

# 储能电池运行数据的拼接与重构

赵伟森<sup>1,2</sup>, 王继业<sup>1,2</sup>, 李相俊<sup>2</sup>

- (1. 合肥工业大学电气与自动化工程学院, 合肥 230009;  
 2. 可再生能源并网全国重点实验室(中国电力科学研究院有限公司), 北京 100192)

**摘要:** 针对现有电池管理系统(battery management system, BMS)采集的电池运行数据质量低、运行工况复杂、缺乏完整的充放电周期数据、多源异构等问题, 运用梯度下降算法研究了锂离子储能电池运行数据的拼接与重构机理, 提出了适用于锂离子储能电池运行工况特征的数据拼接与重构方法。基于电池工况转变时的暂态与稳态特性分析, 揭示了锂离子储能电池运行数据拼接与重构的机理, 联合电压、电流和容量等主要运行参数建立经验性数学方程。明晰储能电池运行数据拼接与重构机理的相关经验值和边界条件, 研究运行工况和电流倍率的演变规律, 在此基础上提出了运行数据拼接与重构的新方法, 经过实验数据与真实运行数据的验证, 表明该方法具有较高的精确度和适应性。

**关键词:** 储能电池; 储能运行数据; 数据拼接与重构; 数据驱动; 数据处理; 锂离子电池

## Splicing and Reconstruction of Energy Storage Battery Operation Data

ZHAO Weisen<sup>1,2</sup>, WANG Jiye<sup>1,2</sup>, LI Xiangjun<sup>2</sup>

- (1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;  
 2. National Key Laboratory of Renewable Energy Grid-Integration (China Electric Power Research Institute), Beijing 100192, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low quality, complex operating conditions, lack of complete charging and discharging cycle data and multi-source heterogeneity of the energy storage battery operation data collected by the existing battery management system (BMS), we studied the mechanism of splicing and reconstruction for lithium-ion energy storage battery operation data by using the gradient descent algorithm, and proposed a method of data splicing and reconstruction suitable for the characteristics of lithium-ion energy storage battery operation conditions. Based on the analysis for the transient and steady state characteristics of the battery when the operating conditions change, the mechanism of splicing and reconstruction for the lithium-ion energy storage battery operation data are revealed. The empirical mathematical equations are established by combining the main operating parameters such as voltage, current and capacity. The empirical values and boundary conditions related to the mechanism of battery operation data splicing and reconstruction are clarified, and the evolution law of operating conditions and current rate is studied. On this basis, a new method of splicing and reconstruction for the lithium-ion energy storage battery operation data is proposed. The experimental data and real operation data verify that the method has high accuracy and adaptability.

**Key words:** energy storage battery; energy storage operation data; data splicing and reconstruction; data-driven; data processing; lithium-ion battery

## 0 引言

储能电池运行数据是基于数据驱动技术进行锂离子储能电池状态评价与故障预测的基础, 也是电池管理系统(battery management system, BMS)需

要涉及的主要工作内容, 对电池运行数据的拼接与重构以及准确的数据处理更有助于数据驱动模型的构建, 并提高数据驱动模型对储能电池的状态评价和故障预测的准确性<sup>[1-5]</sup>。

国内外关于储能电池运行数据拼接与重构技术的研究仍相对较少, 由此也可以体现出该研究内容的珍贵之处。文献[6]中通过运用粒子群算法可实现对不同温度下的荷电状态-开路电压(state of charge-

基金资助项目: 国家自然科学基金(52077202); 国家重点研发计划(2021YFB2400105)。

Project supported by National Natural Science Foundation of China (52077202), National Key Research and Development Program of China (2021YFB2400105).

open circuit voltage, SOC-OCV)曲线进行重构, 不仅节省了实验获取大量数据的时间, 最终运用该重构曲线对 SOC 的估计误差也有最少 40% 的降低。文献[7]同样通过对容量增量(incremental capacity, IC)曲线和 OCV 曲线的拟合实现了锂离子电池容量衰减的诊断并建立了 OCV 曲线的重构模型, 使用的算法包括非线性回归算法并结合随机森林算法进行了修正。文献[8]中应用 CV-Variable 模型实现了恒流充电阶段的电压曲线重构, 这有利于为后续使用容量增量分析方法进行建模, 尤其是在对 IC 曲线进行积分时, 可以使得更多的电池运行数据被利用; 除此之外, 在对恒压阶段的电流曲线进行重构时, 验证了利用极限学习机算法可以取得很好的效果。在进行电池健康度评价时, 电化学阻抗谱(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)技术是公认的有效手段, 但是经常会局限于 EIS 测试过程的繁琐与条件的苛刻, 导致该方法在工程应用领域效率低下, 因此同样可以采取对 EIS 曲线进行重构的思路来提高效率。来鑫等通过几何特征变换与迁移的方法高效高精度地生成了重构曲线<sup>[9]</sup>。文献[10]中同样基于数据驱动的思想使用遗传算法实现了对电池放电曲线的重构, 并基于重构曲线完成了对容量衰减因素的分析。文献[11]中建立了对电化学阻抗 EIS 的重构经验模型, 可实现对电池健康状态(state of health, SOH)的快速评估。文献[12]中应用 Gappy POD 算法实现了对储能电池组核心温度的重构用于对储能电池组核心温度的实时监测与预测, 为储能电池热管理提供了实际工程意义。文献[13]中提出一种基于部分充电数据的电池开路电压(OCV)重构和容量估计曲线重定位方法, 所提方法在短充电段可达 1 000 s 的情况下, 实现了电池 OCV 重构的平均绝对误差小于 20 mV, 容量估计的平均绝对百分比误差小于 1.3%。文献[14]中则利用在线数据集离散曲线片段进行重构退化锂离子电池开路电压(OCV)曲线。文献[15]中基于分频模型对电池管理系统中海量电池组数据压缩与重构, 有效压缩了 BMS 存储电池组运行数据时所占用的存储空间。

现有针对储能电池相关数据的重构技术主要是针对 SOC-OCV 曲线或 EIS 曲线等电池特性曲线进行重构, 很少有针对储能电池运行数据片段进行拼接与重构的研究, 且所用方法很少针对储能电池的机理进行运行数据重构<sup>[16-20]</sup>。除此之外, 目前国内外的历史研究很少有针对储能电池在实际运行过

程中产生的原始数据片段进行拼接与重构的技术或方法, 因此有必要针对储能电池运行过程中的机理进行研究并提出储能电池运行数据的拼接与重构方法<sup>[21-25]</sup>。

在锂离子储能电池的实际工程运行中, 受到调度、电价等原因的影响, 使得充放电过程通常会分为多个阶段进行, 每个阶段的数据采集频率、时间长度和电池运行工况都可能存在差异, 因此可以将锂离子储能电池在实际工程场景中产生的大量运行数据片段进行拼接与重构并形成较长时间范围的充放电过程数据集, 但是仍需要注意数据的连续性和准确性<sup>[26-30]</sup>。拼接与重构后的数据集有助于降低数据获取的成本, 获得更全面、连续的数据, 从而提高后续对锂离子电池的状态评价与故障预测的准确度。除此之外, 经过拼接和重构电池充放电数据片段, 可以获取更详细、更准确、更完整、更连续的电池性能与状态信息, 如电流、电压和容量等。进而优化电池的充放电策略, 提高电池的使用效率, 减少能量损失和浪费, 改善 BMS 的性能。除此之外, 很多模型算法需要完整的充放电曲线才可发挥出其优越性, 如容量增量分析方法等<sup>[31-32]</sup>。

目前储能电池管理系统在采集数据时仅仅只是做了简单的数据处理, 使得数据质量无法完全满足储能电池状态估计与故障检测相关模型的要求, 并且由于储能电站的运行工况各式各样, 导致电池的充放电曲线多为断断续续的数据片段, 很难获得完整、稳定的充放电循环曲线, 从而不利于对其电池机理进行建模与分析<sup>[33-34]</sup>。为了克服以上问题, 本文从工程实际应用出发, 应用统计分析方法和经验建模方法, 针对储能电池的真实运行工况, 进行拼接与重构的机理和方法研究。目标将同型号电池的多条不连续的充放电运行数据片段还原为一条恒流或恒压, 满充或满放的完整且稳定的充放电数据序列, 从而为算法模型提供高质量的数据集, 对储能电池的状态估计与故障检测研究具有实际意义。

## 1 储能电池运行数据的拼接与重构机理

目前, 大部分的相关研究主要是基于多项式拟合、等效电路模型拟合以及机器学习等方法实现锂离子电池运行数据的拼接与重构, 这些方法的相似之处都是通过“白盒”或“黑盒”的方式进行拟合其运行机理, 都会或多或少的加入人工干预的误差和噪音, 精确度较差。而本文中的数据拼接与重构

方法是从工程实际应用出发，通过分析锂离子储能电池实际运行过程中的工况与充放电特性，研究储能电池的实际运行数据特点，进而总结其内部机理。目前为止，学术和工程领域已有多 种先进并成熟的优化算法被广泛应用，如鸡群优化算法<sup>[35]</sup>、梯度下降算法<sup>[36]</sup>及蚁群优化算法<sup>[37]</sup>等。通过运用梯度下降法并结合大量的实验与统计分析形成定量的数学与统计学相关的边界条件与公式，具有较高的准确性。

### 1.1 梯度下降算法建立机理分析模型

#### 1) 损失函数定义

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\} \quad (1)$$

$$J(X) = \sum_{i=2}^m \max(0, |x_i - x_{i-1}| - p)^2 \quad (2)$$

式中： $X$  为所有数据片段的数据集合； $x_m$  为数据集合中第  $m$  个数据点； $p$  为拼接点处的边界值； $J(X)$  为损失函数值。

#### 2) 梯度计算

$$\frac{\partial J}{\partial x_i} = 2(|x_i - x_{i-1}| - p) \cdot \text{sign}(x_i - x_{i-1}) \quad (3)$$

#### 3) 梯度下降

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} - \alpha \frac{\partial J}{\partial x_i^{(t)}} \quad (4)$$

式中： $\alpha$  为学习率； $t$  为迭代次数。

通过不断循环迭代，求解  $\min J(X)$  从而找到拼接点处最优边界条件  $p$ 。

### 1.2 储能电池运行数据拼接与重构机理的相关公式与边界条件

通过运用梯度下降法并结合大量的实验与统计，分析得到锂离子储能电池运行数据拼接与重构机理的相关数学公式与边界条件如下：

#### 1) 数据片段拼接与重构的电流要求：

$$I_d = |I_{\text{front}} - I_{\text{back}}| \leq 5 \text{ A} \quad (5)$$

式中： $I_{\text{front}}$  为前一个数据片段的电流值； $I_{\text{back}}$  为后一个数据片段的电流值； $I_d$  为前后两个数据片段的电流值的差值；并且  $I_d$  需要小于或等于  $5 \text{ A}$ 。

电流的幅值大小反映了电池的真实运行状况，对数据片段进行拼接与重构的过程中如果电流幅值不相等或相差过大将会引起拼接后的数据在电压、容量等各个方面出现突变，造成数据拼接与重构的误差。因此，经过多方面的统计分析得到以上电流幅值的边界条件。

#### 2) 数据片段拼接与重构的累计充/放电容量要求：

$$\begin{cases} C_{\text{front}} = \{C_{\text{front}}^1, C_{\text{front}}^2, C_{\text{front}}^3, \dots, C_{\text{front}}^m\} \\ C_{\text{back}} = \{C_{\text{back}}^1, C_{\text{back}}^2, C_{\text{back}}^3, \dots, C_{\text{back}}^n\} \\ C_{\text{front}}^{\text{end}} = C_{\text{front}}^m \\ C_{\text{back}}^{\text{start}} = C_{\text{back}}^1 \\ C_d = |C_{\text{front}}^{\text{end}} - C_{\text{back}}^{\text{start}}| \end{cases} \quad (6)$$

式中： $C_{\text{front}}$  为前一个数据片段的累计充/放电容量的集合并且该集合共有  $m$  个值； $C_{\text{back}}$  为后一个数据片段的累计充/放电容量的集合并且该集合共有  $n$  个值； $C_{\text{front}}^{\text{end}}$  为前一个数据片段最后一时刻的累计充/放电容量值； $C_{\text{back}}^{\text{start}}$  为后一个数据片段第一时刻的累计充/放电容量值； $C_d$  为前后两个数据片段在拼接点处的累计充/放电容量值的差值。并且进行数据拼接与重构时需满足以下边界条件：

$$C_d = |C_{\text{front}}^{\text{end}} - C_{\text{back}}^{\text{start}}| = 0 \quad (7)$$

用于拼接与重构的数据片段在拼接点处的累计充/放电容量相等是保证拼接与重构后的数据序列连续的必要条件，并且是确保整个拼接与重构过程满足能量守恒原则的约束条件。除此之外，满足以上方程和边界条件有利于后续开展电池寿命评估以及 SOC、SOH、SOE 估计等相关研究。

#### 3) 数据片段拼接与重构的电压要求：

$$\begin{cases} U_{\text{front}} = \{U_{\text{front}}^1, U_{\text{front}}^2, U_{\text{front}}^3, \dots, U_{\text{front}}^m\} \\ U_{\text{back}} = \{U_{\text{back}}^1, U_{\text{back}}^2, U_{\text{back}}^3, \dots, U_{\text{back}}^n\} \\ U_{\text{front}}^{\text{end}} = U_{\text{front}}^m \\ U_{\text{back}}^{\text{start}} = U_{\text{back}}^1 \\ U_d = |U_{\text{front}}^{\text{end}} - U_{\text{back}}^{\text{start}}| \end{cases} \quad (8)$$

式中： $U_{\text{front}}$  为前一个数据片段的电压的集合并且该集合共有  $m$  个值； $U_{\text{back}}$  为后一个数据片段的电压的集合并且该集合共有  $n$  个值； $U_{\text{front}}^{\text{end}}$  为前一个数据片段最后一时刻的电压值； $U_{\text{back}}^{\text{start}}$  为后一个数据片段第一时刻的电压值； $U_d$  为前后两个数据片段在拼接点处的电压值的差值。并且进行数据拼接与重构时需满足以下边界条件：

$$U_d = |U_{\text{front}}^{\text{end}} - U_{\text{back}}^{\text{start}}| \leq 0.005 \text{ V} \quad (9)$$

用于拼接与重构的数据片段在拼接点处的电压需要满足以上方程和边界条件，因为电压是电池运行过程中的重要指标。储能电池系统的最小单元为电池单体，单体电压是区分电池单体运行状况的显著运行指标。而电流往往受各电池单体的串并联

关系, 在数值上经常表现为相等的情况, 无法体现出每个电池单体的运行状态。因此, 保证电压的连续性有助于开展电池故障检测、状态评价等相关研究。

#### 4) 数据片段拼接与重构的电压变化率要求:

$$\left\{ \begin{array}{l} U_{\text{front}} = \{U_{\text{front}}^1, U_{\text{front}}^2, U_{\text{front}}^3, \dots, U_{\text{front}}^m\} \\ U_{\text{back}} = \{U_{\text{back}}^1, U_{\text{back}}^2, U_{\text{back}}^3, \dots, U_{\text{back}}^n\} \\ k_{\text{front}}^{\text{end}} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Delta U_{\text{front}}^m}{\Delta t} \\ k_{\text{back}}^{\text{start}} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Delta U_{\text{back}}^1}{\Delta t} \\ k_d = |k_{\text{front}}^{\text{end}} - k_{\text{back}}^{\text{start}}| \end{array} \right. \quad (10)$$

式中:  $U_{\text{front}}$  为前一个数据片段的电压集合且该集合共有  $m$  个值;  $U_{\text{back}}$  为后一个数据片段的电压集合且该集合共有  $n$  个值;  $k_{\text{front}}^{\text{end}}$  为前一个数据片段最后一时刻的电压变化率;  $k_{\text{back}}^{\text{start}}$  为后一个数据片段第一时刻的电压变化率;  $k_d$  为前后两个数据片段在拼接点处的电压变化率差值。并且进行数据拼接与重构时需满足以下边界条件:

$$k_d = |k_{\text{front}}^{\text{end}} - k_{\text{back}}^{\text{start}}| \leq 0.0001 \quad (11)$$

用于拼接与重构的数据片段在拼接点处的电压变化率需要满足以上方程和边界条件, 以确保电压曲线平滑过渡从而保证数据的连续性和一致性。除此之外, 电压变化率可以直观反映出电池的动态行为如充放电速率、内部电化学反应等, 且可有效防止拼接误差的积累。因此, 有助于开展电池能量和功率的有效估算, 增强对电池性能和效率的评估准确性。

#### 5) 数据片段拼接与重构的暂态时间要求:

由于储能电池在实际运行过程中会在充电、放电、静置 3 种不同工况下切换, 而从一种工况切换至任意另一种工况时都会经历长短不一的暂态时间。因处于暂态阶段的电池电压值会经历或高或低的跳变, 为了使得拼接与重构后的曲线更合理且精确, 需要跳过电池暂态阶段使用已进入稳态阶段的数据片段进行拼接与重构。经过对储能电池的大量实验数据和实际运行数据进行统计分析与研究, 得到电池因切换工况而导致进入暂态阶段的时长经验值如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} T_{\max} = 96 \text{ s} \\ T_{\min} = 61 \text{ s} \\ T_{\text{mean}} = 79.82 \text{ s} \end{array} \right. \quad (12)$$

式中:  $T_{\max}$  为暂态阶段最大时长;  $T_{\min}$  为暂态阶段最小时长;  $T_{\text{mean}}$  为暂态阶段平均时长。由以上结果可以看出电池暂态阶段的持续时长会受各种原因而发生变化。因此, 在进行数据拼接与重构时应使得电池工况变化后所经过的时间  $T$  满足以下条件:

$$T \geq T_{\max} \quad (13)$$

综上所述, 在进行数据拼接与重构时需同时满足以上公式和边界条件, 才可保证两段数据片段进行拼接与重构的合理性与准确性。

## 2 储能电池运行数据的拼接与重构方法

基于上述锂离子储能电池运行数据的拼接与重构机理, 进一步进行相关拼接与重构方法的再构建, 具体流程如下所示:

1) 数据采集: 使用 BMS 中的传感器或储能系统中的监测设备采集锂离子电池充放电过程的数据。获取电池随时间变化的相关运行数据包括电流、电压、累积充/放电容量等关键参数。

2) 数据片段划分: 将采集到的电池运行数据划分为若干片段, 每个片段仅包含一段连续的、稳定的且工况单一的充放电数据。划分的依据可以包括时间变化、电流倍率变化、储能电池运行工况变化等, 并需参考电池所处的实际情况选择一种或多种合适的动态划分方式。

3) 数据清洗和预处理: 一是对已经划分好的锂离子电池充放电数据片段进行数据清洗和预处理, 去除异常数据和噪声干扰; 二是对缺失值进行插值处理, 以便进行后续的数据拼接和重构。

4) 数据片段拼接与重构: 通过如下一系列操作完成对数据片段的初步拼接与重构, 具体流程和详细操作见图 1。

5) 拼接与重构曲线的优化: 对拼接与重构后的充放电曲线进行进一步平滑与优化, 以达到对电池状态评价与故障检测的目标。具体可通过数学/物理/电化学模型以及机器学习算法等进行优化。常见优化算法如下所示:

(1) 数学/物理/电化学模型优化: 建立电池的数学/物理/电化学模型, 根据其基本原理实现对拼接与重构后的曲线进行调整与修正。常用的数学模型包括粒子滤波算法以及卡尔曼滤波算法, 常用的物理模型包括电阻-电容(RC)模型、等效电路模型等, 常用的电化学模型包括容量增量分析方法等。

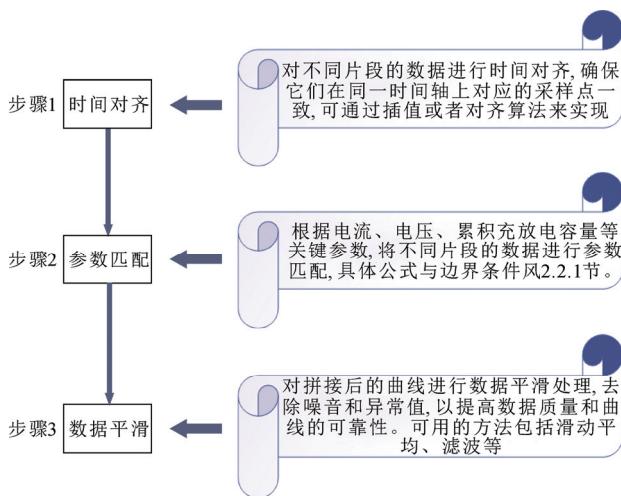


图 1 数据片段拼接与重构方法流程图

Fig.1 Flow chart of data fragments splicing and reconstruction methods

(2)机器学习优化: 通过应用历史运行数据训练机器学习模型使其能够拟合充放电曲线, 实现对拼接与重构后的曲线进行优化与修复。常见的机器学习算法包括支持向量机(support vector machine, SVM)、人工神经网络、XGBoost 及随机森林等。

(3)增量学习优化: 通过在实际工程应用中不断采集新的运行数据, 并结合增量学习模型实现对曲线优化模型的参数不断进行更新与迭代, 从而增加曲线优化模型的灵活性与适应性。常见的增量学习模型包括在线支持向量机、增量决策树以及增量深度学习等<sup>[38-39]</sup>。

6) 拼接与重构曲线的验证和评估: 在完成对储能电池运行数据的拼接与重构以及完成对拼接与重构后曲线的优化工作后, 需要采取相应的科学方法对拼接与重构后的曲线进行验证和评估, 从而可以定量的分析出拼接与重构的效果、计算出拼接与重构后曲线的精确度, 具体方法如下:

(1)统计分析法: 通过计算并对比分析拼接与重构前后数据的相关统计学指标, 包括平均值、方差、标准差以及相关系数等, 实现对拼接与重构后曲线的误差进行初步评价。还可通过统计检验方法实现对拼接与重构曲线的进一步验证和评估, 包括使用 T 检验用于评价拼接与重构前后的曲线数据在均值方面的差异性; 使用 F 检验用于评价拼接与重构前后的曲线数据在方差方面的一致性; 使用 Kolmogorov-Smirnov 检验用于评价拼接与重构前后的曲线数据在数据分布方面的一致性。

(2)建立误差评估指标: 通过直接计算出拼接与重构后的曲线与原始数据之间的误差值, 可直观反应其拼接与重构效果, 也能提供对比和评估的依据。常用的误差评估指标包括均方根误差(root mean square error, RMSE)、R 平方值(R squared value, R<sup>2</sup>)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)等。

(3)作图比较法: 通过将拼接与重构后的曲线与原始数据片段全部绘制在一张图表当中, 可以直观的展示出其拼接与重构的效果, 且能方便看出该拼接与重构方法的不足之处。

(4)应用验证法: 通过将该拼接与重构方法应用在实际工程场景或其他测试数据集中, 并实时监测与验证该方法产生的结果, 可得出该拼接与重构方法在实际应用场景的适用性以及精确度。

### 3 储能电池运行数据拼接与重构的验证结果

本文通过分析电池的大量实验数据以及真实运行数据来进行对锂离子储能电池运行数据的拼接与重构机理的研究与验证工作, 在本章中将详细列举拼接与重构机理相关的验证结果以及相关的讨论。

#### 3.1 基于 HPPC 实验数据的验证结果

融合脉冲功率特性(hybrid pulse power characterization, HPPC)测试是一项用于评估动力电池性能表现的重要测试方法, 还是一种深入研究动力电池脉冲充放电性能以及采集脉冲充放电过程当中相关参数和运行数据的特征测试方法。该方法主要应用于动力电池的电池系统、电池模组以及电池单体的性能评估, 但同样适用于储能用锂离子电池<sup>[40]</sup>。HPPC 测试可以有效评估电池的性能指标如内阻、功率特征以及充放电效率等, 通过采用一系列的充放电脉冲对电池进行测试, 该测试方法可以获取不同状态下电池的动态反馈, 并且测试结果有助于电池系统优化和提升其功能的管理能力。因此, 鉴于 HPPC 测试的特点, 本文采用 HPPC 测试结果中的放电阶段的电压曲线进行了数据拼接与重构理论的验证, 其中电池容量为 280 Ah, 电流幅值为 0.5 C, 即 140 A。如图 2 中所示为经过拼接与重构以及曲线优化等流程后的总体效果, 虚线为原始的 HPPC 测试放电阶段的电压曲线, 而实线为将原始 HPPC 电压曲线进行拼接与重构后重新形成的一条完整的放电电压曲线。

在 HPPC 测试过程中会伴随着频繁的电流脉冲与中断, 因此根据 HPPC 测试的实验结果可以进一

步研究电池在充电、放电及静置 3 个运行状态间切换而导致的电池运行暂态问题。所以, 经过对该实验数据进行统计分析后得到相关经验值, 可研判由于切换运行状态而导致的电池暂态持续时间, 具体结果如表 1 所示。

如表 1 中所示, 将电池的暂态持续时间由低到高进行了排序汇总, 计算得出相关的统计指标: 持续时间的最小值为 61 s、持续时间的平均值为 79.82 s、持续时间的最大值为 96 s。

### 3.2 基于 RPT 实验数据的验证结果

参考性能测试(reference performance test, RPT)可以通过不断变换电池的运行工况, 并对锂离子电池重复的充放电操作, 最终用于评估电池的各项性能, 包括: 容量、电阻、SOH、充放电特性、寿命衰减等。

本文采用 RPT 实验数据中的充电阶段的电压曲线进行了数据拼接与重构理论的验证, 其中电池容量为 75 Ah, 电流幅值为 0.2 C。共选取 RPT 实验数据中 2 条连续的恒流充电阶段的电压曲线(其中曲线 1 为电池第 1 次充电循环的数据且温度为 12 °C, 曲线 2 为电池第 1 000 次充电循环的数据且温度为 16 °C), 并将每条曲线随机拆分为 5 个数据

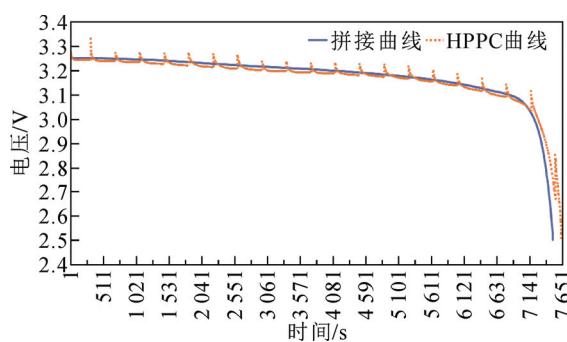


图 2 HPPC 测试放电阶段的电压曲线拼接与重构结果

Fig.2 Splicing and reconstruction results of voltage curve in discharge phase for HPPC test

表 1 基于 HPPC 测试的电池暂态持续时间统计表

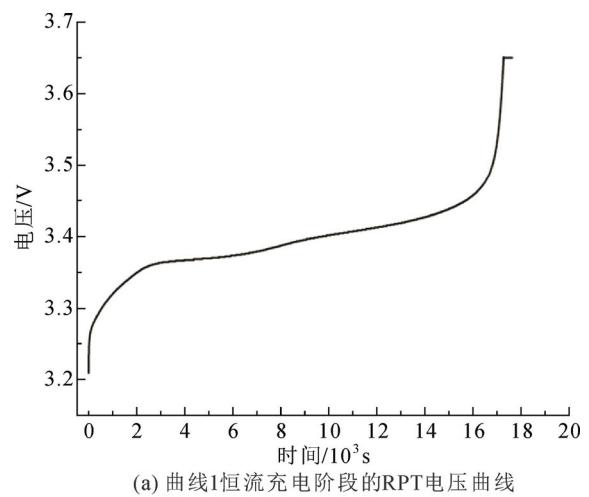
Table 1 Statistics table for battery transient duration based on  
HPPC test

排序	持续时间/s	排序	持续时间/s
1	61	7	82
2	67	8	85
3	69	9	86
4	72	10	87
5	77	11	88
6	80	12	96

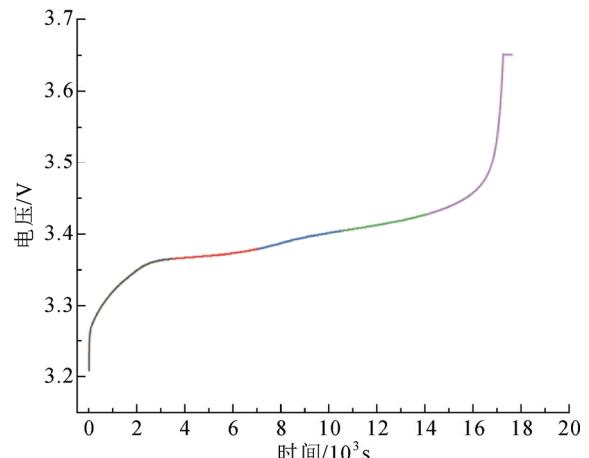
片段, 然后应用第 1 章中的拼接与重构机理以及第 2 章中的拼接与重构方法对这 5 个数据片段进行拼接与重构, 具体效果可见图 3 和图 4 中所示, 验证结果是本文中提出的数据拼接与重构的机理与方法对于电池 RPT 实验数据具有较好的效果, 可将被随机拆分的数据片段重新拼接与重构并恢复为拆分前的连续曲线。

### 4 储能电池运行数据拼接与重构的工程应用案例

由于 HPPC 测试放电阶段及 RPT 充电阶段的电压曲线属于实验数据, 为了进一步证明本文提出的拼接与重构方法在实际工程应用场景同样具备有效性和鲁棒性, 在本章中选择使用国内某个储能站的调峰工况及调频工况下的实际运行数据再次进行验证, 最后将本文提出的拼接与重构方法结合容量增量分析方法实现储能电池健康状态估计的工程应用。



(a) 曲线1恒流充电阶段的RPT电压曲线



(b) 曲线1拼接与重构后的RPT电压曲线

图 3 曲线 1 的 RPT 电压曲线拼接与重构结果

Fig.3 Splicing and reconstruction results of RPT voltage  
curve for curve 1

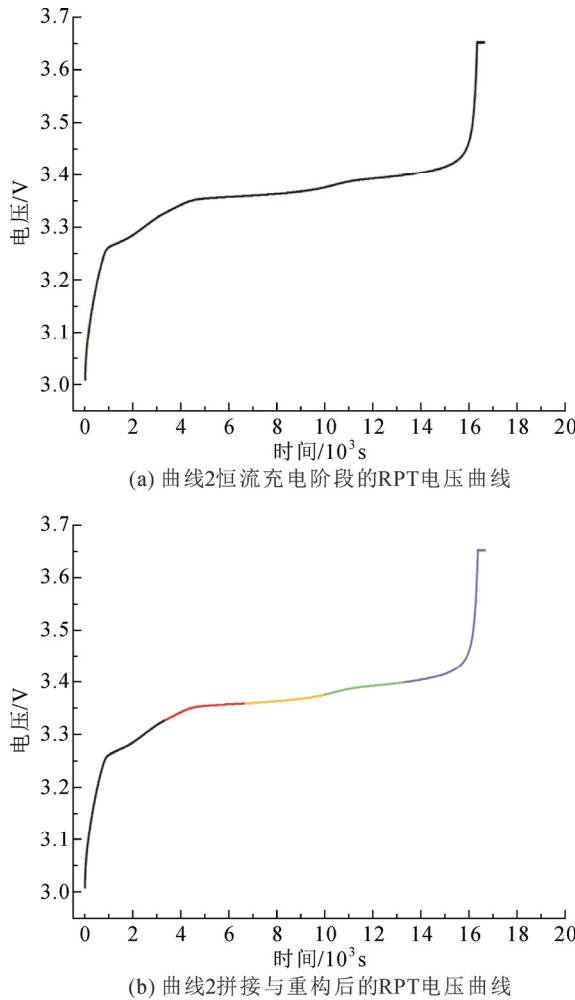


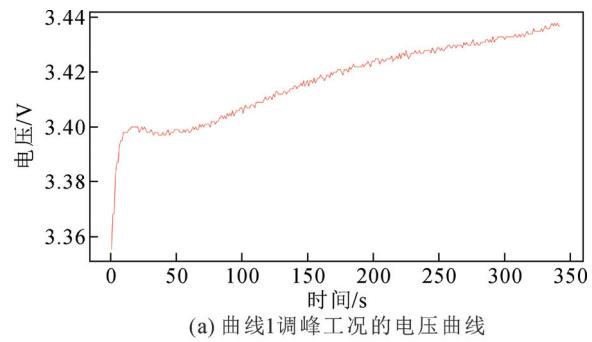
图4 曲线2的RPT电压曲线拼接与重构结果

Fig.4 Splicing and reconstruction results of RPT voltage curve for curve 2

#### 4.1 基于调峰工况实际运行数据的验证结果

在本节选择使用国内某储能站调峰工况下的实际运行数据再次进行验证，其中电池单体容量为271 Ah，电流幅值为0.5 C即135 A。共选取两条实际工程场景当中连续的恒流充电阶段的电压曲线，并将每条曲线随机拆分为5个数据片段，然后应用第1章中的拼接与重构机理以及第2章中的拼接与重构方法对这5个数据片段进行拼接与重构，具体效果可见图5和图6中所示，验证结果为本文中提出的数据拼接与重构的机理与方法对于电池实际运行数据同样具有较好的效果，可将被随机拆分的曲线片段重新拼接与重构为拆分前的连续曲线。

与此同时，通过对大量其他实际运行数据进行拼接与重构并统计分析，可总结出本文所提出的拼接与重构机理及方法在实际工程应用场景中的相关经验范围值如表2中所示，可为后续将该机理及方



(a) 曲线1调峰工况的电压曲线

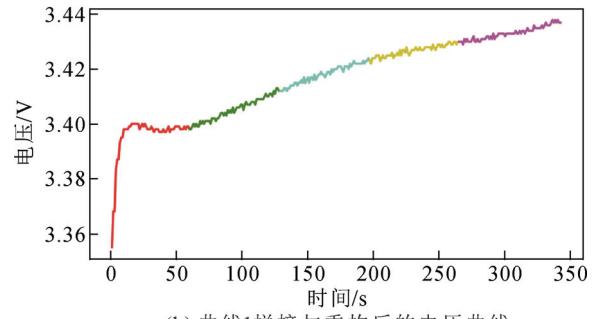
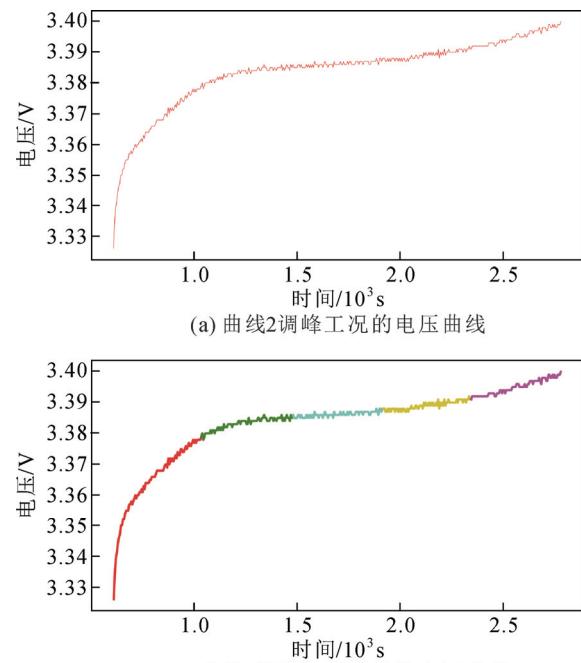


图5 曲线1调峰工况的电压曲线拼接与重构结果

Fig.5 Splicing and reconstruction results of voltage curve for peak shaving condition of curve 1



(a) 曲线2调峰工况的电压曲线

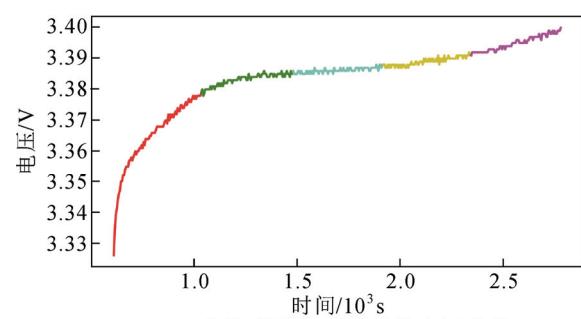


图6 曲线2调峰工况的电压曲线拼接与重构结果

Fig.6 Splicing and reconstruction results of voltage curve for peak shaving condition of curve 2

法进一步在实际工程场景进行应用与发展提供相关的指导。

表 2 实际运行数据片段相关经验值统计表

Table 2 Statistics table for experience values related to actual operating data fragments

参数	范围
电压/V	3.307~3.68
电流/A	2.5~136.4
SOE/%	41~83
持续时间/s	100~1 220

#### 4.2 基于调频工况实际运行数据的验证结果

为了进一步证明本文提出的拼接与重构方法的有效性及鲁棒性, 在本节选择使用国内某储能站调频工况下的实际运行数据再次进行验证。通过在海量调频运行数据的数据片段中搜寻满足于本文提出的拼接与重构方法的若干条数据片段进行拼接与重构为一条完整的运行曲线。

如图 7 所示, 选择实际运行的 1 号储能站中 0 号电池簇共 240 个电池单体、电池单体容量为 271 Ah、电流为 10 A、数据采集频率为 5 s/次, 在调频工况下对 3 条符合条件的数据片段进行运行数据拼接与重构的验证。

如图 8 所示, 选择实际运行的 2 号储能站中 1 号电池簇共 240 个电池单体、电池单体容量为 271 Ah、电流为 30 A、数据采集频率为 5 s/次, 在调频工况下对符合条件的数据片段进行运行数据拼接与重构的验证。

#### 4.3 结合容量增量分析方法实现健康状态估计的工程应用

容量增量分析方法(incremental capacity analysis, ICA)是一种被广泛应用于分析锂离子电池在充放电过程中电化学特性的机理模型, 并且可应用于电池健康状态估计、电池寿命衰减分析、电池一致性分析以及优化电池设计等实际工程场景。

ICA 方法是一种用于实现对锂离子电池健康状态(state of health, SOH)在线估计的有效方法, 尤其当满足 ICA 方法的数据要求情况下可实现对电池 SOH 的在线估计。如图 9 中所示为锂离子电池的 ICA 曲线随充电循环次数增加的变化趋势, 图中共展示了充电循环 1 至充电循环 4 共 4 个充电循环的 ICA 曲线示意图。由图中可见随着充电循环次数的增加, 波峰 3 处的纵坐标值逐渐减少, 横坐标逐渐向右偏移, 最终表现为  $u_1$  与  $u_2$  区间内的曲线积分面积逐渐减少。因此, 应用 ICA 方法实现对电池 SOH

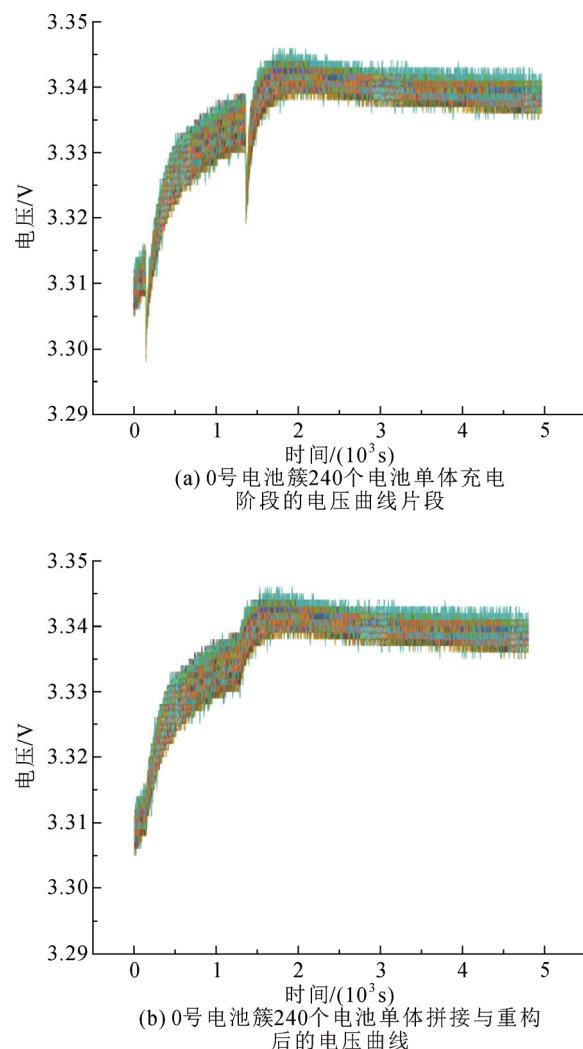


图 7 0 号电池簇 240 个电池单体调频工况的电压曲线拼接与重构结果

Fig.7 Result of voltage curve splicing and reconstruction of 240 cells in battery cluster 0 under frequency modulation condition

进行估计的原理为将 ICA 曲线中  $u_1$  与  $u_2$  区间内的曲线积分面积定义为中段容量, 并利用其随充电循环次数增加而逐渐减少的特点将中段容量作为健康因子实现电池 SOH 估计。

由于 ICA 方法对电池的充放电深度要求较高, 并且当具备越完整的充放电循环数据时, 对电池 SOH 的估计精度越高。但是在实际工程应用场景中却十分缺少这种完整的充放电循环数据。因此可利用本文提出的储能电池运行数据的拼接与重构机理与方法来解决以上问题。通过将多条储能电池的实际运行数据片段进行拼接与重构为一条完整的充放电数据曲线, 从而达到 ICA 方法所需的数据要求以实现对电池 SOH 的精准估计。

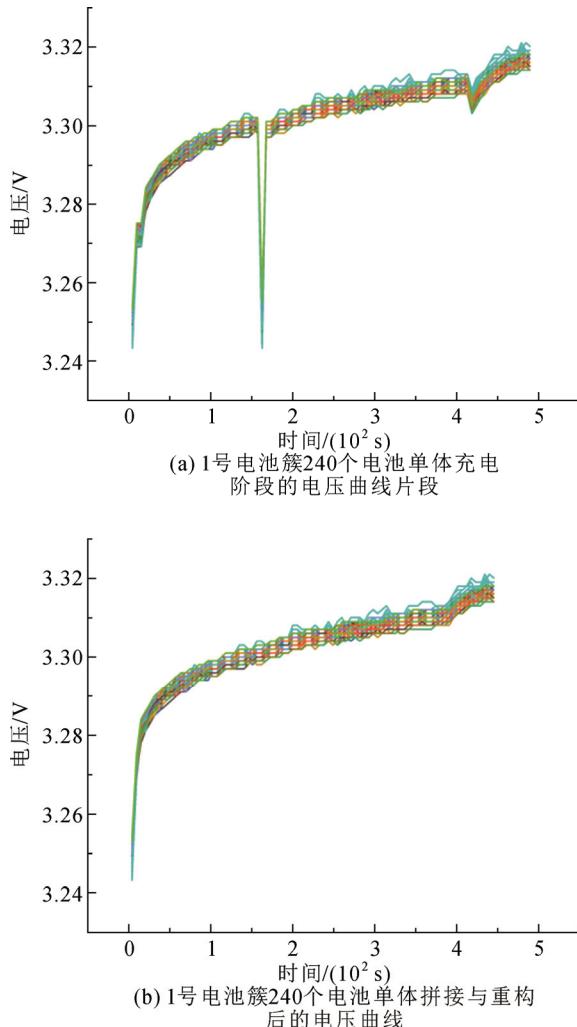


图 8 1号电池簇 240 个电池单体调频工况的电压曲线拼接与重构结果

Fig.8 Result of voltage curve splicing and reconstruction of 240 cells in battery cluster 1 under frequency modulation condition

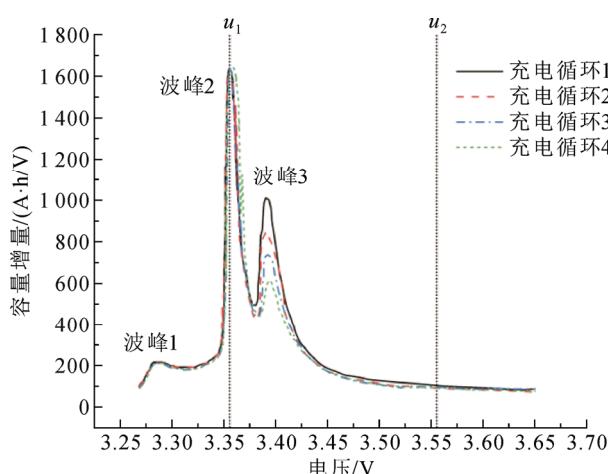


图 9 ICA 曲线随充电循环次数的变化示意图

Fig.9 Schematic diagram of ICA curves changing with the number of charging cycles

结合ICA和数据拼接与重构两种方法实现对电池SOH在线估计的步骤如下：

步骤1：应用储能电池运行数据拼接与重构方法将储能电池各个充放电循环阶段的数据片段进行拼接与重构，形成完整的充放电曲线后再次执行数据清洗工作<sup>[41]</sup>。

步骤2：根据电池初始运行数据，绘制电池初始运行时的ICA曲线，找到波峰2处的电压值，定义为 $u_1$ ，再找到电池充放电过程的截止电压值，定义为 $u_2$ ；计算ICA曲线的 $u_1$ 和 $u_2$ 区间内的曲线积分面积，定义为初始中段容量 $Q_{\text{start}}$ 。

步骤3：绘制电池当前运行阶段的ICA曲线，计算ICA曲线的 $u_1$ 和 $u_2$ 区间内的曲线积分面积，定义为当前中段容量 $Q_{\text{now}}$ 。

步骤4：根据求得的初始中段容量 $Q_{\text{start}}$ 和当前中段容量 $Q_{\text{now}}$ 计算电池当前运行阶段的SOH，相关数学公式如下所示：

$$S_{\text{health}} = \frac{Q_{\text{now}}}{Q_{\text{start}}} \times 100\% \quad (14)$$

步骤1至步骤4的流程图如图 10 中所示。

综上可知，本文中所提出的储能电池运行数据的拼接与重构方法具有在工程实际应用的价值，为储能电池的在线状态估计与预测的研究开展具有提升数据质量、扩充数据集、增强数据的可用性等理论意义和实际应用价值。

## 5 结论

本文主要研究了锂离子储能电池运行数据的

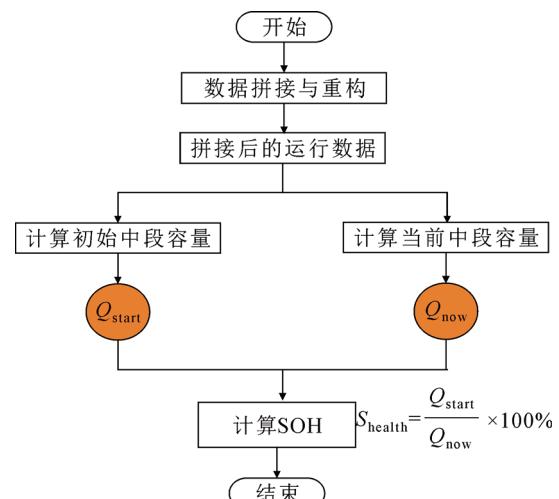


图 10 储能电池健康状态估计流程图

Fig.10 Flow chart of SOH estimation for energy storage battery

拼接与重构机理和方法, 为后续进行基于数据驱动的储能电池状态估计与故障预测的研究提供了坚实的数据基础, 并通过大量的实验数据、实际运行数据以及工程应用案例证明了本文所提出方法的有效性。本章的主要结论和结果总结如下:

1) 通过对大量的实验数据与实际工程应用数据的统计分析并结合梯度下降优化算法, 研究了锂离子储能电池运行数据的拼接与重构机理, 并分别基于电流、累计充放电量、电压及电压变化率 4 个方面解释了拼接与重构的机理并总结出了相关经验性数学方程和边界条件。

2) 基于锂离子储能电池运行数据的拼接与重构机理, 充分研究相关经验值和边界条件随运行工况和电流倍率的演变规律, 在此基础上提出了储能电池运行数据拼接与重构的技术方法。

3) 应用实验数据与真实运行数据对锂离子储能电池运行数据的拼接与重构方法进行验证, 证明该方法具有较高的精度和适应性, 并且得到了相关核心经验值如暂态持续时间、电压、电流及 SOE 等, 对未来的工作具有参考价值。

4) 将本文提出的拼接与重构方法结合容量增量分析方法可以实现储能电池健康状态在线估计的工程应用, 证明本文所提出的储能电池运行数据的拼接与重构机理、理论和方法具有实际工程意义。

## 参考文献 References

- [1] 靳文涛, 李相俊, 惠东, 等. 规模化储能电站电池一致性的统计特性研究[J]. 发电技术, 2021, 42(3): 298-305.  
JIN Wentao, LI Xiangjun, HUI Dong, et al. Study on statistical characteristics of battery consistency in large-scale energy storage power stations[J]. Power Generation Technology, 2021, 42(3): 298-305.
- [2] 王健俊, 陈豪, 付元承. 基于集成学习与数据驱动的电动汽车动力电池多维度故障预警[J]. 汽车安全与节能学报, 2024, 15(3): 368-378.  
WANG Jianjun, CHEN Hao, FU Yuancheng. Data-driven fault early warning of electric vehicle power battery based on ensemble learning from multiple dimensions[J]. Journal of Automotive Safety and Energy Efficiency, 2024, 15(3): 368-378.
- [3] 石艳辉, 江学焕, 陈凯. 基于秃鹰搜索算法优化 ELM 的锂电池剩余寿命预测[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2024, 38(2): 52-56.  
SHI Yanhui, JIANG Xuehuan, CHEN Kai. Remaining life prediction of lithium batteries based on bald eagle search algorithm and optimized ELM[J]. Journal of Hubei University of Automotive Technology, 2024, 38(2): 52-56.
- [4] 毛红孙, 周茂杰. 新能源汽车动力电池故障诊断及发展趋势分析[J]. 时代汽车, 2024(11): 103-105.  
MAO Hongsun, ZHOU Maojie. Fault diagnosis and development trend analysis of power batteries for new energy vehicles[J]. Auto Time, 2024(11): 103-105.
- [5] 李卓昊, 杨添强, 石琼林, 等. 储能电池建模与状态估计研究进展[J]. 新型电力系统, 2024, 2(2): 140-161.  
LI Zhuohao, YANG Tianqiang, SHI Qionglin, et al. Research progress in modeling and state estimation of energy storage batteries[J]. New Type Power Systems, 2024, 2(2): 140-161.
- [6] 陈贵升, 许杨松, 李俊达, 等. 基于不同温度下 SOC-OCV 曲线重构的锂离子电池 SOC 估计 [J/OL]. 电源学报, 2024 : 1-11[2024-11-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20240124.1613.008.html>.  
CHEN Guisheng, XU Yangsong, LI Junda, et al. SOC estimation of lithium-ion batteries based on reconstructed SOC-OCV curves under different temperatures[J/OL]. Journal of Power Supply, 2024: 1-11[2024-11-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.TM.20240124.1613.008.html>.
- [7] 钱东培, 姜炯挺, 杨跃平, 等. 锂离子电池容量衰减诊断方法[J]. 材料科学与工程学报, 2022, 40(3): 406-411.  
QIAN Dongpei, JIANG Jiongting, YANG Yueping, et al. Diagnostic method of capacity degradation for lithium ion battery[J]. Journal of Materials Science and Engineering, 2022, 40(3): 406-411.
- [8] 段文献. 锂离子电池状态估计与剩余使用寿命预测的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.  
DUAN Wenxian. Research on state estimation and remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[D]. Changchun, China: Jilin University, 2023.
- [9] 来鑫, 马云杰, 郑岳久, 等. 一种基于几何特征变换与迁移的锂离子电池电化学阻抗谱曲线重构方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(22): 140-149.  
LAI Xin, MA Yunjie, ZHENG Yuejiu, et al. Reconstruction method of electrochemical impedance spectrum curve of lithium-ion batteries based on geometric feature transformation and migration[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(22): 140-149.
- [10] 徐成善, 卢兰光, 任东生, 等. 车用锂离子电池放电区间与容量衰减关系的研究[J]. 汽车工程, 2017, 39(10): 1141-1144, 1210.  
XU Chengshan, LU Languang, REN Dongsheng, et al. A study on the relationship between capacity fade and discharge intervals of a Vehicular Lithium-ion Battery[J]. Automotive Engineering, 2017, 39(10): 1141-1144, 1210.
- [11] 侯林涛, 张彩萍, 蔡雪, 等. 基于阻抗谱重构技术的电池健康状态快速估计方法[J]. 全球能源互联网, 2024, 7(2): 145-154.  
HOU Lintao, ZHANG Caiping, CAI Xue, et al. A fast estimation method of battery state of health based on impedance spectroscopy reconstruction technique[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(2): 145-154.
- [12] 苑清扬, 薛珂, 张博, 等. Gappy POD 算法重构储能电池组核心温度及与 BP 神经网络预测能力对比[J]. 工程科学学报, 2024, 46(1): 166-177.  
YUAN Qingyang, XUE Ke, ZHANG Bo, et al. Gappy POD algorithm for reconstructing the core temperature of energy-storage battery packs and its comparison with BP neural network prediction ability[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(1): 166-177.
- [13] GUO R H, XU Y M, HU C G, et al. A curve relocation approach for robust battery open circuit voltage reconstruction and capacity estimation based on partial charging data[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(3): 3760-3773.
- [14] XU X, XU Z, WANG T S, et al. Open-circuit voltage curve reconstruction for degrading lithium-ion batteries utilizing discrete curve fragments from an online dataset[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 56: 106003.

- [15] ZHOU L, HE L, ZHENG Y J, et al. Massive battery pack data compression and reconstruction using a frequency division model in battery management systems[J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 28: 101252.
- [16] 冯杰, 吕志刚, 邝若海, 等. 基于容量序列分解与重构的 LSTM 锂电池剩余寿命预测算法 [J/OL]. *电源学报*, 2024: 1-15[2024-07-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20240425.1823.014.html>. FENG Jie, LÜ Zhigang, DI Ruohai, et al. Remaining useful life prediction algorithm based on LSTM of capacity sequence decomposition and reconstruction[J/OL]. *Journal of Power Supply*, 2024: 1-15[2024-07-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20240425.1823.014.html>.
- [17] 代佳骏, 刘云冰, 陈贵词, 等. 信号二次分解联合机器学习的锂电池剩余寿命预测 [J/OL]. *电源学报*, 2024: 1-12[2024-07-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20240425.1829.018.html>. DAI Jiajun, LIU Yunbing, CHEN Guici, et al. Remaining useful life prediction of lithium battery based on signal secondary decomposition combined with machine learning[J/OL]. *Journal of Power Supply*, 2024: 1-12[2024-07-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1420.tm.20240425.1829.018.html>.
- [18] 陈媛, 段文献, 何怡刚, 等. 带降噪自编码器的锂离子电池健康状态估计算法 [J/OL]. *电工技术学报*, 2024: 1-17[2024-07-12]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.231644>. CHEN Yuan, DUAN Wenxian, HE Yigang, et al. State of health estimation algorithm of lithium ion battery with denoising autoencoder[J/OL]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024: 1-17[2024-07-12]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.231644>.
- [19] 郑群, 魏旭钊, 董乐贤, 等. 基于弹性网正则化的电化学阻抗弛豫时间分布重构方法的研究 [J]. *化工学报*, 2023, 74(12): 4979-4987. ZHENG Qun, WEI Xuzhao, DONG Lexian, et al. Study of the reconstruction method of distribution of relaxation times of electrochemical impedance spectroscopy based on elastic net regularization[J]. *CIESC Journal*, 2023, 74(12): 4979-4987.
- [20] 李英顺, 阚宏达, 郭占男, 等. 基于数据预处理和 VMD-LSTM-GPR 的锂离子电池剩余寿命预测 [J]. *电工技术学报*, 2024, 39(10): 3244-3258. LI Yingshun, KAN Hongda, GUO Zhannan, et al. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on data preprocessing and VMD-LSTM-GPR[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(10): 3244-3258.
- [21] 刘佳, 马志强, 刘广忱, 等. 多尺度分解下 GRU-TCN 集成的动力电池剩余使用寿命预测方法 [J]. *储能科学与技术*, 2024, 13(3): 1009-1018. LIU Jia, MA Zhiqiang, LIU Guangchen, et al. Predicting the residual useful life of power batteries based on the GRU-TCN ensemble under multiscale decomposition[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2024, 13(3): 1009-1018.
- [22] 张娥, 樊磊, 徐成, 等. 基于放电曲线多特征值和组合聚类算法的液态金属电池筛选研究 [J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(20): 8073-8086. ZHANG E, FAN Lei, XU Cheng, et al. Screening method of liquid metal batteries based on multi-feature extracted from discharging curve and combined cluster algorithm[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(20): 8073-8086.
- [23] 郭铁峰, 贺建军, 申帅, 等. 基于动态规整与改进变分自编码器的异常电池在线检测方法 [J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(2): 738-747. GUO Tiefeng, HE Jianjun, SHEN Shuai, et al. Abnormal battery on-line detection method based on dynamic time warping and improved variational auto-encoder[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(2): 738-747.
- [24] 贺兴, 陶陈, 常春, 等. 基于流形学习的锂离子电池故障诊断方法 [J]. *电池*, 2023, 53(3): 262-266. HE Xing, TAO Chen, CHANG Chun, et al. Li-ion battery fault diagnosis based on manifold learning[J]. *Battery Bimonthly*, 2023, 53(3): 262-266.
- [25] 侯林涛. 锂离子电池组多维度健康状态估计方法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2023. HOU Lintao. Research on multidimensional state of health estimation methods for lithium-ion battery packs[D]. Beijing, China: Beijing Jiaotong University, 2023.
- [26] 韩槿萱. 基于分数阶模型的锂离子电池荷电状态和健康状态协同估计 [D]. 西安: 西安理工大学, 2023. HAN Jinxuan. Cooperative estimation of state of charge and health of lithium-ion batteries based on fractional order model[D]. Xi'an, China: Xi'an University of Technology, 2023.
- [27] 赵斌, 梁告, 姜孟浩, 等. 光储系统并网功率波动平抑及储能优化配置 [J]. *发电技术*, 2024, 45(3): 423-433. ZHAO Bin, LIANG Gao, JIANG Menghao, et al. Grid-connected power fluctuation suppression and energy storage optimization configuration of photovoltaic-energy storage system[J]. *Power Generation Technology*, 2024, 45(3): 423-433.
- [28] 张亦君, 李培强, 陈琦, 等. 基于改进 SOC 幕指数下垂控制的混合储能能量均衡策略 [J]. *福建理工大学学报*, 2024, 22(3): 243-249. ZHANG Yijun, LI Peiqiang, CHEN Qi, et al. Energy balancing strategy for hybrid energy storage based on improved SOC power exponential droop control[J]. *Journal of Fujian University of Technology*, 2024, 22(3): 243-249.
- [29] 陈景文, 王媛, 王福强, 等. 光储直流微电网多运行工况稳定性分析 [J]. *智慧电力*, 2024, 52(4): 15-23. CHEN Jingwen, WANG Yuan, WANG Fuqiang, et al. Stability analysis of optical storage DC microgrid under multiple operating conditions[J]. *Smart Power*, 2024, 52(4): 15-23.
- [30] 秦帆, 刘聪. 储能系统商业模式及峰谷差运行工况的经济性评价研究 [J]. *电气技术与经济*, 2023(10): 66-69. QIN Fan, LIU Cong. Research on business model of energy storage system and economic evaluation of peak-valley difference operation condition[J]. *Electrical Equipment and Economy*, 2023(10): 66-69.
- [31] LI X Y, YUAN C G, WANG Z P. State of health estimation for Li-ion battery via partial incremental capacity analysis based on support vector regression[J]. *Energy*, 2020, 203: 117852.
- [32] YE M, WEI M, WANG Q, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries based on incremental capacity analysis under slight overcharge voltage[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2022, 10: 1001505.
- [33] GOULD C R, BINGHAM C M, STONE D A, et al. New battery model and state-of-health determination through subspace parameter estimation and state-observer techniques[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(8): 3905-3916.
- [34] ZHAO W S, WANG J S, LIU P, et al. Comparison of multi-step prediction models for voltage difference of energy storage battery pack based on unified computing operation platform[J]. *Electrochemistry*,

2024, 92(2): 027007.

- [35] WANG J S, ZHANG F, LIU H N, et al. Interruptible load scheduling model based on an improved chicken swarm optimization algorithm[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(2): 232-240.
- [36] ZHANG M Y, LIU X Z, LIU J. Convergence analysis of a continuous-time distributed gradient descent algorithm[J]. IEEE Control Systems Letters, 2021, 5(4): 1339-1344.
- [37] SUN Y J, DONGW X, CHEN Y H. An improved routing algorithm based on ant colony optimization in wireless sensor networks[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(6): 1317-1320.
- [38] 陈 准, 潘 耀, 范士雄, 等. 基于深度强化学习的机组组合优化方法研究[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(3): 33-40.
- CHEN Zhun, PAN Yi, FAN Shixiong, et al. Research on unit commitment optimization method based on deep reinforcement learning[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(3): 33-40.
- [39] 李 达, 尚 涛, 高雪芹, 等. 基于深度强化学习的电力 CPS 联合防御方案[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(9): 23-29.
- LI Da, SHANG Tao, GAO Xueqin, et al. Power CPS joint defense scheme based on deep reinforcement learning[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(9): 23-29.
- [40] 谢乐琼, 王 莉, 胡坚耀, 等. 动力电池重要测试方法: 混合脉冲功率特性测试[J]. 电池工业, 2018, 22(5): 257-264.
- XIE Leqiong, WANG Li, HU Jianyao, et al. An important test of power battery: hybrid pulse power characterization test[J]. Chinese Battery Industry, 2018, 22(5): 257-264.
- [41] 石俊杰, 赵子岩, 何永远, 等. 基于多源异构数据湖平台的电力信息通信多源异构数据清洗方案[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(7): 59-66.
- SHI Junjie, ZHAO Ziyan, HE Yongyuan, et al. A multi-source heterogeneous data cleaning scheme for power information and communication based on lakehouse platform[J]. Electric Power Infor

mation and Communication Technology, 2023, 21(7): 59-66.



赵伟森

1990—, 男, 博士生

主要从事储能电池状态估计与故障预测、电池管理与管控方面的研究工作

E-mail: weisen\_2022@qq.com



ZHAO Weisen

Ph.D. candidate

王继业

1964—, 男, 硕士, 教授级高工, 博导

主要从事能源互联网和智能电网方面的研究工作

E-mail: wangjiye@epri.sgcc.com.cn



WANG Jiye

Professor

李相俊(通信作者)

1979—, 男, 博士, 教授级高工, 博导

主要从事大规模储能技术、新能源发电与氢能应用方面的研究工作

E-mail: li\_xiangjun@126.com

LI Xiangjun  
Ph.D., Professor  
Corresponding author

收稿日期 2024-06-15 修回日期 2024-11-20 编辑 陈 蔓