

储能电站锂离子电池本体安全关键技术及 新技术应用情况

夏向阳¹, 谭欣欣², 单周平³, 李辉⁴, 徐志强³, 吴晋波⁴, 岳家辉¹, 陈贵全¹

(1. 长沙理工大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 巴斯夫杉杉电池材料有限公司, 湖南 长沙 410000; 3. 国网湖南省电力有限公司经济技术研究院, 湖南 长沙 410000; 4. 国网湖南省电力有限公司电力科学研究院, 湖南 长沙 410000)

摘要: “双碳”目标的提出和能源电力低碳转型的持续推进, 以新能源为主体的新型电力系统面临着规模化安全高效储能等能源问题的重要挑战。在这一背景下, 储能电站作为能源系统中关键的组成部分, 其安全管理尤为重要, 直接关系到整个电力系统的稳定运行和可持续发展。针对锂离子电池本体安全管理的研究现状展开深入分析, 首先, 系统回顾了当前广泛应用的各类电池健康评估方法, 并详细总结了数据驱动方法中健康因子的选择; 其次, 从基于数据碎片评估电池状态、电池边缘平台构建与储能电站智慧巡检 3 个方面出发, 探讨了现有电池状态评估技术的最新研究热点, 指出储能安全评估未来的发展方向和关键挑战; 最后, 总结储能电站的安全控制技术, 针对计及电池参数变化的系统稳定性与储能系统多目标控制问题提出了相关见解。

关键词: 锂离子电池; 健康因子; 状态评估; 边缘计算; 智慧巡检; 多目标控制

DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202405062

0 引言

随着新能源的开发利用以及“碳达峰·碳中和”的持续推进, 电力系统正在经历着重大变革, 以火力发电为主的传统能源逐渐向以新能源为主的方向转型。同时, 光伏发电、风力发电的间歇性推进了电池储能技术的发展。锂离子电池储能因寿命长、能量密度高和充放电速度快等特点, 已然成为大规模电力储能中最具竞争力的技术之一^[1]。

但电池本体安全是不容忽视的, 2013—2023 年期间, 全球发生了近 50 起锂电储能系统火灾爆炸事故, 其中 4 起事故发生在中国, 包括 2022 年深圳市龙岗横岭服务区载有锂离子动力系统电池包的大货车起火爆炸、2021 年发生在北京的 1 起和 2018 年发生在江苏的 2 起磷酸铁锂电池相关事故^[2-3]。因此, 国际标准化组织、国际电工委员会、美国保险商实验室、美国电气和电子工程师

协会等标准化机构与中关村储能产业技术联盟、中国电力企业联合会等社团牵头组织制定部分电池行业(团体)标准^[4-6], 旨在推进储能电站的安全设计与标准运行。基于上述相关工作, 本文开展锂离子电池储能电站本体安全技术的归纳与总结, 为该技术的未来发展梳理出更加明晰的发展方向与目标。

储能电站的状态评估与安全控制是新型电力系统发展过程中的关键研究方向^[7-8]。储能电站的安全性和高效性很大程度上取决于对电池管理系统(battery management system, BMS)的准确监控, 其基本指标是电池的健康状况(state of health, SOH)和剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)^[9-11]。

储能用锂离子电池的退化程度主要受外部和内部变量的影响。外部因素包括环境温度、充放电比率和放电深度, 内部因素包括活性锂离子的损失、正负极活性材料和导电性。为了准确评估单体电池 SOH 和 RUL, 本文针对模型构建法与数据驱动法展开讨论。同时, 储能电站通过多个电池单体串并联组成电池箱, 电池箱串联连接组成

收稿日期: 2024-05-14; 修回日期: 2024-10-11。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51977014)。

电池簇，随着储能电池规模逐渐扩大，电池串并联单体的数量逐渐增多，对其不一致检测的要求更加复杂。

在总结单体电池状态评估方法与不一致性检测的同时，本文探讨了现有电池状态评估技术的新研究热点。从基于碎片数据实现电池状态的有效评估、边缘计算与智能巡检 3 个方面对电池运行状态评估技术展开分析；从计及电池参数变化的系统稳定性研究与储能系统多目标控制 2 个方面对储能控制技术展开分析。

1 电池本体安全关键技术及应用情况

1.1 电池状态估计方法

1) 电化学阻抗法。

电化学阻抗法是将正弦电压信号注入电极^[12-13]，通过计算激励电压与响应电流的比值来确定电池在不同频率下的阻抗，如图 1 所示。

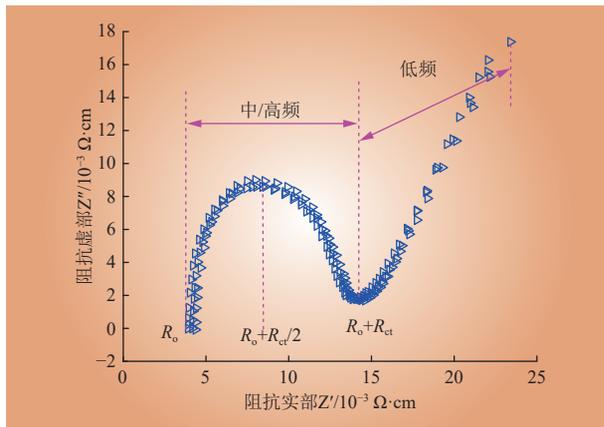


图 1 电化学阻抗法检测结果

Fig. 1 The results of electrochemical impedance method

随着循环次数的增加，电池内部的物理和化学特性会发生变化，这些变化可以通过电化学阻抗谱中的阻抗值来反映，如欧姆内阻会随着老化而升高，则电化学阻抗谱曲线高频区域的阻抗实部增大，导致曲线整体向右移动。因此，电化学阻抗谱曲线是可以直接反映电池状态的。

2) 等效电路模型。

常用的等效电路模型有 Rint 等效电路模型、Thevenin 等效电路模型、二阶 RC 等效电路模型、PNGV 等效电路模型、GNL 等效电路模型，如表 1 所示。同时，采用多种自适应方法滤波器，包括

表 1 电池模型描述
Table 1 Battery Model Description

模型	等效模型	描述方程
Rint		$U_L = U_{oc} - I_L R_0$
Thevenin		$U_{oc} = U_L + I_L R_0 + U_p$ $\frac{dU_p}{dt} = \frac{I_L}{C_p} + \frac{U_p}{R_p C_p}$
PNGV		$U_L = U_{oc} - I_L R_0 - U_p - U_d$ $\frac{dU_p}{dt} = \frac{I_L}{C_p} + \frac{U_p}{R_p C_p}$ $\frac{dU_d}{dt} = \frac{I_L}{C_d}$
二阶RC		$U_L = U_{oc} - U_p - U_c - I_L R$ $\frac{dU_p}{dt} = \frac{I_L}{C_p} + \frac{U_p}{R_p C_p}$ $\frac{dU_c}{dt} = \frac{I_L}{C_c} + \frac{U_c}{R_c C_c}$
GNL		$U_L = U_{oc} - I_L R_0 - U_p - U_c - U_d$ $\frac{dU_d}{dt} = \frac{I_L}{C_d} + \frac{U_{oc}}{R_d C_d} - \frac{U_d}{R_d C_d} - \frac{U_p}{R_d C_d} - \frac{U_c}{R_d C_d}$ $\frac{dU_p}{dt} = \frac{I_L}{C_p} + \frac{U_{oc}}{R_d C_p} - \frac{U_d}{R_d C_p} - \frac{U_p}{R_d C_p} - \frac{U_c}{R_d C_p} - \frac{U_p}{R_p C_p}$ $\frac{dU_c}{dt} = \frac{I_L}{C_c} + \frac{U_{oc}}{R_d C_c} - \frac{U_d}{R_d C_c} - \frac{U_p}{R_d C_c} - \frac{U_c}{R_d C_c} - \frac{U_c}{R_c C_c}$

扩展卡尔曼滤波器^[14]、 H_∞ 观测器^[15]和粒子滤波法^[16]，以准确识别等效电路模型的内部特征参数。文献[17]提出了一种基于动态等效电路模型的电池 SOH 估计方法，利用非线性最小二乘曲线拟合来近似模型参数，在降低计算复杂度的同时捕捉 SOH 的动态变化。文献[18]以电池的 Thevenin 模型为基础应用自适应无迹卡尔曼滤波辨识时变电池系统的欧姆内阻，利用估计内阻的方式估计电池 SOH，具有很好的实用性。文献[19]引入了一种多时间尺度变阶等效电路模型。

基于上述分析可知，电池在使用过程中会逐渐老化，这会导致等效电路模型参数随时间发生变化。例如电池的欧姆内阻反映电池内部电解液的减少和离子传输阻力的增大，随着电池老化，欧姆内阻呈现升高趋势；极化电阻电池的极化电阻反映了电池在充放电过程中的电荷转移阻抗，随着电池老化，极化电阻呈现升高趋势。因此，等效电路模型参数的变化可以作为电池老化的指

标，通过监测这些参数随时间的变化，可以推断电池的 SOH。

3) 数据驱动模型。

在过滤属性数据并构建健康因子作为模型算

法的输入后，选择合适的机器学习算法至关重要。常用的算法包括支持向量回归、高斯过程回归、长短期记忆、极限学习机、神经网络等，数据驱动法架构如图 2 所示。

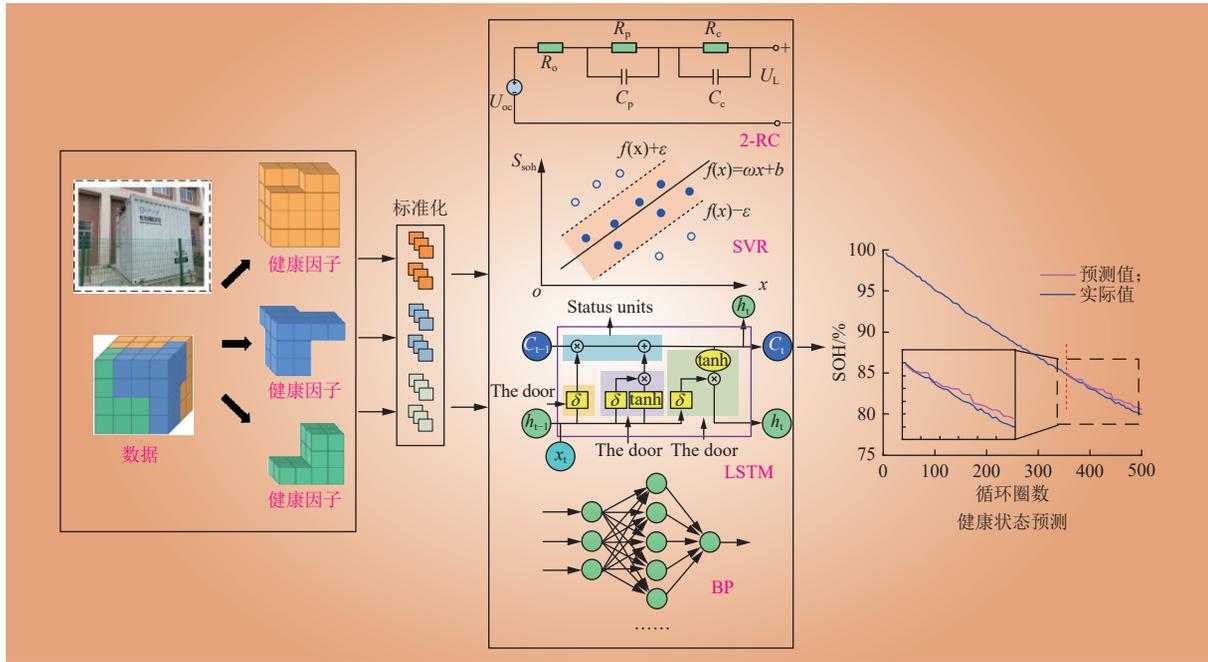


图 2 数据驱动法架构

Fig. 2 The structure of the data-driven methods

健康因子作为数据驱动模型的输入量，为模型提供了电池健康状态的直观和定量的描述，从而使模型能够更准确地进行状态监测、故障诊断和寿命预测。通过结合健康因子，数据驱动模型能够提高其预测的准确性和可靠性，实现对电池性能和寿命的有效管理。因此，数据驱动模型的构建离不开电池健康因子的有效筛选。

现有文献对于健康因子的选取多从电池外特性参数进行，以根据恒流放电过程为例，该过程可分为放电初始阶段、放电稳定阶段、放电结束阶段和放电恢复阶段，每个阶段都表现出一定的健康特征。图 3 显示出放电过程中的电压骤降，其主要原因是随着电池老化，电阻会逐渐增大，进而导致明显的电压下降。

同时，放电过程中存在稳定的电压下降幅值，该电压降主要是由电池极化电阻引起的，如图 4 所示。随着电池老化，电压降的幅度会逐渐增大。因此，压降幅度可作为评估电池健康状况的健康因子^[20]。

根据恒流充电过程，电池充电到截止电压所需的时间会随着电池老化而减少，如图 5 所示。因此，特定电压段的变化率可用作健康因子。

电池逐渐老化时，充电达到截止电流所需的时间会缩短，如图 6 所示。因此，特定的电流段变化率可用作评估电池老化的健康因子。

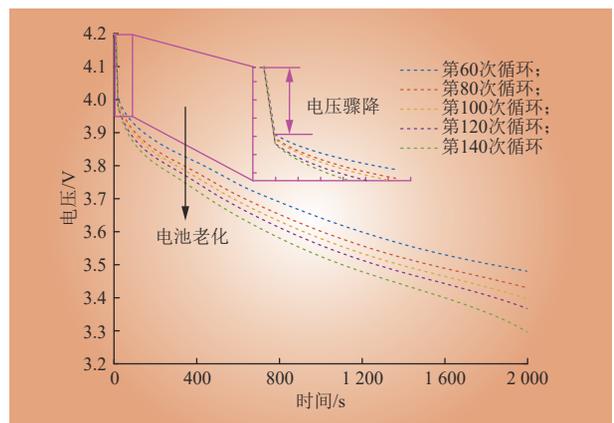


图 3 电压急剧下降变化趋势

Fig. 3 The change trend of sharp voltage drop

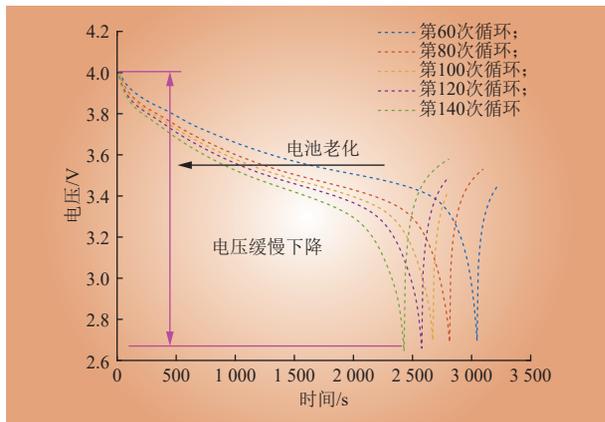


图 4 电压缓慢下降的变化趋势

Fig. 4 The change trend of slow voltage drop

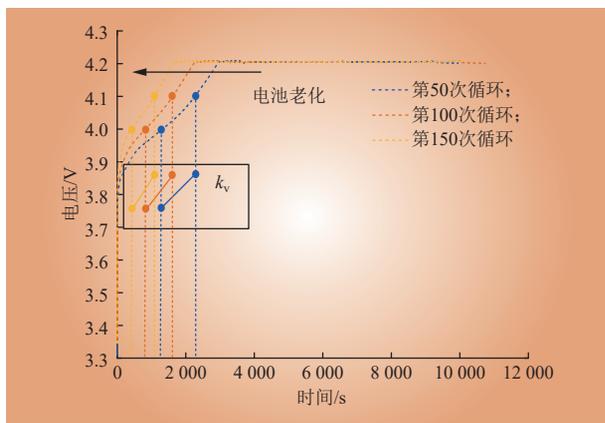


图 5 电压变化率示意

Fig. 5 Schematic diagram of voltage change rate

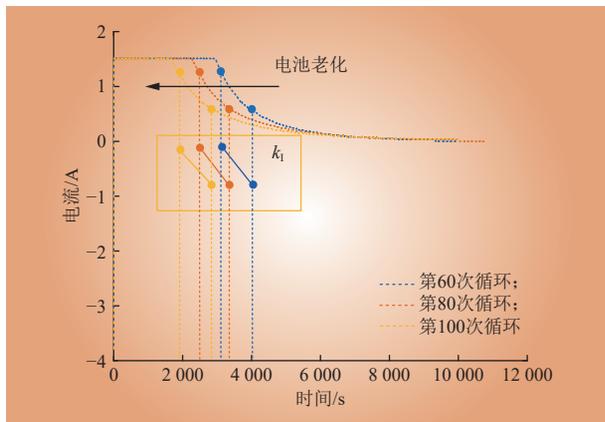


图 6 电流变化率示意

Fig. 6 Schematic diagram of current change rate

恒流充电时间和恒流放电时间是与电池容量密切相关的常用指标，如图 7 所示，恒流时间会随着电池的老化而显著减少，可被视为健康因子^[21]。

随着电池老化，欧姆内阻和极化电阻会增加，电池在充电过程中达到最高温度所需的时间会迅

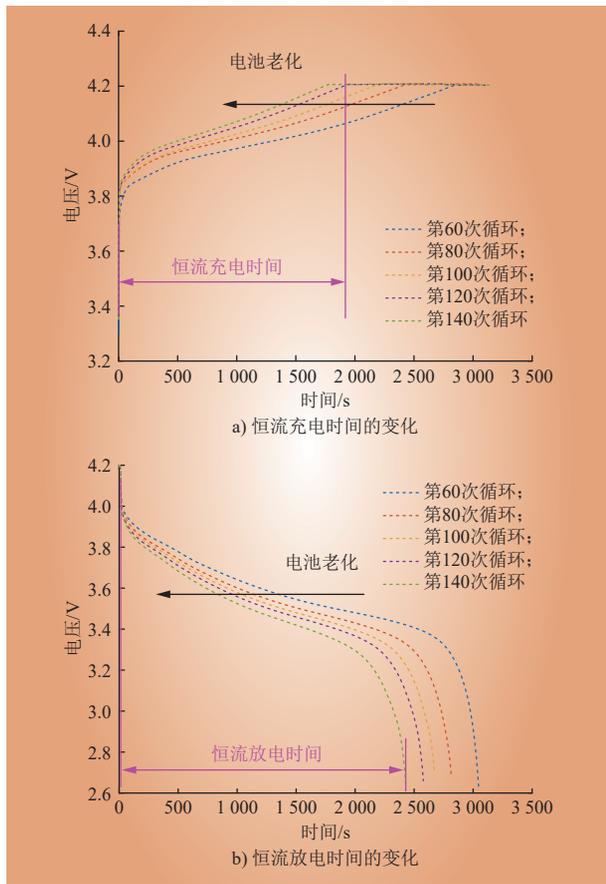


图 7 恒流充放电时间的变化趋势

Fig. 7 The change trend of constant-current charge/discharge time

速缩短，如图 8 所示。因此，达到电池最高温度所需的时间可用作评估电池老化程度的健康因子。

在充电或放电过程中，电池会逐渐老化和退化，导致欧姆内阻和极化内阻增加，最高温度升

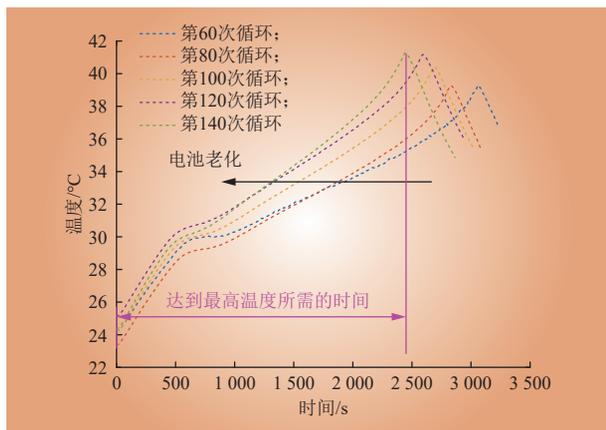


图 8 达到最高温度所需时间的变化趋势

Fig. 8 The change trend of time required to reach the maximum temperature

高，如图 9 所示。因此，充电或放电过程中的最高温度可作为电池老化的健康因子。

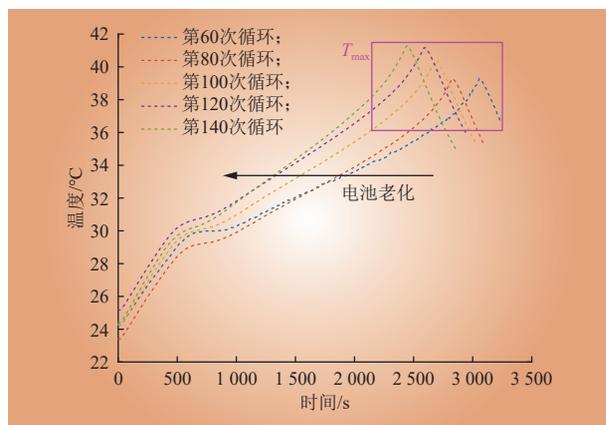


图 9 最高气温的变化趋势

Fig. 9 The change trend of maximum temperature

随着电池老化，其最高温度会逐渐升高，如图 10 所示。因此，特定温度段的变化率可用作评估电池老化的健康因子。

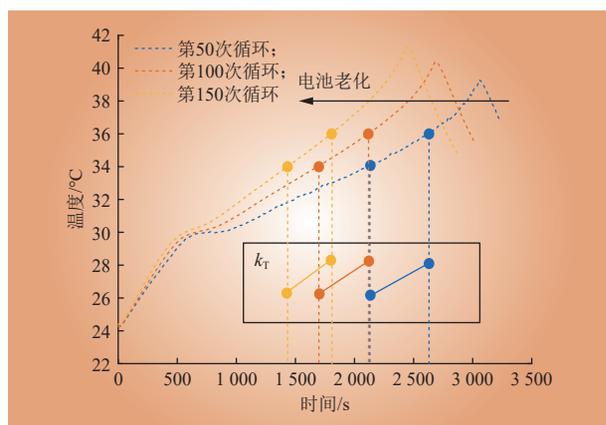


图 10 温度变化率示意

Fig. 10 Schematic diagram of temperature change rate

1.2 电池不一致性分析

在实现有效电池状态评估的前提下，随着储能电站规模化，电池不一致问题日益受到关注。

锂离子电池组内部的不一致性主要表现在 2 个方面。1) 电池在生产过程中，如电极制造、组装过程中，会出现细微的误差，从而导致电池本身的不一致性。电池容量、电池状态、电池性能和电池寿命等方面不可避免地存在差异。即使是同一批电池芯，在充电、内阻和自放电方面也会存在差异。组装过程也会造成接触点内阻的差异。2) 使用过程中出现电池参数不一致。由于

电池的位置和散热环境不同，它们的温度也会不同。此外，传播机制具有相关性和交叉依赖性。电池长期工作在复杂的充放电条件下，不同的电流、温度和放电深度会加剧初始参数的不一致性，从而加速电池老化。

1.2.1 不一致检测对象

在储能电站中，为了满足储能系统的电压水平和容量要求，必须连接串联和并联电池。监测电池、电池组和电池堆之间的不一致性比监测单体电池的健康状况更为重要。储能设备老化程度的不一致性会增加过充电、过放电和热失控的可能性，从而导致不可逆转的安全事故。现有电池不一致分析研究方法如图 11 所示。

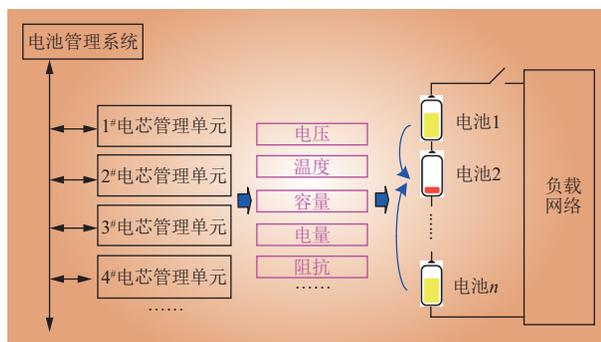


图 11 电池一致性的综合评估方法

Fig. 11 Comprehensive evaluation method for consistency

1) 文献 [22] 从端电压的角度，使用基于图案距离的电压差来检测电池之间的一致性。文献 [23] 采用 K-means 算法进行电压一致性评估。

2) 从温度的角度来看，文献 [24] 认为温度不均匀会导致电池组不一致，影响其性能，并提出了合适的工作环境温度。文献 [25] 根据锂电池组散热过程的个体差异，设计了一种散热性能良好的电池组。文献 [26] 提出了电池充电热行为的一致性表征指标。

3) 从阻抗的角度来看，文献 [27] 根据电化学阻抗谱曲线实现了电池分类。

4) 文献 [28] 从电量的角度提出一种基于电池簇放电电量的电池堆不一致性在线监测方法，定量分析了电池堆与电池簇放电电量的对应关系。

5) 文献 [29] 从多个对象角度出发，选择容量、充电状态和电阻作为电池组的一致性参数。文献 [30] 采用电压、温度、内阻、容量和电量

5 个指标来计算一致性得分。文献 [31] 选择容量、内阻和开路电压等作为电池一致性参数。

1.2.2 不一致检测方法

目前, 储能电池不一致检测方法可分为统计学分析法、机器学习分析法、多特征加权法等。

1) 统计学分析法。

文献 [32] 应用标准差来评估电压和容量的一致性。基于 $3-\sigma$ 准则的异常检测算法, 通过比较每个电池的评分结果来识别和定位微故障电池。文献 [33] 基于统计分布的离群点检测方法对整组电池的单体电压数据进行计算分析, 辨识出电池组一致性状态、较极端单体及其异常原因与极端程度。

2) 机器学习分析法。

制造误差和使用环境的不同导致电池单体存在不一致性, 准确估计某一单体电池的 SOC 变得困难, 文献 [34] 融合电池组模型和聚类算法, 提出一种锂离子电池组荷电状态 (state of charge, SOC) 不一致估计方法。文献 [35] 基于电池产线大数据, 从电池分容阶段的电压曲线提取关键动态特征, 形成了基于 K-means 聚类的电池分选方法, 并从电池分容后的回充阶段提取了用于评估电池性能一致性的指标, 并设计了一个以指标标准差为核心的电池一致性评价方法。

3) 多特征加权法。

单一特征很难全面描述电池组的真实性能状态。为了克服这些问题, 基于多特征加权的电池组一致性评价方法成为近年来的研究热点。文献 [36] 基于电动汽车的运行数据, 探索了表征电池组一致性的静态和动态参数, 并结合熵权法分配特征权重。文献 [37] 提出了一种基于多特征权

重的电池组一致性评价方法。为了更好地捕捉电池性能状态, 文献 [38] 提取了增量容量曲线上的特征, 通过分析层次过程法建立了多特征加权一致性模型。

2 储能技术研究热点

2.1 电池运行状态评估技术

1) 基于碎片数据实现电池状态的有效评估。

在实际应用中, 电池的操作数据有时不足, 因此很难获得其性能的真实描述。因此, 许多学者使用数据段来评估电池状态 [39-43]。基于目前的研究现状, 本文从经验拟合模型 (empirical fitting mode, EFM) 和机器学习模型 (machine learning mode, MLM) 的角度提出了 2 种能力评估方法。

对于 EFM, 整个历史数据包包含关键信息, 例如恒流放电阶段电压突降, 该幅值间接反映了电池的欧姆内阻。通过拟合大量历史数据, 可以建立电压突降幅值和相应容量的经验拟合模型, 如图 12 所示。如果现有的碎片数据包含这一特征, 则可以将电压突降幅值纳入经验模型中, 以估计电池的容量, 从而进行状态评估。

对于 MLM [44], 基于大量历史数据集, 如电流数据集 $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ (n 为数据总量)、电压数据集 $\{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ 与温度数据集 $\{T_1, T_2, \dots, T_n\}$, 构建相应的神经网络模型。

以电压数据集为例, 基于是否包含重要老化信息为标准, 形成恒流充电过程中不同电压范围的数据集 $\{D_{3.8\sim 3.9\text{V}}, D_{3.9\sim 4.0\text{V}}, D_{4.0\sim 4.1\text{V}}, D_{4.1\sim 4.2\text{V}}\}$, 并从上述电压范围的历史数据集中, 提取健康因子 $\{k_{v_1}^*, k_{v_2}^*, \dots, k_{v_n}^*\}$ 及其该循环圈数下的剩余容

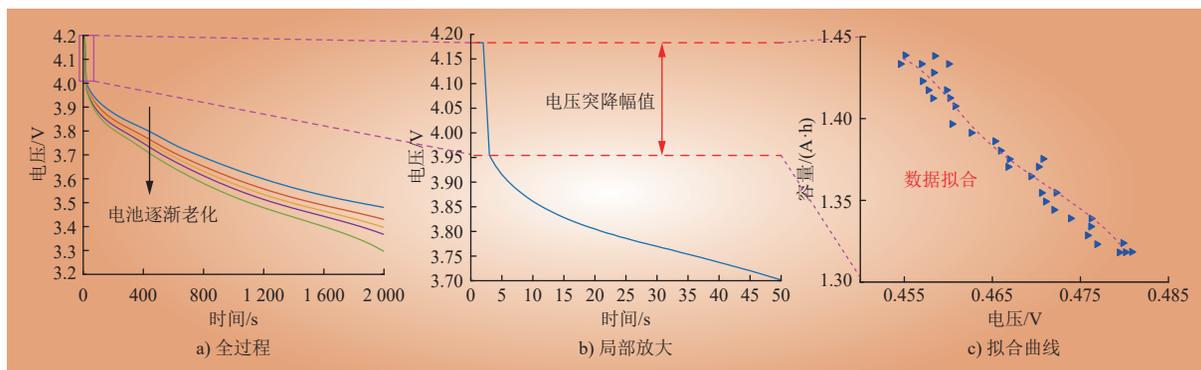


图 12 基于电压幅值的经验拟合模型

Fig. 12 Empirical fitting model based on voltage

量，以构建不同电压范围的神经网络模型；之后，通过数据补充手段将现有的数据片段 $\{u_1, \dots, u_q\}$ (q 为现有数据片段的数据点个数) 补充到包含上述分段数据最多的电压区间，并从补充后的

完整电压数据中提取健康因子 $\{k_{v1}, k_{v2}\}$ ；最后，将这些健康因子作为相应电压范围神经网络模型中的输入量以实现该循环圈数下的容量预测，进而实现健康状态的评估，整体结构如图 13 所示。

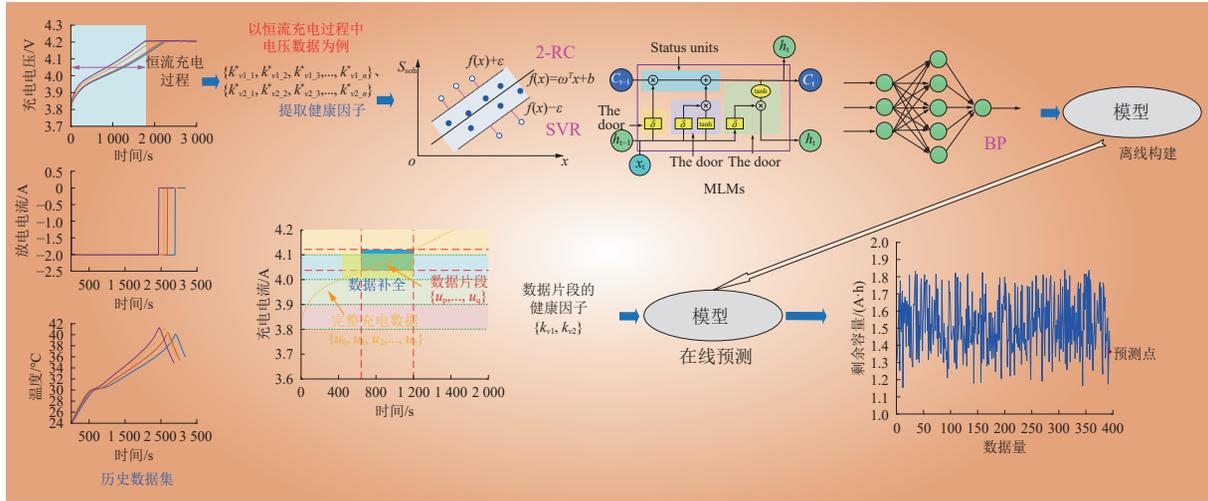


图 13 基于机器学习模型的电池剩余容量示意

Fig. 13 Diagram of the proposed prediction remaining life based on machine learning model

同时，采用均方根误差（root mean square error, RMSE）、平均绝对误差（mean absolute error, MAE）与平均绝对百分比误差（mean absolute percentage error, MAPE）等指标来验证电池状态有效评估准确性。

为了证明所提出 EFM 方法的有效性，以 NASA 公开的电池老化数据集为对象，由于容量再生现象的存在，对 B0005 电池 35~165 循环圈数下的瞬时压降 Δu 与剩余容量 c 进行采集，如图 14 所示。

基于 35~159 循环圈数下瞬时压降 Δu 与剩余容量 c 的历史老化数据构建拟合模型为

$$c(\Delta u) = 45.03e^{(-2.223\Delta u)} + 119.6\Delta u^2 - 32.06 \quad (1)$$

进而通过第 160~165 循环圈数下的瞬时压降 Δu 来估计剩余容量，估计结果与误差如表 2 所示。

为了证明所提出 MLM 方法的有效性，同样以 B0005 电池 35~165 循环圈数下的老化数据为例，假设已知 35~64 循环圈数下所有电池老化数据，且仅知第 165 循环下电压为 4.07~4.13 V 的数据片段。

首先，选择 4.050~4.075 V 的电压变化率 k_{v1} 和 4.075~4.100 V 的电压变化率 k_{v2} 作为健康因子。基

于 NASA 的历史电池老化数据，获得大量健康因子的历史数据集 $\{k_{v1_1}^*, k_{v1_2}^*, k_{v1_3}^*, \dots, k_{v1_k}^*\}$ 、 $\{k_{v2_1}^*, k_{v2_2}^*, k_{v2_3}^*, \dots, k_{v2_k}^*\}$ 以及相应的剩余容量 $\{c_{35}, c_{36}, \dots, c_{164}\}$ ，然后构建电压为 4.05~4.10 V 的 GA-BP 神经网络模型；接着，利用电压为 4.07~4.13 V 的片段数据，构建非线性拟合模型 $u(t)$ 来补全电压为 4.05~4.07 V 的数据，即构建电压为 4.05~4.10 V 的完整电压数据，并选择 4.050~4.075 V 的电压变化率 k_{v1} 和 4.075~4.100 V 的电压变化率 k_{v2} 作为片段数据的健康因子；最后，将健康因子 $\{k_{v1}, k_{v2}\}$ 作为构建的 GA-BP 神经模型的测试集，预测第 165 循环的剩余容量，预测结果与误差如表 3 所示。

由表 2 与表 3 可知，本文提出的基于数据片段来估计剩余容量的方法的误差指标均处于较低水平，证明了所提方法的可行性与有效性。

2) 边缘计算平台。

随着大型储能电站的建设，电池的监测数据急剧增加。针对这一问题，储能电池边缘计算平台的建设应运而生。边缘计算是应对储能电池安全挑战的一项关键技术^[45-47]。具体而言，边缘计算涉及计算和数据处理，可实现更高效的电池管

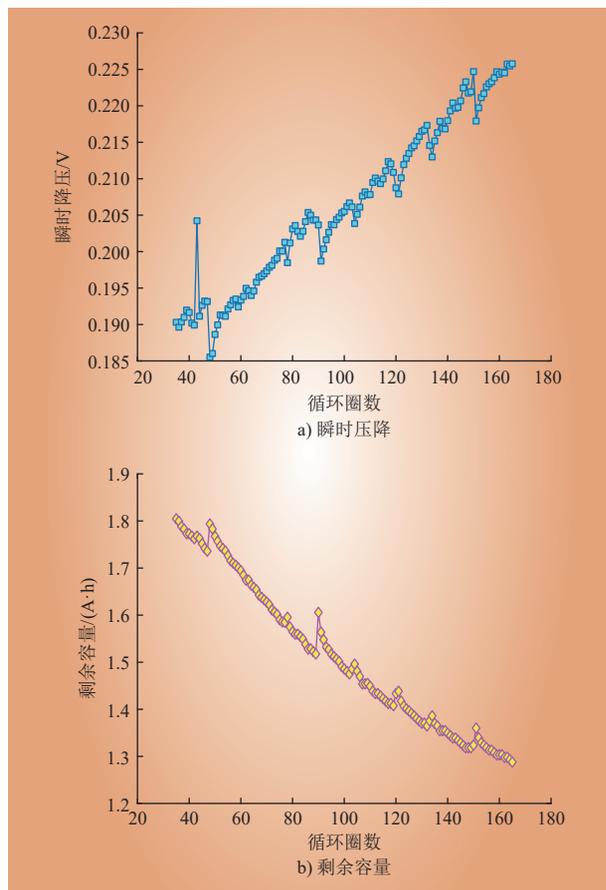


图 14 B0005 电池 35-165 循环圈数下的瞬时压降与剩余容量采集结果

Fig. 14 The sharp voltage drop and remaining capacity collection results of battery numbered B0005 under 35 to 165 cycles

表 2 EFM 方法容量估计结果与误差

Table 2 Capacity estimation results and errors of EFM

循环圈数	估计值/(A·h)	实际值/(A·h)	MAE/(A·h)	RMSE/(A·h)	MAPE/%
160	1.30668	1.30336	0.0045	0.0054	0.35
161	1.30467	1.30341			
162	1.30532	1.29789			
163	1.29713	1.29807			
164	1.29884	1.29346			
165	1.29682	1.28800			

表 3 MLM 法容量预测结果与误差

Table 3 Capacity prediction results and errors of MLM

循环圈数	预测值/(A·h)	实际值/(A·h)	MAE/(A·h)	MAPE/%
165	1.29213	1.28800	0.0041	0.32

理和优化。与传统的云计算相比，边缘计算具有更高的实时性能^[48-49]，可以作为储能实际应用中

很有前途的解决方案，如图 15 所示。同时，现有的边缘平台主要监测电池的外特性参数，并不注重内特性参数的监测，这导致在健康状态评估上存在一定程度的偏差。因此，本文提出了一种储能电站电池健康管理边缘计算平台。它在电池和 BMS 之间建立了信息通信，实现运行数据实时传输的同时，能够对单体电池内/外特性参数进行实时监测，从而进行更准确的评估。

与其他监测电流、电压和温度等外部特性的边缘计算平台相比，本文提出的边缘计算平台侧重于监测欧姆内阻 r_{ohm} 、极化电阻 r_p 和极化电容 c_p 等内部特性参数，如图 16 所示，通过内部和外部特征参数的混合驱动，系统实现了对电池健康状态的有效监控。

为验证电池健康管理边缘计算平台的工程应用能力，本文将边缘计算平台集成到中国湖南的一个储能电站中。通过对电池单体电压和电流的实时监测，实现欧姆内阻、极化电阻和极化电容的在线辨识。

以电池欧姆内阻为例，在恒流充放电工作状态下，给出该储能电站中锂离子电芯端电压的变化曲线，如图 17 所示。针对恒流放电过程，该过程可以分为 4 个阶段，即放电初始阶段、放电稳定阶段、放电结束片阶段与放电恢复阶段。

在放电初始阶段中，电芯端电压受到欧姆内阻分压作用而突然下降，其相关性如式 (2) 所示。在放电电流与采样步长保持恒定的情况下，根据该片段电压幅值变化 Δu_{ohm} 可以间接地计算出欧姆内阻大小情况。

$$\Delta u_{ohm} \approx i r_{ohm} \quad (2)$$

式中： i 为放电电流。

对于电池边缘计算平台，基于上述辨识方法，每个单体电池欧姆内阻识别结果均可查看，如图 18 所示，进一步实现基于内/外部特征参数的电池健康状态评估。尽管储能电池的边缘计算应用前景广阔，但在实际应用中仍面临挑战和限制。例如，它需要较高的可扩展性和兼容性，以满足不同环境的需求。

3) 智能巡检机器人。

电池温度状态 (state of temperature, SOT) 描述了电池的实时热状态。电池温度极大地影响了

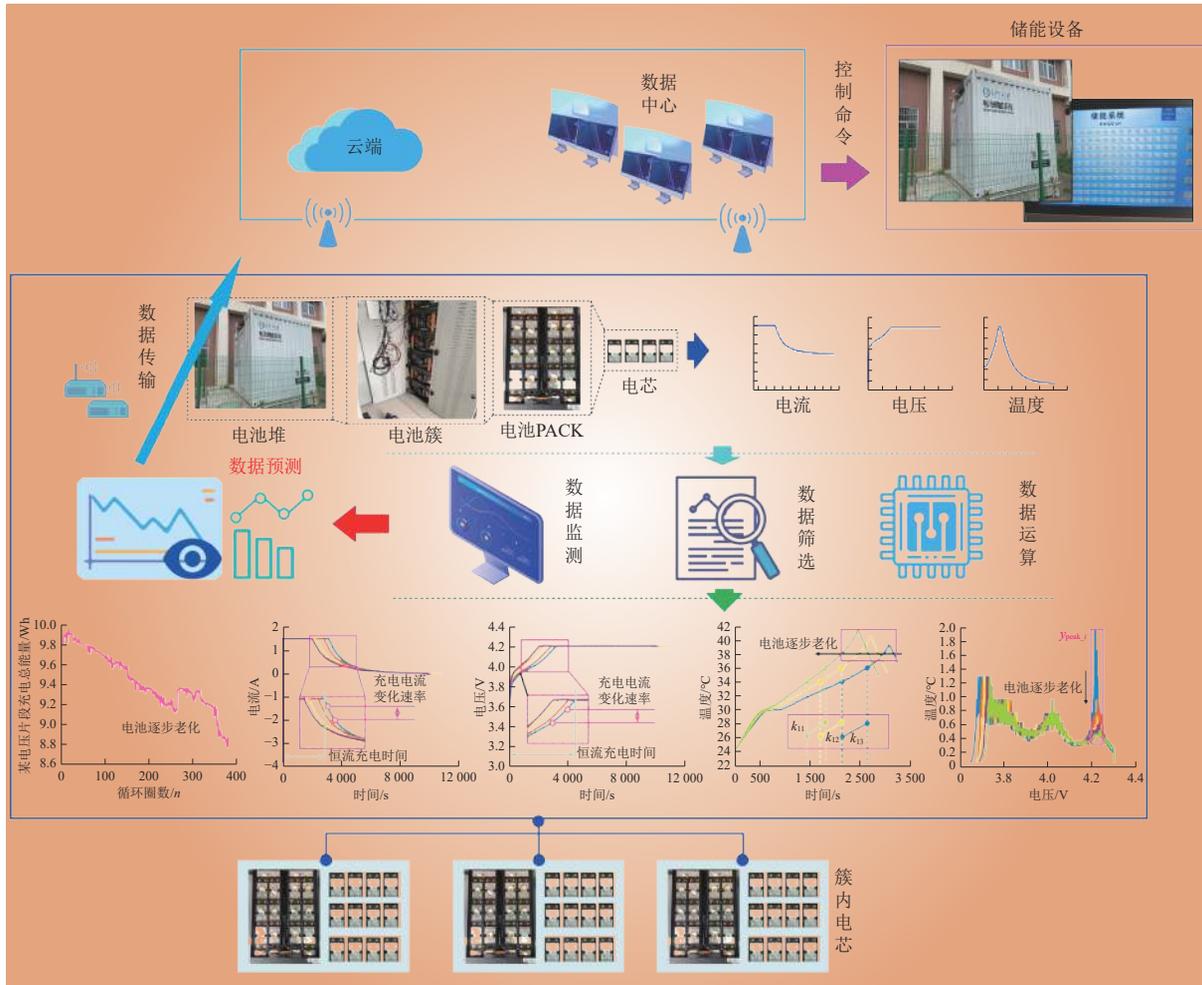


图 15 边缘计算平台结构

Fig. 15 The structure of edging computing platform



图 16 电池边缘计算系统界面

Fig. 16 Edge Computing System Interface

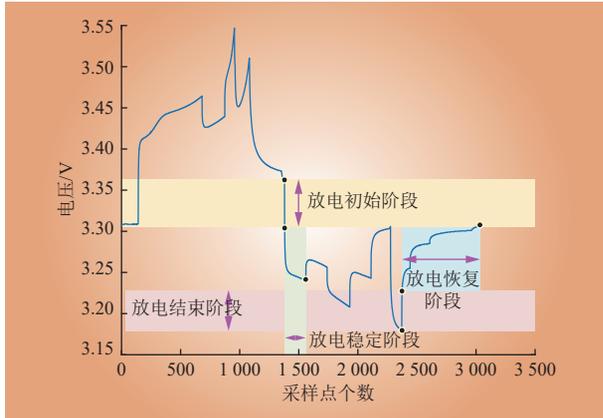


图 17 电池电压放电阶段

Fig. 17 Intelligent inspection robot schematic



图 18 欧姆内阻的在线鉴定结果

Fig. 18 Online characterization results for ohmic internal resistance

其电气参数，例如欧姆内阻，极化电阻等，导致电池 SOC、SOH 估计误差很大，显著影响电池性能。因此，准确测量电池温度对于准确估计电池 SOC 和 SOH 并提高电池性能至关重要。此外，温度监控可防止因热失控而导致的电池不必要的老化和电池组故障。

出于成本和复杂性的考虑，将温度传感器放置在每个电池的表面准确测量存在一定难度，特别是当电池系统包括数百甚至数千个电池单体。

从电池运行的角度来看，SOT 可以让 BMS 评估不同运行条件下电池本体的功率和能量能力，这有助于最大限度地提高电池性能。从电池健康管理的角度来看，应用热状态信息可以在电池级

和电池组级上进行更好的健康状态估计，从而促进电池系统的预测和维护。

通过对储能设备的温度等情况进行有效监控，将上述信息传输至 EMS 进行准确判断和安全控制。因此，本节提出搭建储能电站智能巡检机器人，如图 19 所示，包括移动系统、高清摄像头、红外温度传感器和消息接收模块，可与 EMS 实时交互数据，实现对电池温度问题的快速检查和实时诊断。同时，通过预先建立指定路径，检测机器人利用红外热成像技术进行非接触式温度测量，然后将获得的温度矩阵转换为彩色云图，显示矩阵内的最高和最低温度。



图 19 智能巡检机器人

Fig. 19 Intelligent inspection robot schematic

本文基于储能系统平台，利用智能巡检机器人对电池组进行热扫描。通过 EMS 的综合评估结果和实时数据交互，智能巡检机器人对目标电池组进行定时、定点巡检。

智能巡检机器人在 PC 工作站上的程序界面不仅可以采集手柄、连接带、冷却风扇的常规视频图像，还能准确显示其温度云图，如图 20 所示，实现快速检测和实时监控。

综上，储能电站通过智能巡检机器人可以进行储能设备定期巡检与 SOT 估计，并可以与云平台结合，通过多种方式实现对储能设备全方位安全状态的准确评估。

2.2 储能系统控制技术

1) 计及电池参数变化的系统稳定性研究。

不同应用场景下储能系统通过变流器实现电池与电网之间的能量交互，可能发生谐振及失稳现象。因此，针对变流器运行时平衡点变化范

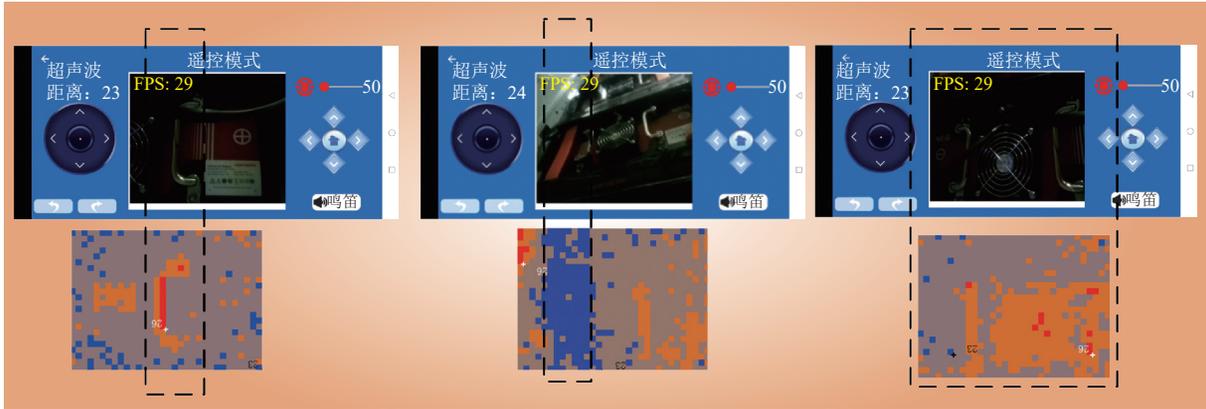


图 20 智能巡检机器人的热成像结果

Fig. 20 Thermal imaging results for intelligent inspection robots

围，结合储能电池内部动态阻抗变化及能量调控动态区间，准确分析电池参数变化、电池老化引发的能量输出受限等问题对提升电网系统稳定性是非常重要的。

目前针对变流器稳定性分析方法主要分为 3 大类：状态空间法、阻抗分析法、能量函数法。其中状态空间法和阻抗法都是基于系统稳定状态在平衡点附近波动时对模型进行线性化的分析方法。关于状态空间法，文献 [50] 考虑在逆变器内外环控制、锁相环和延迟控制等环节，在 $d-q$ 旋转坐标系下逆变器高频状态空间模型，提出相应控制策略改善了系统不稳定性；文献 [51] 考虑储能电池和换流器的动态过程，建立了状态空间模型，得到电池因过度充/放电导致内阻增大及电池电压减小、恶化直流系统稳定性的结论。但是状态空间法因其需要获得系统完备的参数信息，当控制参数改变或者引入新的设备时需要重新建立状态方程，且随着电力电子设备的投入，系统阶数增加将面临建模“维数灾”的局限性问题。阻抗分析法利用其可测量性将变流器和电网分别划分为独立的子系统，分析其交互稳定性问题具有一定的优势，文献 [52] 将发电端等效为理想直流电压源，研究多机并联的稳定性问题，通过提出了一种系统的补偿输出导纳以克服不稳定性，同时保持低阶电网电压谐波衰减能力控制方法。文献 [53-54] 通过将储能变流器（power conversion system, PCS）等效为电流源与输出阻抗为定值的并联结构，研究电网和整个 PCS 系统间谐振问题，提出并联 PCS 台数的临界值。可见

现有研究大多将储能电池模型等效为一个恒压源与恒内阻串联的模型，这种忽略电池阻抗动态特性变化的简化模型会随着电池数量的增加产生累计误差，导致稳定性分析结果不准确 [55]，从而在不同场景下，造成对系统稳定域内 PCS 多机并联台数最大范围的误判。故需要结合电池内阻抗变化特性进一步推演其稳定性特征，划定能参与能量调控的多机并联系统台数区间，如图 21 所示。

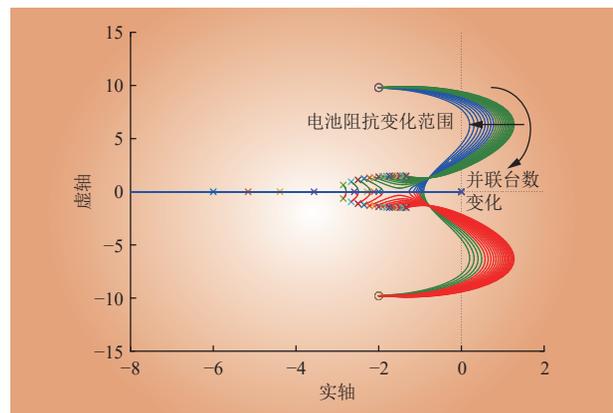


图 21 基于电池阻抗变化的根轨迹

Fig. 21 Root locus diagram based on changes in battery impedance

综上所述，在储能系统并网后，处于正常工况下或者小扰动工况下（即系统平衡点不发生偏移），储能变流器中电池长时间运行并发生老化，其电池内阻的动态变化影响着接入电网的最大并联台数，随着时间的推移电池的阻抗增大，对于强电网而言可以容纳更多的变流器台数，但是电池的老化使其能量输出阈值衰减加剧，使满足电网能量所需的最小并联台数大于依据阻抗稳定

性分析的储能变流器允许接入电网的最大运行台数时,则需要更换电池簇,依据阻抗和能量变化速率的 PCS 的最优台数判断区间,研究如何根据电池能量衰减和阻抗变化的速率进一步进行储能变流器最优台数的选择和提出判断更换电池簇的边界条件,可作为储能系统未来的研究目标,如图 22 所示。

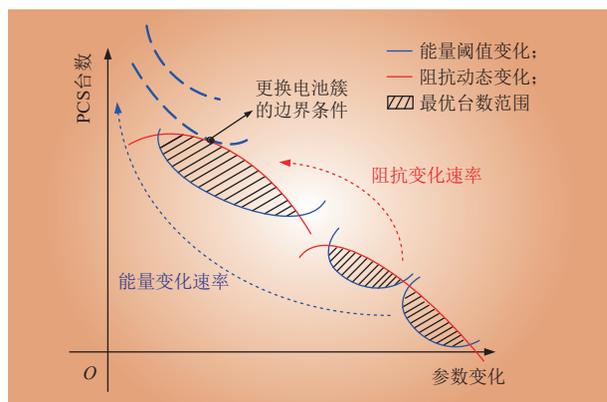


图 22 基于阻抗和能量变化速率的最优台数范围区间
Fig. 22 Range of optimal number of stations based on impedance and energy change rate

2) 基于安全的储能系统多目标控制。

现有储能系统 PCS 控制主要沿用传统逆变器的控制策略,容易忽视储能电池的健康状态、寿命损耗规律、系统阻抗功率损耗等情况,导致系

统运行风险系数高,易因产热过大而造成热失控等安全事故。因此,研究适合储能系统 PCS 在不同工况运行下最优控制策略非常关键。

储能系统参与调频和调峰工况下运行时各参数变化如图 23 所示,可见储能变流器的传输功率、SOC 和输出电流在能量波动、时间尺度和变化趋势上存在较大的差异。为了优化储能系统在调频、调压和调峰等工况下安全运行,对于调频工况,文献 [56-57] 提出了考虑 SOC 和健康状态的储能辅助调频自适应优化 PCS 控制策略,在保证储能调频效果的同时,使各储能单元均处于健康工作状态;对于调压工况,文献 [58] 提出一种 PCS 多变量协同保护策略,以无功支撑为首要目标,并网点有功功率波动、储能系统侧电流波动和输出电流峰值为约束条件,构建相应函数并根据电压跌落程度向电网提供相应无功支撑;在调峰工况上;文献 [59-60] 根据每个储能单元的 SOC 调整功率分配,并通过建立储能的双层协同控制来平滑风电波动;文献 [61] 提出了通过构建功率分配优化模型来减少电池能量损耗和维持 SOC 平衡的方法;文献 [62] 基于遗传算法对每个存储单元的电流进行调整和优化,使不同老化程度的电池都能同时报废;文献 [63] 提出考虑能量效率和 SOC 均衡来调节储能电站各 PCS 传输功率,在降

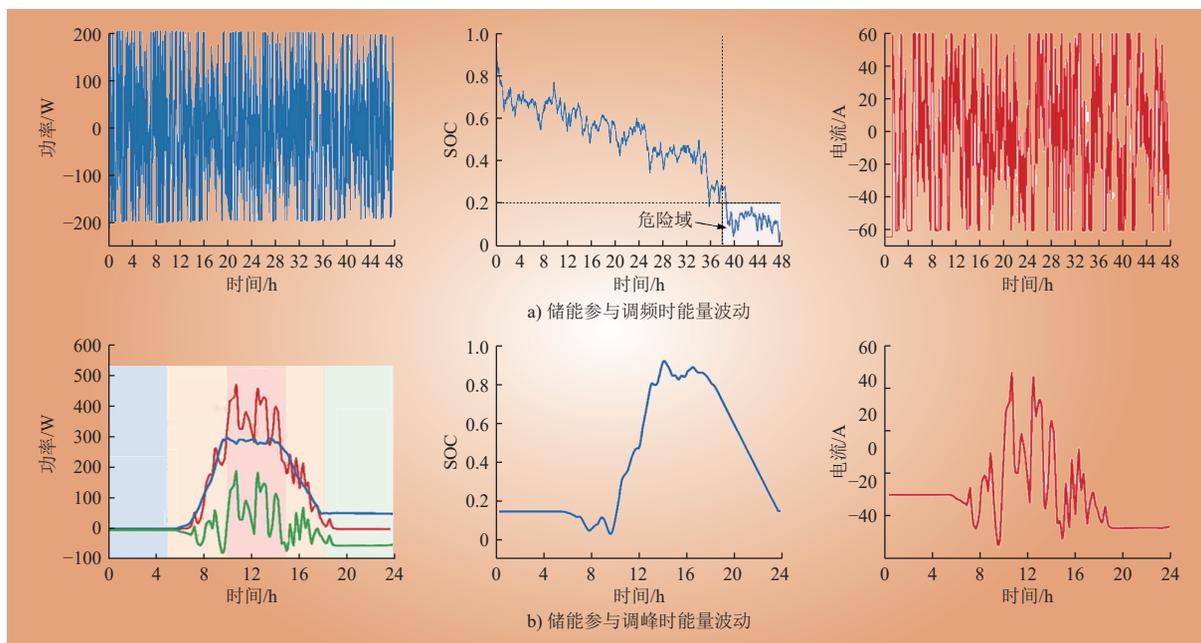


图 23 储能参与调频和调峰能量波动
Fig. 23 The map of energy storage participation in FM and peaking energy fluctuations

低电池内阻功率损耗的同时尽可能均衡电池 SOC；文献 [64] 基于电池老化特性曲线和系统并网谐波含量要求优化多台 PCS 传输功率的调峰控制策略，减缓了储能电池老化速度 19.8%；文献 [65] 提出了一种在基于共识的分布式框架中实现各 PCS 功率分配的策略，共识因素包括 SOC 均衡、运行效率和电池寿命损耗，在不同的电池状态和应用场景下选择相应的共识因素来调节 PCS 传输功率。

上述工作为储能变流器多目标控制研究提供了一定的基础，但整体而言，储能系统在调频、调压和调峰等工况运行时，缺乏对不同工况下电池参数变化带来的系统稳定性、能量损耗、能量上限受限、并网指标和电池寿命变化规律等情况的协同考虑，研究储能系统各工况运行下关键需求的 PCS 多目标协调控制，是未来保证储能系统安全稳定运行的关键技术。

3 结论

现今电力系统由“源-网-荷”逐渐向“源-网-荷-储”转变，本文在总结单体电池状态评估方法与不一致性检测的同时，探讨了现有电池状态评估技术与储能系统控制技术的新研究热点，主要结论如下。

1) 总结了各种电池状态评估方法，如电化学阻抗法、等效电路模型、数据驱动方法等；并着重讨论了数据驱动方法中健康因子的选择，如恒流、恒压充放电过程中的电压变化率、电流变化率与温度变化率等。

2) 构建了监测电池内/外特性参数的边缘计算平台，在监测电池电流、电压和温度等外部特性参数的基础上，对电池欧姆内阻、极化电阻和极化电容等内特性参数进行有效辨识，实现对电池健康状态更加全面的评估，有助于识别潜在的安全问题。

3) 从经验拟合模型和机器学习模型的角度出发，实现基于碎片数据实现电池状态的有效评估。

4) 针对储能电站的安全监控，构建了配备移动系统、高清摄像头、红外温度传感器和消息接收模块的智能巡检机器人。该机器人可与 EMS

平台实现数据交互，实现对电池温度状态的快速检查和实时诊断，为电池温度状态评估和储能电站安全运行提供新概念和理论支撑。

5) 针对不同工况下，电池阻抗变化及能量衰减速率，根据两者间变化的速率差异，进一步精确化储能变流器最优台数的选择和提出判断更换电池簇的边界条件，可作为储能系统未来的研究目标。

6) 储能系统在调频、调压和调峰等工况运行时，现有储能系统 PCS 控制主要沿用传统逆变器的控制策略，缺乏对不同工况下电池参数变化带来的系统稳定性、能量损耗、能量上限受限、并网指标和电池寿命变化规律等情况协同考虑，导致系统运行风险系数高，急需研究出适合储能系统 PCS 在不同工况运行下最优控制策略，保证储能系统安全稳定运行。

参考文献：

- [1] 黎冲, 王成辉, 王高, 等. 基于数据驱动的锂离子电池健康状态估计技术[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 73-86, 95.
LI Chong, WANG Chenghui, WANG Gao, *et al.* Technology of lithium-ion battery state-of-health assessment based on data-driven[J]. *Electric Power*, 2022, 55(8): 73-86, 95.
- [2] 曹文灵, 雷博, 史尤杰, 等. 韩国锂离子电池储能电站安全事故的分析及思考[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(5): 1539-1547.
CAO Wenjiong, LEI Bo, SHI Youjie, *et al.* Ponderation over the recent safety accidents of lithium-ion battery energy storage stations in South Korea[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2020, 9(5): 1539-1547.
- [3] 唐文杰, 姜欣, 刘昊琰, 等. 基于气液逸出物图像识别的锂离子电池火灾早期预警[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 3295-3304.
TANG Wenjie, JIANG Xin, LIU Haoyan, *et al.* Early warning of lithium-ion battery fire based on image recognition of gas-liquid escape[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(8): 3295-3304.
- [4] 胡振恺, 雷博, 李勇琦, 等. 储能用锂离子电池安全性测试与评估方法比较[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(5): 1650-1656.
HU Zhenkai, LEI Bo, LI Yongqi, *et al.* Comparative study on safety test and evaluation methods of lithium-ion batteries for energy storage[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2022, 11(5): 1650-1656.
- [5] 王宁, 陈志强, 刘明义, 等. 基于模糊综合评价的锂离子电池健康状

- 态评估[J]. 发电技术, 2022, 43(5): 784–791.
- WANG Ning, CHEN Zhiqiang, LIU Mingyi, *et al.* Health status assessment of lithium-ion battery based on fuzzy comprehensive evaluation[J]. *Power Generation Technology*, 2022, 43(5): 784–791.
- [6] 朱伟杰, 董缙, 张树宏. 储能系统锂离子电池国内外安全标准对比分析[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(1): 279–286.
- ZHU Weijie, DONG Ti, ZHANG Shuhong. Comparative analysis of domestic and foreign safety standards for lithium-ion batteries for energy storage system[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2020, 9(1): 279–286.
- [7] ELMAHALLAWY M, ELFOULY T, ALOUANI A, *et al.* A comprehensive review of lithium-ion batteries modeling, and state of health and remaining useful lifetime prediction[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 119040–119070.
- [8] 焦自权, 范兴明, 张鑫, 等. 基于改进粒子滤波算法的锂离子电池状态跟踪与剩余使用寿命预测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(18): 3979–3993.
- JIAO Ziquan, FAN Xingming, ZHANG Xin, *et al.* State tracking and remaining useful life predictive method of li-ion battery based on improved particle filter algorithm[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(18): 3979–3993.
- [9] 朱晓庆, 王震坡, WANG Hsin, 等. 锂离子电池动力电池热失控与安全研究综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(14): 91–118.
- ZHU Xiaoping, WANG Zhenpo, HSIN W, *et al.* Review of thermal runaway and safety management for lithium-ion traction batteries in electric vehicles[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(14): 91–118.
- [10] 胡晓松, 唐小林. 电动车辆锂离子电池建模方法综述[J]. 机械工程学报, 2017, 53(16): 20–31.
- HU Xiaosong, TANG Xiaolin. Review of modeling techniques for lithium-ion traction batteries in electric vehicles[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(16): 20–31.
- [11] 岳家辉, 夏向阳, 吕崇耿, 等. 计及健康特征信息量的锂离子电池健康状态与剩余寿命预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 74–87.
- YUE Jiahui, XIA Xiangyang, LÜ Chongeng, *et al.* Research on the prediction of state of health and remaining useful life of lithium-ion batteries considering the amount of health factors information[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(22): 74–87.
- [12] 吴磊, 吕桃林, 陈启忠, 等. 电化学阻抗谱测量与应用研究综述[J]. 电源技术, 2021, 45(9): 1227–1230.
- WU Lei, LV Taolin, CHEN Qizhong, *et al.* Review of measurement and application of electrochemical impedance spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2021, 45(9): 1227–1230.
- [13] 骆凡, 黄海宏, 王海欣. 基于电化学阻抗谱的退役动力电池荷电状态和健康状态快速预测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 172–180.
- LUO Fan, HUANG Haihong, WANG Haixin. Rapid prediction of the state of charge and state of health of decommissioned power batteries based on electrochemical impedance spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(9): 172–180.
- [14] 赵月荷, 庞宗强. 基于无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态估计[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(10): 136–141.
- ZHAO Yuehe, PANG Zongqiang. State of health estimation of power batteries based on unscented Kalman filter[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(10): 136–141.
- [15] 吴忠强, 陈海佳. 基于自适应 H2/H ∞ 滤波的锂电池 SOC 和 SOH 联合估计[J]. 计量学报, 2023, 44(11): 1719–1727.
- WU Zhongqiang, CHEN Haijia. Joint SOC and SOH estimation for lithium batteries based on adaptive H2/H ∞ filtering[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2023, 44(11): 1719–1727.
- [16] 徐超, 李立伟, 杨玉新, 等. 基于改进粒子滤波的锂电池 SOH 预测[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(6): 1954–1960.
- XU Chao, LI Liwei, YANG Yuxin, *et al.* Lithium-ion battery SOH estimation based on improved particle filter[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2020, 9(6): 1954–1960.
- [17] AMIR S, GULZAR M, TARAR M O, *et al.* Dynamic equivalent circuit model to estimate state-of-health of lithium-ion batteries[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 18279–18288.
- [18] 魏克新, 陈峭岩. 基于自适应无迹卡尔曼滤波算法的锂离子电池状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(3): 445–452.
- WEI Kexin, CHEN Qiaoyan. States estimation of li-ion power batteries based on adaptive unscented Kalman filters[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(3): 445–452.
- [19] HE X T, SUN B X, ZHANG W G, *et al.* Multi-time scale variable-order equivalent circuit model for virtual battery considering initial polarization condition of lithium-ion battery[J]. *Energy*, 2022, 244: 123084.
- [20] LI Y M, HUANG P Y, GAO L T, *et al.* Data-driven state of health estimation for lithium-ion batteries based on universal feature selection[J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2023, 170(4): 040507.
- [21] CHEN Z, XUE Q, XIAO R X, *et al.* State of health estimation for lithium-ion batteries based on fusion of autoregressive moving average model and Elman neural network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:

- 102662–102678.
- [22] FENG X S, ZHANG X K, XIANG Y. An inconsistency assessment method for backup battery packs based on time-series clustering[J]. *Journal of Energy Storage*, 2020, 31: 101666.
- [23] SUN J L, LIU W, TANG C Y, *et al.* A novel active equalization method for series-connected battery packs based on clustering analysis with genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2021, 36(7): 7853–7865.
- [24] PESARAN A A. Battery thermal models for hybrid vehicle simulations[J]. *Journal of Power Sources*, 2002, 110(2): 377–382.
- [25] PENG X B, MA C, GARG A, *et al.* Thermal performance investigation of an air-cooled lithium-ion battery pack considering the inconsistency of battery cells[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2019, 153: 596–603.
- [26] FANG K Z, CHEN S, MU D B, *et al.* Investigation of nickel–metal hydride battery sorting based on charging thermal behavior[J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 224: 120–124.
- [27] WANG H Y, DONG K, LI G C, *et al.* Research on the consistency of the power battery based on multi-points impedance spectrum[C]//International Forum on Strategic Technology. Ulsan, Korea (South). IEEE, 2010: 1-4.
- [28] 张媛, 夏向阳, 岳家辉, 等. 基于电池簇放电电量的电池堆不一致性在线监测方法 [J]. *中国电力*, 2023, 56(7): 207–215, 227.
- ZHANG Yuan, XIA Xiangyang, YUE Jiahui, *et al.* Online monitoring method of battery stack inconsistency based on discharge quantity of battery clusters[J]. *Electric Power*, 2023, 56(7): 207–215, 227.
- [29] AN F L, ZHANG W G, SUN B X, *et al.* A novel battery pack inconsistency model and influence degree analysis of inconsistency on output energy[J]. *Energy*, 2023, 271: 127032.
- [30] LU Y F, LI K, HAN X B, *et al.* A method of cell-to-cell variation evaluation for battery packs in electric vehicles with charging cloud data[J]. *eTransportation*, 2020, 6: 100077.
- [31] ZHANG C P, JIANG Y, JIANG J C, *et al.* Study on battery pack consistency evolutions and equilibrium diagnosis for serial-connected lithium-ion batteries[J]. *Applied Energy*, 2017, 207: 510–519.
- [32] CHANG C, ZHOU X P, JIANG J C, *et al.* Micro-fault diagnosis of electric vehicle batteries based on the evolution of battery consistency relative position[J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 52: 104746.
- [33] 黄彧, 王占国, 张言茹, 等. 基于离群点检测的动力电池一致性快速辨识方法 [J]. *电测与仪表*, 2023, 60(10): 66–72.
- HUANG Yu, WANG Zhanguo, ZHANG Yanru, *et al.* A fast identification method of power battery consistency based on outlier detection[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(10): 66–72.
- [34] 向兆军, 胡凤玲, 罗明华, 等. 基于电池组模型和聚类算法的锂离子电池组 SOC 不一致估计 [J]. *机械工程学报*, 2020, 56(18): 154–163.
- XIANG Zhaojun, HU Fengling, LUO Minghua, *et al.* Estimation of SOC inconsistencies in lithium-ion battery packs based on battery pack modeling and clustering algorithm[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(18): 154–163.
- [35] 李革, 孔祥栋, 孙跃东, 等. 基于产线大数据的锂离子电池一致性动态特性分选方法 [J]. *储能科学与技术*, 2024, 13(4): 1188–1196.
- LI Ge, KONG Xiangdong, SUN Yuedong, *et al.* Method for sorting the dynamic characteristics of lithium-ion battery consistency based on production line big data[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2024, 13(4): 1188–1196.
- [36] TIAN J Q, WANG Y J, LIU C, *et al.* Consistency evaluation and cluster analysis for lithium-ion battery pack in electric vehicles[J]. *Energy*, 2020, 194: 116944.
- [37] CAI Y, DONG S F, WANG J X. A method for consistency determination of battery energy storage system based on fuzzy comprehensive evaluation[M]//Lecture Notes in Electrical Engineering. Singapore: Springer Singapore, 2019: 193–204.
- [38] LI J L, LI Y X, HENG X, *et al.* Consistency evaluation of retired power battery based on the analytic hierarchy process method[C]//2021 IEEE 5th Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Taiyuan, China. IEEE, 2021: 3735–3739.
- [39] DENG Z W, HU X S, LI P H, *et al.* Data-driven battery state of health estimation based on random partial charging data[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2022, 37(5): 5021–5031.
- [40] LAI R C, LI X Y, WANG J. Flexible deep learning-based state of health estimation of lithium-ion batteries with features extracted from partial charging curves[J]. *Batteries*, 2024, 10(5): 164.
- [41] QIAN C, XU B H, CHANG L, *et al.* Convolutional neural network based capacity estimation using random segments of the charging curves for lithium-ion batteries[J]. *Energy*, 2021, 227: 120333.
- [42] YAO J C, HAN T. Data-driven lithium-ion batteries capacity estimation based on deep transfer learning using partial segment of charging/discharging data[J]. *Energy*, 2023, 271: 127033.
- [43] MENG H X, GENG M Y, HAN T. Long short-term memory network

- with Bayesian optimization for health prognostics of lithium-ion batteries based on partial incremental capacity analysis[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 236: 109288.
- [44] XIONG X, WANG Y J, LI K Q, *et al.* State of health estimation for lithium-ion batteries using Gaussian process regression-based data reconstruction method during random charging process[J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 72: 108390.
- [45] SHI W S, CAO J, ZHANG Q, *et al.* Edge computing: vision and challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(5): 637–646.
- [46] FENG J, ZHANG W J, PEI Q Q, *et al.* Heterogeneous computation and resource allocation for wireless powered federated edge learning systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(5): 3220–3233.
- [47] XU X W, DING Y K, HU S X, *et al.* Scaling for edge inference of deep neural networks[J]. *Nature Electronics*, 2018, 1: 216–222.
- [48] 吕华章, 陈丹, 范斌, 等. 边缘计算标准化进展与案例分析 [J]. *计算机研究与发展*, 2018, 55(3): 487–511.
LÜ Huazhang, CHEN Dan, FAN Bin, *et al.* Standardization progress and case analysis of edge computing[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2018, 55(3): 487–511.
- [49] 朱斌, 刘东, 刘天元, 等. 边缘计算在电力系统供需互动应用的研究进展与展望 [J/OL]. *电网技术*, 1–15[2024-07-11]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.0159>.
ZHU Bin, LIU Dong, LIU Tianyuan, *et al.* Research progresses and prospects on application of edge computing in power system supply-demand interaction[J]. 1–15[2024-07-11]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2024.0159>.
- [50] 解润生, 张国荣, 解宝. 考虑长距离输电电缆特性的逆变器并网系统谐波不稳定性分析及抑制 [J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(2): 128–139.
XIE Runsheng, ZHANG Guorong, XIE Bao. Analysis and suppression of harmonic instability for grid-connected inverter system considering characteristics of long transmission cable[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(2): 128–139.
- [51] BAZARGAN D, FILIZADEH S, GOLE A M. Stability analysis of converter-connected battery energy storage systems in the grid[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2014, 5(4): 1204–1212.
- [52] NARENDRA BABU Y, PADHY N P. An approach to improve harmonic attenuation and stability performance in multi-parallel inverter system[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2023, 38(5): 3634–3646.
- [53] 高明杰, 惠东, 高宗和, 等. 国家风光储输示范工程介绍及其典型运行模式分析 [J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(1): 59–64.
- GAO Mingjie, HUI Dong, GAO Zonghe, *et al.* Presentation of national wind/photovoltaic/energy storage and transmission demonstration project and analysis of typical operation modes[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2013, 37(1): 59–64.
- [54] FU Q, DU W J, WANG H F. Planning of the DC system considering restrictions on the small-signal stability of EV charging stations and comparison between series and parallel connections[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(10): 10724–10735.
- [55] 张宇, 张琛, 蔡旭, 等. 并网变换器的暂态同步稳定性分析: 稳定域估计与镇定控制 [J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(21): 7871–7884.
ZHANG Yu, ZHANG Chen, CAI Xu, *et al.* Transient grid-synchronization stability analysis of grid-tied voltage source converters: stability region estimation and stabilization control[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(21): 7871–7884.
- [56] 吴青峰, 孙孝峰, 郝彦丛, 等. 微电网储能系统 SOC 平衡和电压频率恢复研究 [J]. *太阳能学报*, 2018, 39(6): 1743–1751.
WU Qingfeng, SUN Xiaofeng, HAO Yancong, *et al.* Research of soc balance and voltage frequency recovery of microgrid energy storage system[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2018, 39(6): 1743–1751.
- [57] ZHANG H T, ZHANG X Y, WANG Z L, *et al.* Capacity configuration of hybrid energy storage power stations participating in power grid frequency modulation[J]. *Processes*, 2023, 11(10): 2843.
- [58] 陈凌彬, 夏向阳, 廖一丁, 等. 考虑多变量协同保护的储能变流器故障穿越策略 [J]. *太阳能学报*, 2023, 44(1): 442–450.
CHEN Lingbin, XIA Xiangyang, LIAO Yiding, *et al.* Fault ride through strategy of power conversion system considering multi-variable cooperative protection[J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2023, 44(1): 442–450.
- [59] CHANG F R, LI Y, PENG Y J, *et al.* A dual-layer cooperative control strategy of battery energy storage units for smoothing wind power fluctuations[J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 70: 107789.
- [60] LIN L, JIA Y Q, MA M H, *et al.* Long-term stable operation control method of dual-battery energy storage system for smoothing wind power fluctuations[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 129: 106878.
- [61] LI X N, LYU L X, GENG G C, *et al.* Power allocation strategy for battery energy storage system based on cluster switching[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(4): 3700–3710.
- [62] GAO X J, WU X G, XIA Y L, *et al.* Life extension of a multi-unit energy storage system by optimizing the power distribution based on the degradation ratio[J]. *Energy*, 2024, 286: 129598.

[63] 叶晖, 李爱魁, 田刚领, 等. 考虑能量效率和 SOC 均衡的电池储能电站双层功率分配策略 [J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(13): 5185–5196.

YE Hui, LI Aikui, TIAN Gangling, *et al.* Double-layer power distribution strategy for battery storage power station considering energy efficiency and state-of-charge balance[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(13): 5185–5196.

[64] 夏向阳, 陈贵全, 刘俊翔, 等. 储能系统直流侧纹波电流对锂离子电池寿命影响分析及优化控制策略 [J]. 电工技术学报, 2023, 38(22): 6218–6229.

XIA Xiangyang, CHEN Guiquan, LIU Junxiang, *et al.* Analysis of the impact of DC-side ripple current on lithium-ion battery life in

energy storage systems and optimal control strategies[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(22): 6218–6229.

[65] LI X N, GENG G C, JIANG Q Y, *et al.* Consensus-based multi-converter power allocation strategy in battery energy storage system[J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 60: 106623.

作者简介:

夏向阳 (1968—), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 从事柔性直流输电控制和储能安全控制研究, E-mail: 307351045@qq.com。

(责任编辑 许晓艳)

Key Technology and Development Prospect of Ontology Safety for Lithium-Ion Battery Storage Power Stations

XIA Xiangyang¹, TAN Xinxin², SHAN Zhouping³, LI Hui⁴, XU Zhiqiang³,
WU Jinbo⁴, YUE Jiahui¹, CHEN Guiquan¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2. BASF Sugo Battery Materials Company Limited, Changsha 410000, China; 3. State Grid Hunan Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Changsha 410000, China; 4. State Grid Hunan Electric Power Research Institute, Changsha 410000, China)

Abstract: The introduction of the "dual carbon" targets and the ongoing advancement of low-carbon transitions in energy and electricity have posed significant challenges to the new-type power system, which primarily relies on renewable energy sources, particularly in terms of large-scale, safe, and efficient energy storage. In this context, energy storage stations, as a crucial component of the energy system, are of utmost importance in terms of safety management, directly influencing the stable operation and sustainable development of the entire power system. This essay delves into the current research status of lithium-ion battery safety management. Firstly, it systematically reviews the various battery health assessment methods widely used today and comprehensively summarizes the selection of health indicators in data-driven approaches. Secondly, it discusses the latest research hotspots in existing battery state assessment technologies from three perspectives: battery state evaluation based on data fragmentation, the construction of battery edge platforms, and intelligent inspection of energy storage stations. The essay also points out the future direction and key challenges of energy storage safety assessment. Lastly, it presents insights into the safety control technologies for energy storage stations, addressing the system stability considering battery parameter variations and the multi-objective control of energy storage systems.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No.51977014).

Keywords: lithium-ion battery; state of health; state estimation; edge computing; intelligent inspection; multi-objective control