿命周期内全部 25℃标准容量测试完整的充电曲线进行缩放平移,利用遗传算法提取 2 个不动电压特征点进行容量估计。文献[16]选择电池温度、充电倍率、预定义电压之间的充电时长、静置阶段最小曲率半径和预定义电压之间的充电容量作为健康特征。其次,文献[17]基于恒流充电数据提取了 IC 峰值、对应电压、IC 峰区域容量和能量作为健康特征,但容易受到测量值噪声的影响,并且以 IC 峰值电压为 midpoint,选取固定电压窗口,对充电电压区间的覆盖性要求较高。文献[18]选取 IC 曲线上不同峰谷的高度作为健康特征,对初始 SOC 状态有要求。以上基于 IC 和充电曲线方法依赖数据的完整性,考虑到车主对续航里程的焦虑心理,针对快速补电的情况,这些健康特征较难获取;而且充电工况一般都是恒流或恒流恒压充电,在实际工程应用中,阶梯式充电策略更加常见,以上的特征参数是否仍可以适用于实际工况还有待验证。相比之下,EIS 有显著优势被应用于容量和 SOH 的快速测试以取代耗时的传统容量测量。文献[19]依据广泛的数据集,提取 EIS 中欧姆阻抗、固体电解质界面(Solid Electrolyte Interphase, SEI)膜阻抗、电荷转移阻抗作为健康特征。通过线性回归分别拟合了容量和健康特征的函数关系。文献[20]并未提取 EIS 特征,而是通过机器学习方法训练三个温度下的 EIS 数据进而估计容量和 RUL。文献[21]应用 EIS 表征退役磷酸铁锂电池的性能,发现电池的不一致性导致 Nyquist 图的差异性,特别是阻抗谱的低频段差异性更大。

EIS 可以同时反映锂离子电池外部电气特性和内部化学特征,并且低频段包含了更丰富的电池信息,对采集频率要求不苛刻<sup>[22]</sup>。结合充电工况的规则性和容易控制的特点,在充电过程中施加方波或阶梯波电流激励,并通过傅里叶分解、小波分解<sup>[23-25]</sup>

及正弦曲线拟合能够获得低频 EIS<sup>[26]</sup>,实现锂离子电池健康状态的主动探测。表 1 总结了上述健康特征提取现状。

表 1 健康特征提取现状

来源	健康特征提取	特点
充放电曲线	初始充电电压、恒流阶段充电容量、恒压阶段充电容量、温度、充电倍率、固定电压区间内充电时间和容量等	从数学角度对曲线缩放,缺少模型机理、对充放电曲线完整性、规律性要求高
IC 曲线	峰高度、峰对应电压、峰面积及区域内容量、能量等	易受测量噪声影响,对充放电曲线完整性、规律性要求高
EIS	欧姆阻抗、半圆直径、电荷转移阻抗和特征频率等	测试时间短、具有物理意义、不依赖充放电曲线

针对以上健康特征难提取的问题,本文主要通过低频 EIS 数据提取五个具有物理意义的健康特征;考虑到健康特征之间并非相互独立,通过典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)将多维的健康特征线性组合成一维的综合变量,利用综合变量和电池容量之间的相关关系来反映整体相关性;结合多元线性回归实现锂离子电池容量的快速估计。本文重点挖掘低频 EIS 涵盖的锂离子电池状态信息,规避了传统充放电容量测试时间长的问题,打破了对充放电过程数据的依赖,为在线辨识 EIS 聚焦方向,增加主动探测手段。研究健康状态主动探测是对状态评估及安全预警的必要补充,更是未来趋势。

## 1 基于低频 EIS 健康特征提取与信号处理

### 1.1 健康特征提取

锂离子电池的主要电极反应是锂离子在正极或负极材料中的嵌入或脱嵌,锂离子扩散系数是研究电极动力学性能的重要手段。低频 EIS 是反应产物在活性颗粒内部的扩散传质过程,通常用浓差极化阻抗表征,是影响电池容量衰减的重要因素。EIS 技术可通过频率区分电极过程的控制步骤,当阻抗平面图上有 Warburg 阻抗,可以用来计算锂离子扩散系数,其计算公式为<sup>[27-28]</sup>

$$D_{Li^+} = \frac{R^2 T^2}{2A^2 n^4 F^4 C^2 \sigma^2} \quad (1)$$

式中:理想气体常数  $R = 8.314 \text{ J}/(\text{mol K})$ ;绝对温度  $T = 298.15 \text{ K}$ ;电解液与电极之间的接触面积  $A$ ;电子转移数  $n$ ;法拉第常数  $F = 96487 \text{ C}/\text{mol}$ ;  $C$  为电极中锂离子的浓度;  $\sigma$  是 Warburg 因子。从公式

(1)可以看出,  $A$ 、 $n$ 、 $C$  都是较难获得的参数, 特别是电极中锂离子浓度会受到温度、SOC 和 SOH 的影响。观察发现  $\sigma^2$  与锂离子扩散系数呈反比关系,  $\sigma$  可以根据 Warburg 阻抗进一步确定。

许多文献中定义 Warburg 阻抗是斜率为  $\pi/4$  的直线<sup>[24]</sup>, 如公式(2)所示。

$$Z_w = \sigma\omega^{-1/2} - j\sigma\omega^{-1/2} \quad (2)$$

但是随着电池组衰退, 不一致性逐渐增强, Warburg 阻抗角度表现出了明显的差异性, 故本文使用 Warburg 阻抗的实际角度代替经验角度  $\pi/4$ , 更准确地描述电池的阻抗特性, 如公式(3)所示。

$$Z_w = W_d(j\omega)^{-\alpha} \quad (3)$$

类比 SOH, 定义了两个参数描述锂离子扩散系数状态, 分别为伪锂离子扩散系数(Pseudo Li-ion Diffusion Coefficient, PLDC)和伪锂离子扩散状态(Pseudo Li-ion Diffusion State, PLDS)。

健康特征提取的计算步骤如下:

1) 将频率  $f = [10 \text{ mHz}, 2 \text{ Hz}]$  范围内的阻抗数据记为  $(\text{Re}_{f,\text{ini}}, \text{Im}_{f,\text{ini}})$ , 这里  $f_{\text{min}} = 10 \text{ mHz}$  为最低频率, 下标 ini 表示原始阻抗数据。

2) 对数据  $(\text{Re}_{f,\text{ini}}, \text{Im}_{f,\text{ini}})$  进行坐标变换, 得到  $(\text{Re}_{f,\text{tran}}, \text{Im}_{f,\text{tran}})$ , 如公式(4)所示。

3) 计算每相邻两个频率点的斜率, 记第一个大于 0.5 的频率为  $f_{\text{set}}$ , 并记录频率  $f_s = [f_{\text{set}}, f_{\text{min}}]$  范围内的有效阻抗数据为  $(\text{Re}_{f_s,\text{vali}}, \text{Im}_{f_s,\text{vali}})$ 。

4) 计算  $(\text{Re}_{f_s,\text{vali}}, \text{Im}_{f_s,\text{vali}})$  的阻抗模  $|Z_w|$ 。

5) 线性拟合  $(\text{Re}_{f_s,\text{vali}}, \text{Im}_{f_s,\text{vali}})$ , 得到拟合斜率  $p$ 。

6) 根据公式(5)计算  $W_d$ , PLDC 和 PLDS。

$$\text{Re}_{f,\text{tran}} = \text{Re}_{f,\text{ini}} - \text{Re}_{2\text{Hz}}, \text{Im}_{f,\text{tran}} = \text{Im}_{f,\text{ini}} - \text{Im}_{2\text{Hz}} \quad (4)$$

$$\begin{cases} |Z_w| = \sqrt{\text{Re}^2 + \text{Im}^2} \\ \alpha = 2 \tan^{-1}(p)/\pi \\ W_d = |Z_w|/\omega^{-\alpha} \\ PLDC = 1/W_d^2 \\ PLDS = PLDC_{\text{cur}}/PLDC_{\text{ini}} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\omega$  是角频率;  $W_d$  定义为修正后的 Warburg 因子, 后文中出现的 Warburg 因子都指代这个参数;  $\alpha \in [0, 1]$ ; 下标 cur 和 ini 分别表示当前状态和初始状态。本文基于低频 EIS 提取了五个健康特征, 分别为:  $W_d$ 、PLDS、PLDSr、阻抗实部  $\text{Re}(f_{\text{set}})$  和阻抗虚部  $-\text{Im}(f_{\text{set}})$ 。其中 PLDSr 是信号 PLDS 经验模态分解后得到的残值, 能够描述电池长期容量衰退平滑趋势, 具体计算在 1.2 小节。健康特征提取

流程如图 1 所示。值得注意的是  $W_d$ 、PLDS 及其衍生参数 PLDSr 是三个新提出的健康特征, 作为一个桥梁作用, 对外可以描述容量衰减趋势, 对内可以体现电极动力学规律, 将锂离子电池内部反应机理与外部老化特征紧密相连。

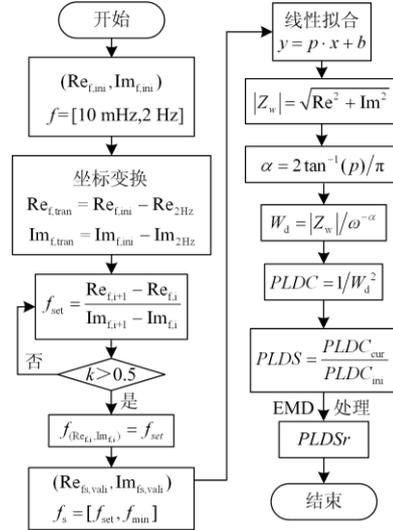


图 1 健康特征提取流程图

Fig. 1 Flow chart of health feature extraction

## 1.2 经验模态分解 EMD

EMD 是一种自适应信号处理方法, 其依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解, 无须预先设定任何基函数。它能使任何复杂信号分解为有限个本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF), 所分解出来的各 IMF 分量包含了原信号的不同时间尺度的局部特征信号, 具有自适应性<sup>[29-30]</sup>。

分解过程是找到原数据序列所有的极大值点和极小值点, 并将所有的极值点通过三次样条插值函数拟合形成数据的上下包络线, 由原数据减去包络平均后的新数据, 若还存在负的局部极大值和正的局部极小值, 说明这还不是一个本征模函数, 需要继续进行分解。最终我们将数据分解为  $n$  个经验模式, 并得到一个残差, 如式(6)所示。

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (6)$$

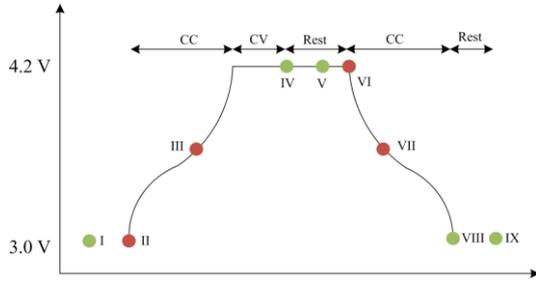
式中:  $n$  表示分解出 IMF 的个数;  $c_i$  表示第  $i$  个 IMF;  $r_n$  代表残值。停止筛选过程的标准如公式(7)所示。

$$SD = \sum_{t=0}^T \left[ \frac{|(h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t))|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} \right] \quad (7)$$

式中:  $T$  为数据时间长度,  $h_{1(k-1)}(t)$ 、 $h_{1k}(t)$  分别表示第  $(k-1)$  和第  $k$  次分解序列, 典型  $SD$  选值为 0.2~0.3。

## 2 锂离子电池循环老化数据

本文使用文献[17]公开的数据集验证健康特征的有效性。其中包含了 12 支容量为 45 mAh 的 LiCoO<sub>2</sub>/graphite 老化循环数据。12 支电池分别在三个 25 °C、35 °C 和 45 °C 环境温度下循环。每个循环包含 1C 恒流充电至 4.2 V 和 2C 放电至 3 V。在一个充放电循环中选择了 9 个时刻进行 EIS 测试，如图 2 所示。EIS 测试工况为幅值 5 mA 的对称正弦波，测试频率范围是 20 kHz~0.02 Hz，如图 3 所示。本文选择电池充电前状态(I)的低频 EIS 信息提取健康特征。所有的电池循环老化寿命终止条件为容量衰退到初始容量的 80%。



注: I: 充电前; II: 开始充电; III: 充电 20 min 后; IV: 充电结束; V: 静置 15 min 后; VI: 开始放电; VII: 放电 10 min 后; VIII: 放电结束; IX: 静置 15 min 后。红(绿)点对应有(无)直流电流。

图 2 恒流恒压(CC-CV)充电和放电期间, 在九种不同状态(表示为 I-IX)下收集 EIS 数据

Fig. 2 EIS data are collected at nine different states (representing as I-IX) during constant current-constant voltage (CC-CV) charging and discharging

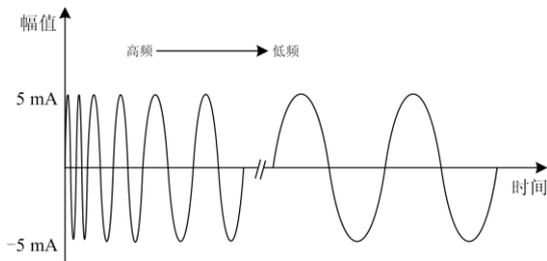


图 3 典型 EIS 测试工况示意图

Fig. 3 Schematic diagram of typical EIS test conditions

## 3 基于健康特征融合的锂离子电池容量估计

### 3.1 健康特征及皮尔逊相关性分析

公开的数据集中, 所有的电池首先要在 25 °C 进行 30 次充放电循环, 并规定第 30 次循环的放电容量为电池的初始容量。图 4 所示 25 °C 循环老化电池容量衰退规律, 尽管 1#—8# 电池的循环条件完全相同, 但电池的循环次数存在显著差异, 可能是电池

制作工艺的差异性所导致。容量的差异也会在健康特征的演变趋势中体现。

交流阻抗测试是给电池施加一个足够小的交流扰动信号, 测量锂离子电池的交流阻抗特性。如图 5 所示, 低频 EIS 随着电池衰退逐渐向平面右上方方向移动, 这表明 EIS 与容量具有一定相关性, 并且中低频拐点频率的阻抗实部与虚部较容易识别。由于激励信号比较小, 1# 电池单体 90% SOH 处 EIS 可能由于测量误差的影响表现异常。

根据图 5 的低频 EIS, 图 6 提取了电池全生命

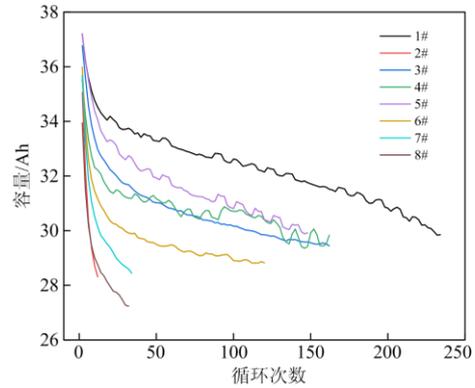


图 4 25 °C 循环老化电池容量

Fig. 4 Cyclic aging battery capacity at 25 °C

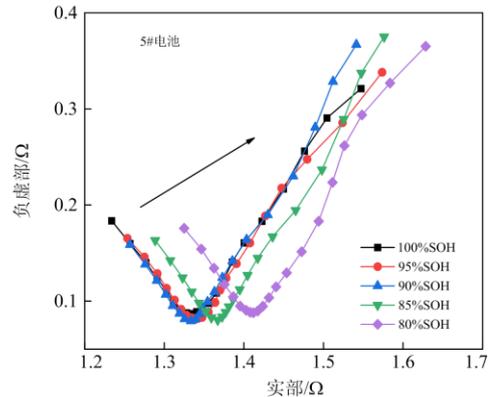
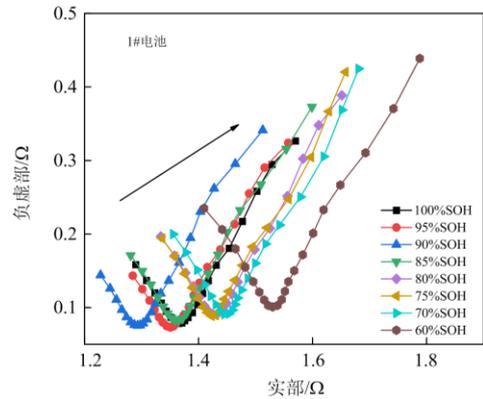


图 5 不同 SOH 阶段低频 EIS

Fig. 5 Low-frequency EIS at different SOH

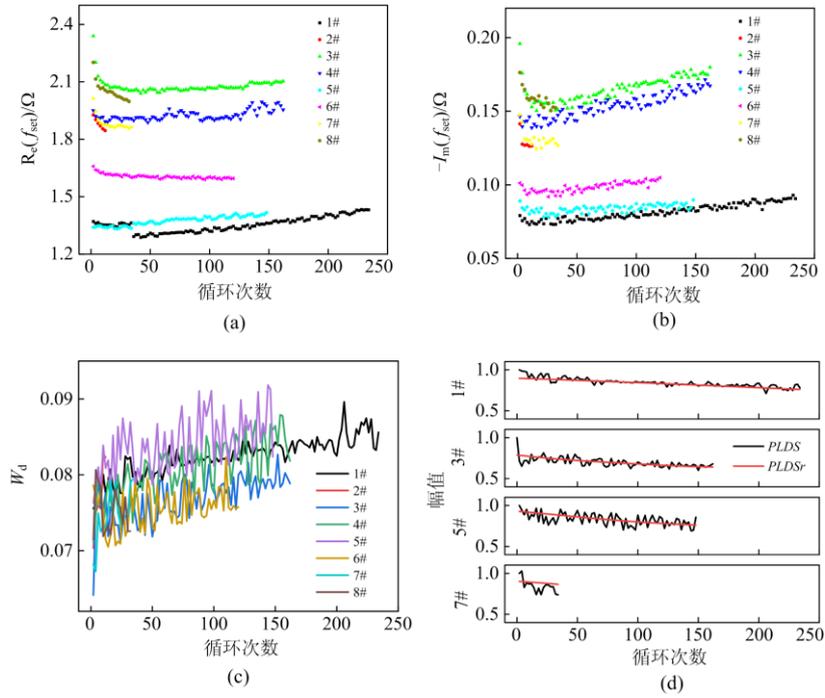


图 6 健康特征-阻抗实部虚部, Warburg 因子, PLDS, PLDSr

Fig. 6 Health feature-real part and imaginary part of impedance, Warburg factor, PLDS and PLDSr

周期健康特征, 随着电池循环老化, 特征频率点的阻抗实部和虚部均逐渐增大, 如图 6(a)、6(b)所示。在循环初期容量急速降低, 随后线性减小, 阻抗则展示了相反的变化规律, 先减小后逐渐增大。图 (c)Warburg 因子具有波动性, 但整体上与容量衰退负相关。由其衍生的 PLDS 如图 6 (d)表示, 随着循环进行数值逐渐降低, 揭示了锂离子电池容量衰退是由于锂离子扩散系数降低, 导致锂离子在正负极之间的传导、扩散阻力增加, 电池阻抗增加, 容量和功率性能大幅降低。这与图 6(a)、6(b)描述的阻抗特征演变趋势一致。同时, 容量的衰减趋势可以描述为在平滑长期下降趋势的基础上叠加了不连续的短期波动。对 PLDS 信号进行经验模态分解得到 PLDSr, 用来刻画容量衰减长期平滑下降趋势。通过以上分析, PLDS 表现出了独特的优势, 能够同时包含阻抗特征和容量特征的演变规律。

图 7 分析了上述五个健康特征与容量的相关关系, Warburg 因子  $W_d$  与容量呈现负相关性, 由 Warburg 因子推演的参数 PLDS 定义为伪锂离子扩散系数, 与容量是正相关关系, 该参数的变化趋势从电化学机理方面揭示了锂离子扩散系数降低是导致电池容量衰退的原因之一。锂离子在正负电极之间嵌入、脱嵌的能力变差, 对外表现为阻抗增加。阻抗实部和阻抗虚部与容量呈负相关性, 阻抗增加

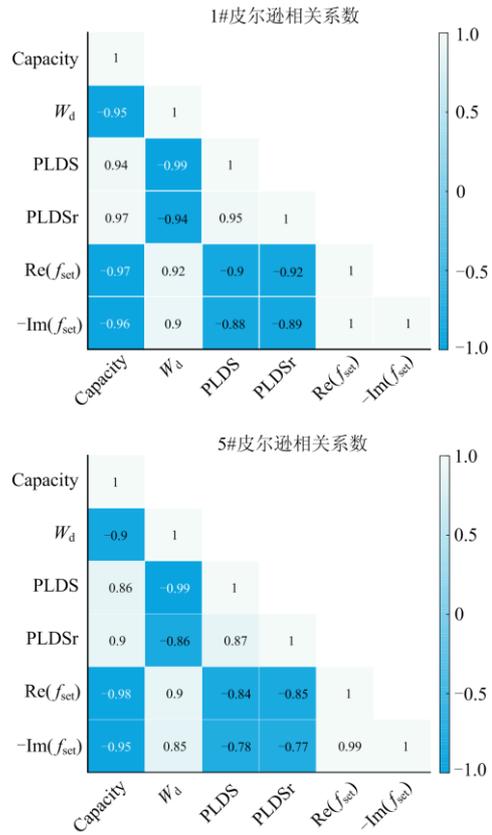


图 7 皮尔逊相关性分析

Fig. 7 Pearson correlation analysis

导致锂离子电池功率和容量性能大幅衰退。PLDSr 表示容量衰减平滑的趋势线，与容量表现出了强相关性。这五个健康特征涵盖了刻画外特性的阻抗特征，以及表征内特性的锂离子扩散特征，使得健康特征具有明确的物理意义。有助于探究容量衰退主因，为健康状态的主动探测提供更有力的理论依据。

### 3.2 典型相关性分析(CCA)

简单相关系数描述两组变量相关关系的缺点是孤立考虑单个  $X$  与单个  $Y$  间的相关，没有考虑  $X$ 、 $Y$  变量组内部各变量间的相关性。典型相关性分析是研究两组变量之间相关性的一种统计分析方法，考虑两组变量的线性组合，并研究它们之间的相关系数。在所有的线性组合中，找一对相关系数最大的线性组合，用这个组合的单相关系数来表示两组变量的相关性，叫作两组变量的典型相关系数，而这两个线性组合叫作一对典型变量。

具体而言，由已提取的健康特征构成五维列向量  $X(5 \times D)$ ，容量是一维列向量  $Y(1 \times D)$ 。我们的目标是找到两个线性组合  $U = a^T X$  和  $V = b^T Y$  使得两个转换变量之间的相关性达到最大化。将得到的五个健康特征进行线性组合，得到一个综合变量，能从整体上描绘组间变量的相关性。另外，对于一维容量数据，只有一对典型相关变量  $U$  和  $Y$ ，即得到一维健康特征融合向量。

如表 2 所示，5# 单体电池的典型相关系数为 0.969，与图 7 中 5 个独立的皮尔逊相关系数的平均值相比，健康特征融合后相关性提高 5.56%。结果说明：与提取的独立健康特征相比，健康特征融合与电池容量衰退的关系更密切；健康特征之间并非相互独立，融合后的综合变量能够包含健康特征之间的内在关联关系；融合能够对数据实现降维，降低了模型运算压力。因此，本文采用融合的健康特征来估计锂电池容量。

表 2 典型相关性分析结果

Table 2 Results of CCA

电池	1#	2#	3#	4#	5#	6#	7#	8#
相关系数	0.979	1	0.997	0.875	0.969	0.961	0.996	0.991

### 3.3 基于多元线性回归估计锂离子电池容量

由图 4 可知，八只电池单体的差异严重，有部分电池只循环了十几次便到达循环寿命终止条件。在样本数量少、单体间循环差异大的情况下。本文选择 1# 和 3# 电池单体训练模型，用 5# 电池单体进行模型验证。基于 Matlab 中 Regression Learner App，选择有理二次高斯过程回归训练模型，锂离子电池的容量估计流程如图 8 所示。其中基函数为

常量，核函数为有理二次函数，如式(8)所示。核尺度、信号标准差和 Sigma 均是自动模式。

$$k(x, y) = 1 - \frac{\|x - y\|^2}{\|x - y\|^2 + c} \quad (8)$$

式中， $c$  为常数。

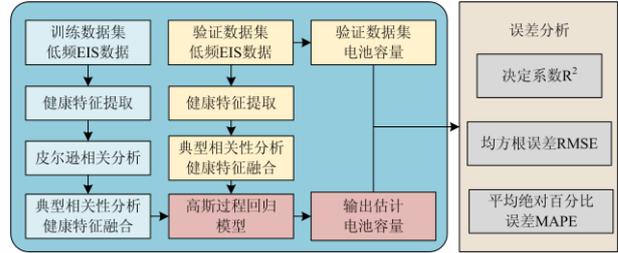
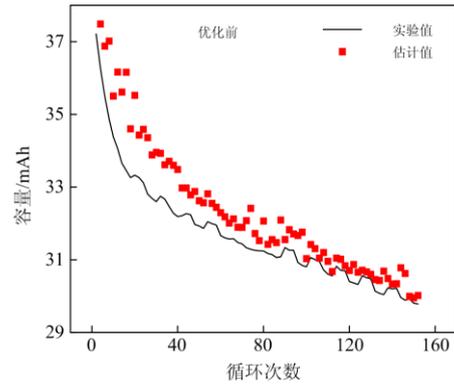
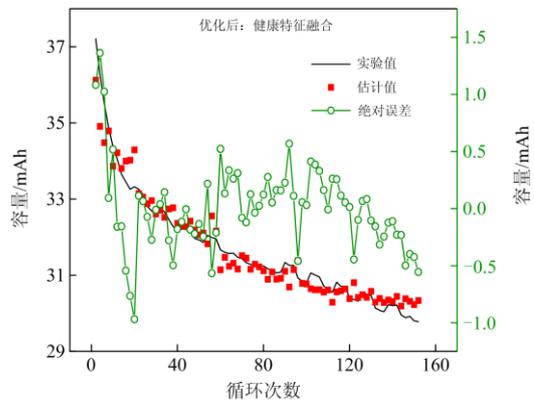


图 8 基于多元线性回归模型的锂离子电池容量估计流程图  
Fig. 8 Flowchart of multiple linear regression-based models for li-ion battery capacity estimation

图 9(a)所示的模型训练输入是五维的健康特征矩阵，明显其容量估计效果不理想，决定系数  $R^2$  为 0.598 6，均方根误差 RMSE 为 0.941 6 mAh，平均绝对百分比误差 MAPE 为 2.274 7 mAh。相反，



(a) 健康特征优化前



(b) 健康特征融合

图 9 5# 单体电池容量估计结果

Fig. 9 Capacity estimation results of 5# cell

图 9(b)训练输入为健康特征融合后的一维向量。验证展示出较好的容量估计结果, 最大绝对误差为 1.5 mAh, 决定系数  $R^2$  为 0.935 7, RMSE 为 0.374 9 mAh, MAPE 为 0.836 2 mAh。当模型输入为融合后的健康特征, 该模型的拟合优度越大, 融合后的健康特征对容量的解释程度越高, 表明健康特征融合能够更加准确地跟踪锂离子电池老化行为。

## 4 结论

本文基于低频阻抗谱提取了具有物理意义的健康特征, 通过典型相关性分析, 将多个健康特征进行线性融合, 提出了一种锂离子电池健康状态主动探测方法, 克服了对充放电曲线完整性、规则性的依赖。同时, 低频 EIS 响应时间与时域时间尺度接近, 对采样频率要求不高, 有利于在线辨识阻抗, 探测锂离子电池电化学参数, 实现更准确的锂离子电池状态检测和安全评估。本文的主要结论总结如下:

1) 新提出的 Warburg 因子、伪锂离子扩散状态  $PLDS$  和描述容量长期平滑下降趋势的  $PLDS_r$  分别与容量具有强相关性, 皮尔逊相关系数基本在 0.9 左右。

2) 健康特征融合后的典型相关系数在 0.95 以上, 比皮尔逊系数的平均值提高 5.56%, 融合后的健康特征能够更准确地描述容量衰减行为。同时, 容量估计模型的输入数据从 5 维降至 1 维, 数据降维能够降低电池管理系统运行压力。

3) 优化前的锂离子电池容量估计模型决定系数  $R^2$  不到 0.6。健康特征融合后的模型估计精度大幅度提高,  $R^2$  可以达到 0.935 7, RMSE 为 0.374 9 mAh, MAPE 为 0.836 2 mAh。

## 参考文献

- [1] 孔顺飞, 胡志坚, 谢仕炜, 等. 考虑分布式储能与电动汽车充电网络的配电网多目标规划[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(1): 106-116.  
KONG Shunfei, HU Zhijian, XIE Shiwei, et al. Multi-objective planning of distribution network considering distributed energy storage and electric vehicle charging network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(1): 106-116.
- [2] 韩峰, 曾成碧, 苗虹. 计及 EV 与可再生能源的家庭微电网能源管理系统[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(1): 79-86.  
HAN Feng, ZENG Chengbi, MIAO Hong. Study on the energy management system of an electric vehicle and renewable energy in home micro-grid[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(1): 79-86.
- [3] 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.
- [4] JOHNEN M, PITZEN S, KAMPS U, et al. Modeling long-term capacity degradation of lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 34.
- [5] 唐传雨, 韩华春, 史明明, 等. 基于 DEKF 的储能电池系统 SOC 估计方法研究[J]. 电力工程技术, 2021, 40(3): 7-14.  
TANG Chuanyu, HAN Huachun, SHI Mingming, et al. SOC estimation method of battery energy storage system for BMS test platform[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(3): 7-14.
- [6] 缪家森, 成丽珉, 吕宏水. 基于 PSO-ELM 的储能锂电池荷电状态估算[J]. 电力工程技术, 2020, 39(1): 165-169, 199.  
MIAO Jiasen, CHENG Limin, LÜ Hongshui. Estimation of state of charge of energy storage lithium battery based on PSO-ELM[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(1): 165-169, 199.
- [7] PETERSON S B, APT J, WHITACRE J F. Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization[J]. Journal of Power Sources, 2010, 195(8): 2385-2392.
- [8] 张朝龙, 赵筛筛, 章博. 基于因子分析与 K-means 聚类的退役动力电池快速分选方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 41-47.  
ZHANG Chaolong, ZHAO Shaishai, ZHANG Bo. A fast classification method based on factor analysis and K-means clustering for retired electric vehicle batteries[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 41-47.
- [9] 刘思强, 叶泽, 吴永飞, 等. 电化学储能项目商业价值量化模型及竞争策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 41-49.  
LIU Siqiang, YE Ze, WU Yongfei, et al. Study on commercial value quantification model and competitive strategy of electrochemical energy storage projects[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 41-49.
- [10] LAI X, JIN C, YI W, et al. Mechanism, modeling, detection, and prevention of the internal short circuit in lithium-ion batteries: recent advances and perspectives[J]. Energy Storage Materials, 2021, 35(3): 470-499.
- [11] MURTY V V S N, KUMAR A. Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources

- and battery energy storage systems[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2020, 5(1): 1-20.
- [12] 李建林, 李雅欣, 黄碧斌, 等. 退役动力电池一致性评估及均衡策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(12): 1-7.  
LI Jianlin, LI Yaxin, HUANG Bibin, et al. Research on consistency evaluation and control strategy of a retired power battery[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(12): 1-7.
- [13] 程俊, 曲妍, 李媛, 等. 基于剩余电量估计的电池组充放电均衡策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(3): 122-129.  
CHENG Jun, QU Yan, LI Yuan, et al. Charge and discharge equalization strategy for battery packs based on remaining capacity estimation[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(3): 122-129.
- [14] LI Xiaoyu, WANG Zhenpo, ZHANG Lei, et al. State-of-health estimation for li-ion batteries by combing the incremental capacity analysis method with grey relational analysis[J]. *Journal of Power Sources*, 2019, 410-411: 106-114.
- [15] HU Chao, JAIN G, ZHANG Puqiang, et al. Data-driven method based on particle swarm optimization and k-nearest neighbor regression for estimating capacity of lithium-ion battery[J]. *Applied Energy*, 2014, 129: 49-55.
- [16] ZHANG Shuzhi, ZHANG Xiongwen. A multi time-scale framework for state-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery under optimal operating temperature range[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 35.
- [17] ZHANG Caiping, WANG Yubin, GAO Yang, et al. Accelerated fading recognition for lithium-ion batteries with nickel-cobalt-manganese cathode using quantile regression method[J]. *Applied Energy*, 2019, 256.
- [18] GUO Yongfang, HUANG Kai, HU Xiaoya. A state-of-health estimation method of lithium-ion batteries based on multi-feature extracted from constant current charging curve[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 36.
- [19] KIM J Y, KIM J Y, KIM M K, et al. Health monitoring of mechanically fatigued flexible lithium ion battery by electrochemical impedance spectroscopy[J]. *Microelectronics Reliability*, 2020, 114.
- [20] GARGH P, SARKAR A, LUI Y H, et al. Correlating capacity fade with film resistance loss in fast charging of lithium-ion battery[J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 485.
- [21] ZHANG Yunwei, TANG Qiaochu, ZHANG Yao, et al. Identifying degradation patterns of lithium ion batteries from impedance spectroscopy using machine learning[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1).
- [22] 沈迪, 阮海军, 姜久春, 等. 一种锂离子电池的 EIS 快速测量方法: 中国, ZL201611070664.0[P]. 2017-07-21.
- [23] 张利中, 穆苗苗, 赵书奇, 等. 再利用退役锂电池的性能评估[J]. *电源技术*, 2018, 42(7): 44-47.  
ZHANG Lizhong, MU Miaomiao, ZHAO Shuqi, et al. Performance assessments of retired lithium-ion power batteries for reuse[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2018, 42(7): 44-47.
- [24] KAWADE U V, JAYSWAL M S, AMBALKAR A A, et al. Surface modified  $\text{Li}_4\text{Ti}_5\text{O}_{12}$  by paper templated approach for enhanced interfacial  $\text{Li}^+$  charge transfer in li-ion batteries[J]. *RSC Advances*, 2018, 8(67): 38391-38399.
- [25] FU Bi, SU Yong, YU Junxi, et al. Single crystalline nanorods of  $\text{Na}_{0.44}\text{MnO}_2$  enhanced by reduced graphene oxides as a high rate and high capacity cathode material for sodium-ion batteries[J]. *Electrochimica Acta*, 2019, 303: 125-32.
- [26] WANG Jiaju, SUN Bingxiang, SU Xiaojia, et al. Research on low frequency online measurement method of lithium-ion battery EIS based on step wave[C] // The 34th International Electric Vehicle Symposium & Exhibition, June 25-28, 2021, Nanjing, China.
- [27] LI Xiaoyu, YUAN Changgui, WANG Zhenpo. Multi-time-scale framework for prognostic health condition of lithium battery using modified Gaussian process regression and nonlinear regression[J]. *Journal of Power Sources*, 2020, 467.
- [28] TAGADE P, HARIHARAN K S, RAMACHANDRAN S, et al. Deep Gaussian process regression for lithium-ion battery health prognosis and degradation mode diagnosis[J]. *Journal of Power Sources*, 2020, 445.
- [29] YANG Duo, ZHANG Xu, PAN Rui, et al. A novel Gaussian process regression model for state-of-health estimation of lithium-ion battery using charging curve[J]. *Journal of Power Sources*, 2018, 384: 387-395.
- [30] LI Xiaoyu, YUAN Changgui, LI Xiaohui, et al. State of health estimation for li-ion battery using incremental capacity analysis and Gaussian process regression[J]. *Energy*, 2020, 190.

收稿日期: 2021-10-12; 修回日期: 2021-12-10

作者简介:

孙丙香(1979—), 女, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为锂离子电池成组应用技术, 包括建模与仿真、热特性与低温加热策略、优化充电、储能电池性能评估与经济性分析等; E-mail: bxsun@bjtu.edu.cn

苏晓佳(1993—), 女, 博士研究生, 研究方向为锂离子电池建模及充估一体化技术。E-mail: 17117426@bjtu.edu.cn

(编辑 葛艳娜)