

doi: 10.12452/j.fxcxb.26011601

退役锂离子电池健康状态分析与评估技术研究进展

蔡呈¹, 姜伟^{2*}, 李浩^{2*}, 许川², 单晨曦², 郑志军^{1*}

(1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510641; 2. 广州海关技术中心, 广东 广州 510000)

摘要: 全球电动汽车市场的爆发式增长, 使得退役电池的回收利用成为保障产业链安全与实现“双碳”目标的核心环节。“梯次利用优先, 拆解回收托底”的层级原则, 因能最大化电池全生命周期价值, 已成为退役电池处理的主流路径, 而电池健康状态(SOH)评估则是实现这一路径精准落地的核心前提。SOH作为反映电池容量保持率、内阻及循环稳定性的关键指标, 直接决定退役电池的剩余价值与回收路径选择。该文系统梳理了支撑梯次利用的5大主流电池健康状态评估: 荷电状态(SOC)可对电池内部状态进行定量实时评估, 是准确估计其性能的关键前提。内阻测量法以在线无损优势适用于梯次分选初筛, 自适应卡尔曼滤波等算法可有效提升其抗干扰能力; 容量衰减法作为“黄金标准”可为梯次资格判定提供精准依据, 容量增量曲线可辅助识别老化模式; 模型驱动法可通过数学建模实现SOH间接推断; 数据驱动法依托机器学习挖掘数据关联; 无损检测技术(尤其超声波检测)则通过捕捉内部结构变化, 弥补了电学方法的机理认知短板。研究表明, 上述5类技术优势互补, 共同构建了退役电池精细化分选的技术体系, 为梯次利用的高效化与低碳化提供了核心支撑, 对推动新能源产业资源循环具有重要意义。

关键词: 退役锂离子电池; 梯次利用; 健康状态; 评估技术

中图分类号: O657.3; TM911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4957(2026)05-1133-10

Research Progress on Technologies for Analyzing and Evaluating the Health Status of End-of-life Lithium-ion Batteries

CAI Cheng¹, JIANG Wei^{2*}, LI Hao^{2*}, XU Chuan², SHAN Chen-xi², ZHENG Zhi-jun^{1*}

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 2. Guangzhou Customs Technology Center, Guangzhou 510000, China)

Abstract: The explosive growth of the global electric vehicle market has made the recycling and reuse of retired batteries a core link to ensure industrial chain security and achieve the “dual carbon” goals. The hierarchical principle of “prioritizing echelon utilization, with dismantling and recycling as the bottom line” has become the mainstream path for retired battery treatment, as it maximizes the full life cycle value of batteries, and battery State of Health(SOH) assessment is the core prerequisite for the precise implementation of this path. As a key indicator reflecting battery capacity retention, internal resistance and cycle stability, SOH directly determines the residual value of retired batteries and the selection of recycling paths. This paper systematically reviews the five mainstream battery State of Health assessment technologies supporting echelon utilization: state of charge(SOC) enables quantitative real-time assessment of the internal state of batteries, serving as a critical prerequisite for accurate performance estimation. The internal resistance measurement method, with its advantages of online non-destructive testing, is suitable for the initial screening of echelon sorting, and algorithms such as adaptive Kalman filtering can effectively improve its anti-interference ability; the capacity attenuation method, as the “golden standard”, provides an accurate basis for echelon qualification determination, and the incremental capacity curve can assist in identifying aging modes; the model-driven method realizes indirect inference of SOH through mathematical modeling; the data-driven method mines data correlations relying on machine learning; non-destructive testing technologies (especially ultrasonic testing) compensate for the mechanism cognition shortcomings of

收稿日期: 2026-01-16; 修回日期: 2026-03-03

基金项目: 海关总署项目(2024HK087)

* 通讯作者: 郑志军, 博士, 教授, 研究方向: 金属3D打印材料表征和电池健康状态检测, E-mail: zjzheng@scut.edu.cn

李浩, 博士, 正高级工程师, 研究方向: 新能源检测设备相关研究检测, E-mail: lihao@iqtenet.cn

姜伟, 博士, 高级工程师, 研究方向: 电池均衡和电池检测, E-mail: zjiangwei@163.com

网络首发日期: 2026-03-19

electrical methods by capturing internal structural changes. Research shows that the above five types of technologies have complementary advantages, jointly constructing a technical system for refined sorting of retired batteries, providing core support for the high efficiency and low carbonization of echelon utilization, and is of great significance for promoting resource recycling in the new energy industry.

Key words: retired lithium-ion batteries; cascade utilization; health status; evaluation technology

随着新能源汽车产业的快速发展,全球电动汽车市场持续扩大。数据显示,2023年全球电动汽车销量达到1 379万辆,2024年增至1 776万辆,其中中国市场是核心驱动力,销量超过1 100万辆,占比超过60%,成为全球最大新能源汽车市场^[1-3]。预测2025年全球电动汽车销量将突破2 000万辆,超过新车总销量的四分之一。

锂离子电池凭借高能量密度、长循环寿命和环保特性,在电动汽车领域得到广泛应用。随着早期车型逐渐达到使用寿命,退役电池量正呈现爆发式增长。预计到2025年全球退役电池总量将突破1 000万吨^[4]。这给资源和环境带来双重挑战:一方面锂、钴等关键金属面临供应压力^[5];另一方面不当处理易引发重金属污染等环境风险^[6]。因此,电池回收已成为实现其全生命周期管理、保障产业链安全的关键环节,同时也是实现双碳目标下绿色制造体系的重要支柱^[7]。

当前,废弃锂离子电池的高效回收技术仍面临流程与效率的挑战,实现有价值组分的全量回收是重要研究方向。退役电池的循环利用主要遵循“梯次利用优先,拆解回收托底”的层级原则^[8],梯次利用旨在挖掘电池的剩余功能价值。电池健康状态(State of health, SOH),是反映电池当前容量、性能与全新状态的比值,用来判断电池老化程度。通常SOH>70%的电池经严格检测重组后^[9],可降级应用于储能等场景,如图1所示。当其性能衰退至不满足梯次利用阈值时,则必须进入拆解回收阶段,通过冶金等工艺提取锂、钴、镍等关键原材料,实现资源的闭环再生。无论电池走向何种归宿,准确评估其健康状态都是进行科学分流与精准回收的绝对前提。SOH作为反映电池容量、内阻与循环稳定性的核心指标,是连接电池退役与资源化利用的决策桥梁。精准的SOH评估能够为电池的剩余价值判断、回收路径选择(二次利用或材料回收)以及后续处理工艺的制定提供关键数据支撑,从而保障整个回收过程的经济性和安全性。

当前,在退役动力电池的回收实践中,仍存在大量依赖简单、粗放评估手段的现象。这类方法通常仅通过外观检查(如壳体是否变形、漏液、锈蚀)、电压测量、生产日期核对等表面信息,或仅进行简单的充放电测试大致判断电池的可用性。例如,仅以“能否充放电”或“电压是否在正常范围”作为判断依据,甚至仅凭电池出厂年限直接划定退役等级。这类方法操作简单、成本低,在回收初期或小规模处理中较为常见,但缺乏对电池内部真实健康状态的准确反映,评估过程主观性强、一致性差。

因此,构建科学、精准、高效的电池健康状态评估体系,已成为推动退役电池安全、高效、低碳化回收的迫切需求和核心基础。理想的回收遵循“物尽其用”的层级原则,其中梯次利用被视为优先且核心的环节。它特指将从电动汽车上退役,但仍有良好健康状况(如剩余容量在70%~80%)的电池包,经过严格的筛选、检测、重组和系统集成,使其在要求更低的场景(如储能、备用电源、低速车)中获得“第二次生命”^[10]。这一过程不仅能最大化电池的全生命周期价值,延缓其进入最终拆解阶段,更是构建资源循环经济的关键一步,作为连接电池退役与资源回收的桥梁,SOH评估正日益成为实现精准回收和低碳处理的核心驱动力^[11]。该指标全面反映了电池的容量保持率、内阻变化及循环稳定性,

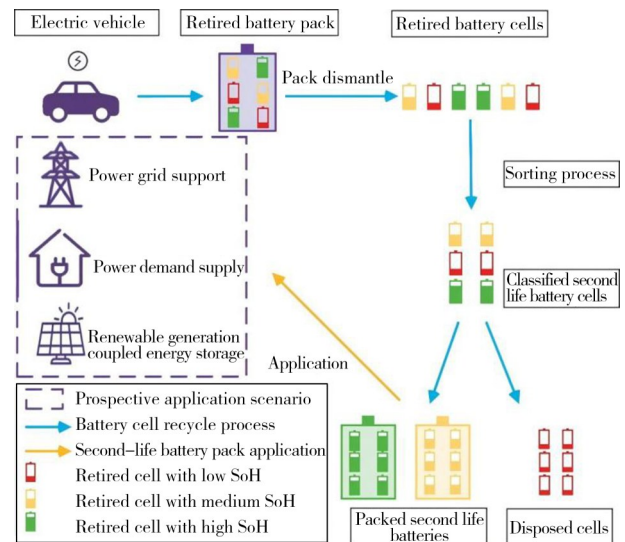


图1 报废电池的评估、二次利用与回收流程
Fig. 1 Evaluation, secondary use, and recycling process of end-of-life batteries

为科学判断其二次使用或材料回收价值提供了重要依据。因此,快速、精准的SOH评估技术构成了退役电池高效与低碳化回收的核心基础^[12-13]。为系统推进此领域,下文将对现有主流SOH分析与评估方法进行梳理。目前,这些方法主要可归纳为内阻测量法、容量衰减法、模型驱动法、数据驱动法以及无损检测法5大技术类别,各类方法在应用场景与评估精度上各有侧重,共同支撑着退役电池的精细化资源管理。

1 基于锂离子电池健康状态的分析与评估方法

1.1 内阻测量法

在基于电气特性的电池健康状态评估体系中,阻抗检测技术因能够在线、无损地反映电池内部微观状态变化而成为关键研究方向。该技术主要涵盖欧姆电阻测量与电化学阻抗谱两类方法,它们通过捕捉不同机理的阻抗信息,共同构建起从宏观参数到退化机制的评估桥梁^[14]。

欧姆电阻测量直接追踪电池的欧姆内阻变化。其技术原理在于,电池在老化过程中,活性锂损失、电极结构退化以及电解质分解等因素会导致离子电导率和电子电导率下降,这一变化直接体现为直流内阻或交流内阻中欧姆分量的升高^[15]。

在实际应用中,通常通过脉冲放电或混合脉冲功率特性测试等方法进行测量。该技术优势显著,具有测试简便、响应迅速、成本较低的特点,易于集成到电池管理系统(BMS)实时监控、保护、均衡电池,确保在安全、稳定、长寿命运行的核心控制系统中实现实时监控^[16]。然而,其测量值易受温度、荷电状态及瞬时负载的显著干扰,单一内阻值难以精确区分不同的老化模式,因此常需结合温度补偿算法或与其他参数(如容量)联合分析来提升评估可靠性,主要应用于车用BMS在线健康状态初筛、故障预警(如连接异常)以及梯次利用环节的快速分选^[17]。

在相关研究中,Dai等^[18]通过加速老化测试分析了内部电阻的演变规律,并采用等效电路模型结合卡尔曼滤波实现状态健康评估,但该方法仍无法实现实时更新。为提升动态评估能力,刘新天^[19]将内部电阻与电池荷电状态(SOC)相结合,采用降阶双扩展卡尔曼滤波器实现了SOH的实时推断。戴海峰等^[20]基于加速寿命测试开发了高功率电池的在线SOH评估框架。魏克新等^[21]进一步提出基于自适应无香型卡尔曼滤波的循环迭代机制(见图2),可实时估算欧姆内阻并映射至SOH。该算法在变温实验中展现出优异的跟踪性能:估算的内阻变化与温度变化规律高度吻合,而端电压估算误差始终保持在较低水平。

为了进一步提高评估的准确性和操作的适应性,严芷涵等^[22]创新性地引入了分布式弛豫时间(DRT)方法来分析电化学阻抗谱(EIS),识别电池内的多个极化过程。通过构建分段等效电路模型,从高频、中频和低频区域提取包括欧姆内阻(R_o)、电荷转移电阻(R_{ct})和扩散斜率(β)在内的9维特征参数。为了减轻温度和荷电状态波动的影响,该研究通过多层感知机全连接神经网络(MLP)将数据一层层“加工”,使用多层神经元对输入特征进行处理,输出预测结果,最终将多条件特征映射至标准条件(25℃,60%SOC),随后通过整合随机森林(RF)算法构建SOH预测模型。特征重要性分析表明, R_o 、 R_{ct} 和 β 对SOH的评估有显著贡献,最终实现了如图3所示的高精度、稳健的状态健康评估。

Lai等^[23]则进一步采用分布弛豫时间分析从EIS中提取多维度分类特征,并建立基于BP神经网络的EIS-容量快速估计模型,将容量获取时间缩短至约10 min且误差低于4%;并引入高斯混合模型(GMM)

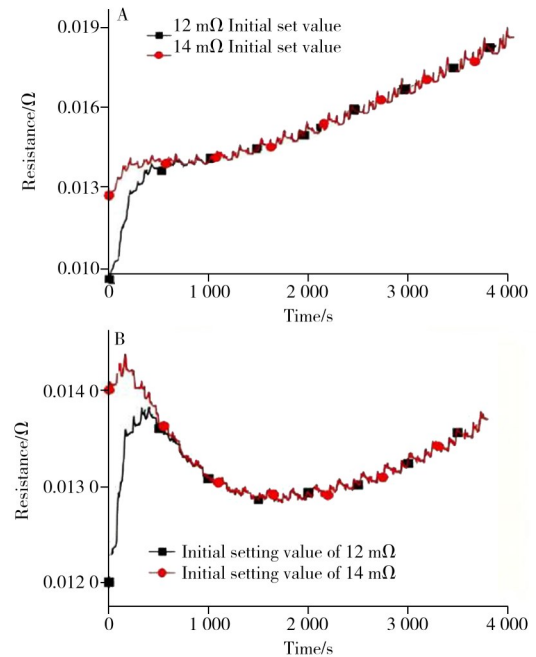


图2 冷却(A)及加热(B)过程中R1的AUKF估计曲线^[21]
Fig. 2 AUKF estimation curves for R1 during cooling(A) and heating(B)^[21]

进行软聚类,为每个电池分配属于不同类别的概率,进而实现边界电池的灵活分组。该方法使重组电池组的一致性相比随机分组提升近一倍,显著增强了梯次利用的安全性与经济性。

1.2 容量衰减法

除基于阻抗特性的评估方法外,容量衰减法作为另一类核心的电学评估手段,通过直接追踪电池能量存储能力的衰退来定义其健康状态。从技术原理上看,容量衰减直接对应电池内部不可逆的退化机制。随着循环与搁置,正负电极活性材料损失、结构中可供锂离子嵌入/脱出的活性位点减少、电解液分解消耗以及界面副反应导致的可用锂离子库存永久性下降,这些过程共同导致了电池最大可逆容量的持续降低^[24]。因此,测量得到的容量值是其内部多种老化因素共同作用的最终、最直观的宏观体现。该方法最主要的优势在于其评估结果准确、直观且可重复性好,被广泛视为SOH评估的“黄金标准”或基准方法。然而,其应用存在明显的局限性:完整的标准容量测试通常耗时数小时,需在稳定的环境与专业设备下进行,且频繁的满充满放可能加速电池老化^[25]。因此,该方法本质上是一种离线式的评估方法,难以集成到电池管理系统中实现实时在线监测。

在基于容量特征的退化机制分析方面,高洋^[26]通过对小倍率恒流充放电曲线进行微分处理,得到容量增量(IC)曲线,并从中提取峰值高度、面积、位置等关键特征参数,以此识别可用锂离子损失(LLI)、正极活性材料损失(LAMPE)及负极活性材料损失(LAMNE)等不同老化模式。若IC曲线出现“跳水”趋势,则表明电池已接近寿命终点,不具备再利用价值。此外,通过拟合正负极开路电压(OCV)曲线与全电池OCV的匹配关系,可进一步量化可循环锂损失(LLI)与活性物质损失(Loss of active material)等老化机制。Chen等^[27]通过提取增量容量曲线中的峰值特征作为电池一致性评价指标,实现了电池的快速精准分组,并通过将IC曲线特征与电池的短期电压一致性和长期容量衰减特性关联,实现了对电池退役后性能的全周期一致性评估;同时提出了“聚类+统计检验”的两阶段分组策略,显著提升了组内一致性,使组内平均平方误差降低60%(图4),实验验证了该方法可显著提升电池短期一致性,组内容量差异小于组间的1/3,且同组电池长期稳定性良好。这为电池梯次利用提供了有力支撑,而容量一致性是保障电池安全与性能的关键因素。

Wang等^[28]则明确定义电池寿命终点(EOL)为“电池在电压降至2.0 V前无法提供所需容量”,并将其作为判断电池是否具备再利用资格的首要标准。如图5中红色标注所示,达到EOL的电池的容量与功率性能已无法满足基本使用需求,应直接判定为不可再利用;而对尚未达到EOL的电池(图5中绿色标注),则需结合其他性能指标进一步评估其梯次利用潜力。

1.3 模型驱动方法

相较于直接测量阻抗或容量的方法,模型驱动法提供了一种通过数学建模与状态估计来间接推断电池健康状态的技术路径^[29]。其核心原理在于:首先构建一个能够描述电池外部电气特性或内部电化学反应过程的数学模型,然后利用电池运行时实时可测的电压、电流及温度数据,通过先进的估计算法动态辨识模型中与老化深度相关的关键参数,最终通过这些参数的变化映射出SOH^[30-31]。

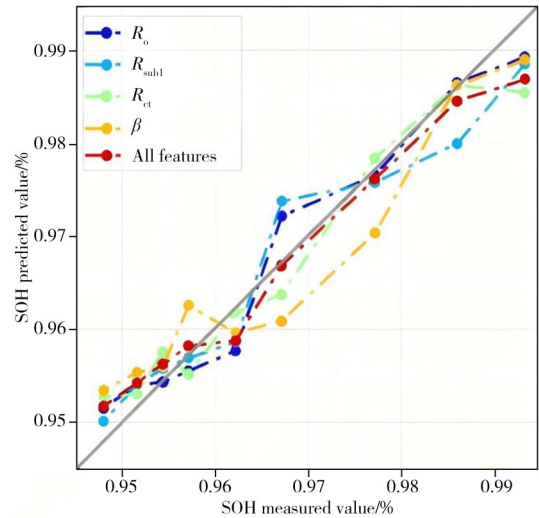


图3 不同EIS特征参数下测量值与评估值的SOH比较^[22]

Fig. 3 Comparison of measured and evaluated SOH values under different EIS characteristic parameters^[22]

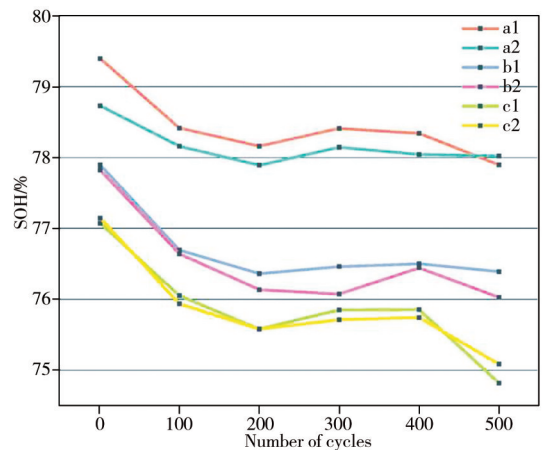


图4 不同循环中电池状态变化^[27]

Fig. 4 Changes in SOH across different cycles^[27]

DOO/%	Temperature/°C										C-rate		
	-30		0		15		25		45			60	
90	1	1	2 242	2 240	2 144	2 130			1 796	1 661	754	518	C/2
80	1	1	2 520	2 520	2 390		2 439	563	2 120	2 123	1 011	1 006	
50	13	15	3 976	3 965	3 827	3 804			3 387	3 317	3 355	3 963	
20	2 662	4 979	9 625	9 652	9 234		4 711	2 211	8 374	8 379	9 801	9 821	
10	9 678	12 082	18 579	18 534	18 067	17 940			116 235	16 571	19 098	19 385	
90	26	40							4 492	4 048	1 276	1 594	2C
80			2 249	1 931									
50			2 316	2 197									
20					3 532	3 671							
10	38 733	29 511			3 784	6 763					54 934	54 943	
90			3 795	1 207	700	1 222							6C
80			1 723	409	480	418			1 479	1 355			
50	1 114	641			4 017	8 242					1 428	1 854	
20					5 887	9 290							
10					36 151	35 898							
90	56	1									274	228	10C
80			611	1 135					683	691			
50			1 076	1 304									
20					9 648	6 696							
10	1	1									17 511	16 848	

Test stopped (Red), Test ongoing (Green)

图 5 加速循环试验矩阵图^[28]

Fig. 5 Accelerated cycle test matrix diagram^[28]

Wang 等^[32]提出了一种适用于多类型锂离子电池的闭环 SOH 评估框架，如图 6 所示。该框架基于电化学阻抗谱(EIS)，采用 RQ 元件(电阻(R)与常相元件(Q/CPE)串联构成的等效电路单元，用于精准拟合电池电极非理想电容行为与电荷转移电阻的复合阻抗特性)与弛豫时间分布(DRT)方法提取与 SOH 强相关的弛豫特征，随后通过皮尔逊相关性与最大相关最小冗余(MRMR)算法进行特征筛选与优化，最终利用多层感知器(MLP)模型实现 SOH 预测。在多个公开及商用数据集上的验证结果表明，该方法的平均绝对百分比误差小于 2.3%，平均均方根误差低于 2.6%^[32]，性能优于传统机器学习方法。该评估体系可准确识别 SOH 处于 20%~80% 的电池，为其在储能、低速电动车等梯次利用场景提供可靠依据，从而在提升分选安全性与可靠性的同时，避免电池的误废弃或误用风险。

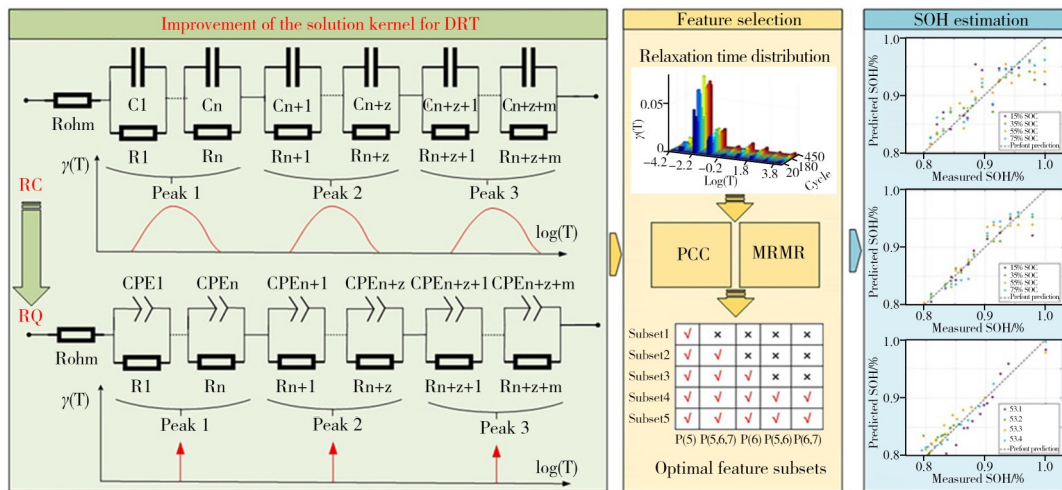


图 6 基于改进的弛豫时间分布(DRT)与特征选择的电池健康状态(SOH)估算流程示意图^[32]

Fig. 6 Schematic diagram of battery state of health estimation process based on improved relaxation time distribution and feature selection^[32]

在另一项研究中，Wang 等^[33]构建了“实验数据采集-多维度特征提取-机器学习模型验证”的闭环评估框架，在 1C、2C 和 4C 等多倍率条件下实现了 SOH 的高精度估计。该研究首先提取包括差分电压(DV)在内的多维度特征，并借助 Pearson 相关性筛选出 11 个与 SOH 强相关($r > 0.8$)的关键参数；随后，通过对比 CNN-LSTM、LSTM、RNN 和 MLP 四种模型，发现引入 DV 特征的 CNN-LSTM 模型预测性能最优，经过多次测试，其平均百分比误差(MAPE)最低可达 0.36%。该模型具备良好的跨倍率预测能力，可适应不同使用历史电池的评估需求，为退役电池的回收分选与梯次利用提供了可靠的 SOH 量化工具。

1.4 数据驱动方法

随着电池管理系统智能化需求的提升,以及海量运行数据的积累,数据驱动法作为一类不依赖于精确物理模型的全新范式,在SOH评估领域迅速崛起。其核心思想是将SOH估计转化为一个机器学习回归问题,通过算法从历史老化数据中自主学习电压、电流、温度等可观测信号与电池健康状态之间的复杂映射关系,从而实现端到端的容量衰退预测^[34]。

从技术原理上细分,现有研究主要沿着两类路径展开。第一类是基于特征工程的浅层机器学习方法。该路径首先需要从充放电曲线、工况片段或阻抗谱中,人工设计并提取与老化强相关的健康指标,如恒流充电时间、特定电压区间的容量增量或弛豫电压曲线特征等。随后将这些特征作为输入,用于训练支持向量机、随机森林或高斯过程回归等浅层模型,以建立从多维特征到SOH值的非线性映射。这类方法原理清晰,对数据量和算力要求相对较低。如Li等^[35]构建了一种基于LightGBM与PSO优化的数据驱动预测模型,该模型不依赖于传统电化学模型,而是从电池充放电曲线中提取外部电气特征,创新性地采用逐步回归、岭回归与LASSO回归3种方法进行对比与筛选(图7),最终确定LASSO回归特征模型,其在100、250、450 mAh预测误差范围内的样本占比均为最高,表现出最优的预测稳定性与精度,因此该模型组合展现出最优的预测稳定性与准确性。

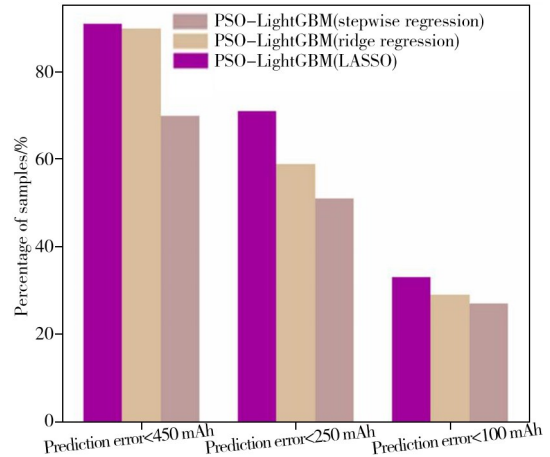


图7 3种特征提取模型的预测误差统计图^[35]
Fig. 7 Statistical plot of prediction errors for three feature extraction models^[35]

第二类则是基于深度神经网络的端到端学习方法。该方法致力于减少对人工经验的依赖,利用卷积神经网络(CNN)自动提取充放电曲线中的空间局部特征,或利用长短期记忆网络(LSTM)捕捉电压电流序列中的长期时间依赖关系。近年来,Transformer等架构也开始被用于挖掘序列数据中的全局关联。这类方法能够从原始或轻度预处理的数据中自动挖掘深层次退化特征,模型表达能力强大,但通常需要大规模、高质量的数据集进行训练。在基于可解释特征与模型融合的路径中,李练兵等^[36]采用“可解释特征+优化模型”的策略,基于电池老化机理从充放电曲线中筛选关键健康指标,结合相关性分析验证特征有效性,并利用机器学习算法与浅层神经网络构建了健康指标(HIs)到SOH/剩余使用寿命(RUL)的非线性映射模型。在端到端深度学习方面,舒星等^[37]进一步推进了这一思路,采用CNN提取空间特征、LSTM/GRU捕捉时序依赖、Transformer强化关键信息注意力机制,无需人工设计特征即可实现从标准化数据到SOH的直接预测,其流程可概括为“数据输入→特征自动学习→SOH输出”。

Wu等^[38]提出了一种新型深度神经网络——卷积神经网络-注意力机制(CNN-ATT),将卷积神经网络(CNN)与多头注意力机制相结合,用于锂离子电池SOH估计,并建立电化学阻抗谱EIS数据与健康状态SOH之间的联系。局部特征提取模块LIP通过卷积运算从EIS数据中提取关键局部特征,而全局信息处理模块GIP通过多头注意力机制(MHA)动态捕捉不同时间尺度上的特征相关性,从而形成更全面的特征交互。图8为该研究中25C01、35C01和45C01测试集在第51周期结果的Grad-CAM可视化图,左半部分展示了电池的原始EIS数据,右半部分通过热力图高亮了对模型SOH估计决策影响最大的频率区域。该图极大地增强了模型的可解释性,揭示了EIS数据中对容量衰减最为敏感的频段的阻抗信息,为后续模型简化提供了直接依据。

1.5 无损检测技术

在电池健康状态评估领域,无损检测技术正作为一种能够非侵入式探测电池内部物理状态演变的重要工具而迅速发展。区别于依赖外部电信号的传统方法,此类技术通过穿透性物理场直接获取内部结构信息,为理解容量衰减的微观机理提供了全新视角^[38]。

在众多无损检测方法中,超声波检测技术因其独特的优势而备受关注。其技术原理在于,向电池发射高频声波脉冲,并精确测量声波在多层结构中传播的声速、信号衰减和反射回波^[39]。电池老化过程中,电极的体积膨胀、孔隙率变化、气体生成以及SEI膜的增厚等微观结构的改变,均会显著影响声波的传播特性^[40]。例如,声速的下降可能与电极结构疏松有关,而特定界面的回波增强可能暗示了

层间脱层，各类典型电池缺陷的超声波测试结果如图 9 所示^[41]。

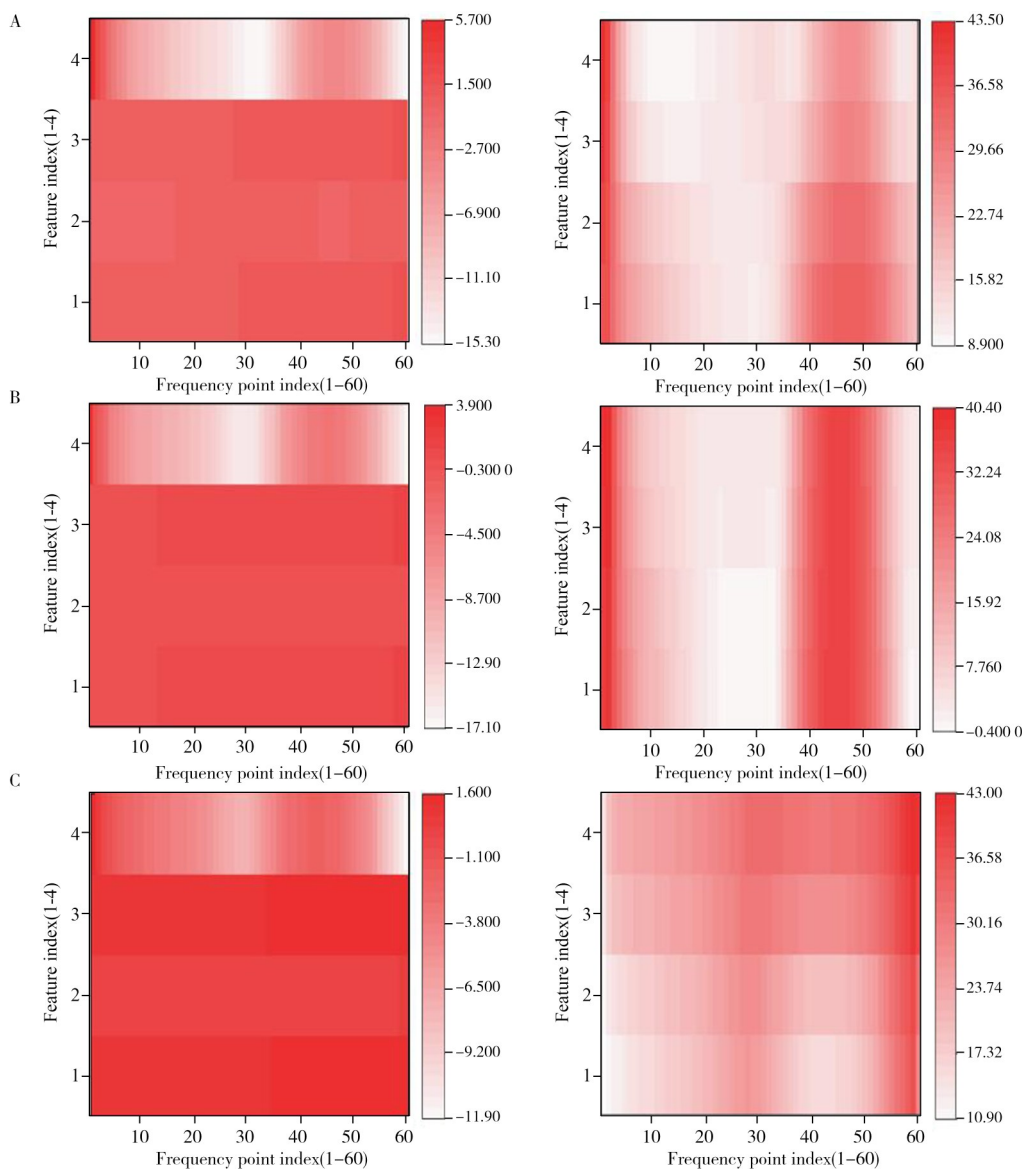


图 8 锂离子电池测试集结果的 Grad-CAM 可视化^[38]

Fig. 8 Grad-CAM visualizations of test set results for lithium-ion batteries^[38]

A-C: 25C01, 35C01, 45C01 test sets, respectively

通过建立声学特征参数与电池老化状态(如容量损失、内阻增加)之间的定量关联模型，即可实现 SOH 的间接、原位评估。超声波检测的卓越适用性是其核心优势。首先，具有真正的无损性与高安全性，测试过程不会影响电池的化学体系与后续使用；其次，具备优异的原位在线监测潜力，传感器可外贴于电池壳体，理论上可实现模组级、包级集成的连续化超声波监测^[42]。更重要的是，其对机械结构变化极为敏感，能够有效捕获因锂析出、电极粉化等引发的早期、微小的物理退化，这恰好弥补了电学方法在预警某些渐进性机械故障方面的不足。因此，该技术非常适用于实验室对电池老化机理的深度研究、梯次利用环节中对退役电池内部物理完整性的快速筛查，以及未来在智能电池系统中植入寿命早期预警功能^[43]。

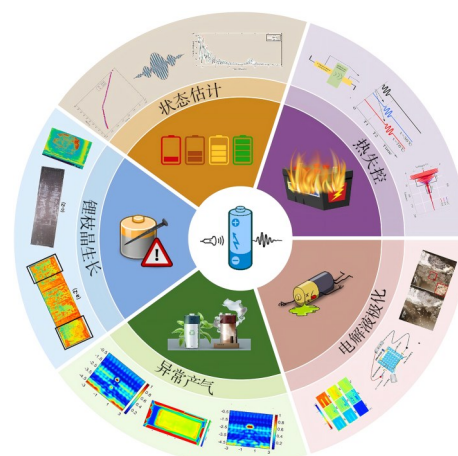


图 9 各类典型电池缺陷的超声波检测模式^[41]

Fig. 9 Ultrasonic test patterns for various typical battery defects^[41]

为构建可靠的超声波检测平台，马广廷^[44]设计了一套集声学检测、计算机控制与机械扫描于一体的集成化超声波扫描系统，如图 10 所示。该系统采用一对安装在滑动模块上的液浸式超声波探头，通过计算机控制的移动实现对电池区域的全面扫描。电池与探头均浸没在液体耦合介质中，以消除空气干扰并确保信号稳定传输。这种设计基于发射信号强度的变化，能有效采集反映电池内部状态的超声波数据。

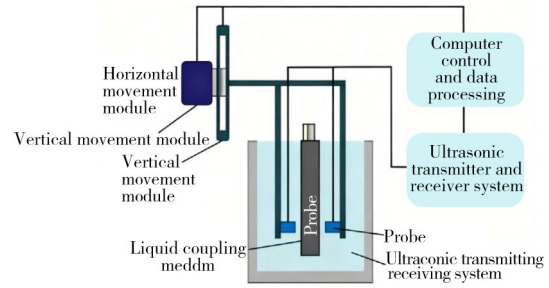


图 10 超声扫描仪结构示意图^[44]

Fig. 10 Schematic diagram of ultrasound scanner structure^[44]

在方法优化和特征提取方面，Bauermann 等^[45]实现了有效的 SOH 评估，同时利用超声波预测电池荷电状态。Wu 等^[46]通过进一步整合超声波、温度和电化学传感器，构建了一个多源信息采集系统。通过对比分析，证明了超声波飞行时间(TOF)在 SOH 表征中相比声衰减(SA)具有更高的稳定性。基于此，Wu 团队提出了一种基于马氏距离的数据融合算法，结合了温度和超声波信息。这种方法使得无需放电容量数据即可快速诊断 SOH，显著延长了故障预警窗口。Zhang 等^[47]通过实验验证了 TOF 与 SOH 之间的强相关性，观察到随着 SOH 下降，TOF 呈单调递增趋势。这为 TOF 作为健康指标提供了实验证据。总之，超声波检测技术因其快速和非破坏性的优势，在评估退役电池健康状况和回收筛选方面展现出巨大的应用潜力，特别适合大规模场景下电池单元的快速分级和再利用决策。

值得关注的是，超声电池扫描技术中，干耦合技术有效解决了传统耦合方式的局限性，华中科技大学无锡研究院 Shen 等^[48]将电池夹置于两个外包软质硅橡胶壳、内部填充硅油的滚桶之间(图 11)，硅橡胶与硅油的组合不仅能让超声波束低衰减传播，还能避免液体耦合剂污染电池或影响检测连续性，使信噪比足以满足检测电池内部细微结构变化的需求。为进一步提升检测效率，研究者将该技术与相控阵线扫探头阵列结合，其扫描速度达 100 mm/s，对长度为 960 mm 的刀片电池完成一次扫描仅需 10 s，完美适配大量退役电芯的连续扫描场景，为规模化电池无损检测提供了高效解决方案^[47]。

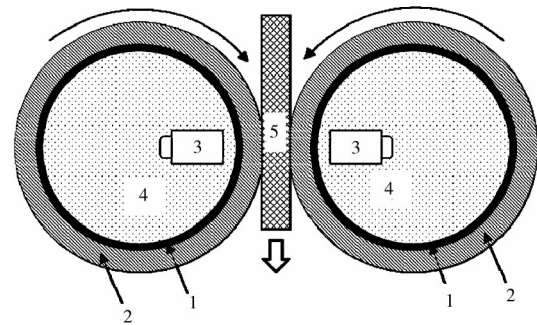


图 11 干耦合技术结构示意图^[47]

Fig. 11 Schematic diagram of dry coupling technology structure^[47]

上述不同的电池健康状态分析与评估方法在原理、技术特性、成本及适用场景方面存在差异。表 1 对其进行了全面比较。

表 1 不同方法论体系的比较分析

Table 1 Comparative analysis of different methodological systems

Method (方法)	Internal resistance measurement (内阻测量法)	Capacity degradation (容量衰减法)	Model-based (模型基础法)	Data-driven (数据驱动法)	Non-destructive testing (无损检测法)
原理	通过测量电池内阻变化评估 SOH	通过实际容量与初始容量的比值评估 SOH	构建电池模型，辨识内部参数变化估计 SOH	从历史数据中学习特征与 SOH 的映射，构建预测模型	使用超声波等无损技术检测内部结构变化评估 SOH
优点	测试简便、响应快、易于集成	直观、准确、可重复性好	实时性好、工程适用性强、无需完整充放电	不依赖物理模型、自动特征学习	非侵入、高灵敏、原位监测、快速筛选
缺点	精度易受温度、SOC、工况波动影响	测试周期长、设备要求高、难以在线监测	精度依赖模型准确性和算法鲁棒性	需要大量数据、模型训练复杂	准确性受界面耦合和温度影响
应用场景	快速筛查、车载 BMS、日常健康监测	实验室标定、出厂测试、退役评估	嵌入式 BMS、在线健康监测、实时估算	大数据平台、云端健康管理、智能诊断	电池包无损检测、原位监测、快速筛选
准确性	中等，易受温度、SOC、工况影响	高，直观可靠，重复性好	中高，依赖模型精度	中高，依赖数据量与特征质量	中，受界面耦合与温度影响
速度	快，响应迅速	慢，需完整充放电	中快，实时性好	训练慢、预测快	快，可快速扫描
成本	低，设备简单易集成	高，设备要求高、周期长	中，需建模与计算资源	中高，需数据存储与算力	中高，需设备与专业分析成本

2 结论与展望

锂离子电池的高效回收与资源利用,是新能源产业实现可持续发展、达成双碳目标的关键所在。本文梳理的5大类评估方法形成了完整的技术链条:内阻测量法实现快速初筛,容量衰减法提供基准验证,模型与数据驱动法强化在线动态评估,无损检测法则补充内部结构信息,各类方法在应用场景上相互衔接,共同解决了梯次利用中“快速分选-精准判定-状态追踪”的全流程需求。

未来技术将朝着智能化、精准化和可持续发展的方向演进,多源数据融合将是重要方向,需结合电气信号与无损检测数据构建更全面的SOH评估模型,同时引入可解释性AI算法,解决深度学习模型“黑箱”问题;针对梯次利用场景的动态性,需开发适应宽温域、多工况的在线评估算法,提升复杂环境下的鲁棒性;低成本传感器与快速检测技术的研发,将为大规模梯次分选降低成本门槛。其次,建立基于SOH的电池分级标准与梯次应用匹配体系,实现“电池状态-场景需求”的精准对接;开发集成SOH评估功能的智能分选装备,提升梯次重组的效率;构建退役电池全生命周期数据平台,将SOH评估数据与生产、使用数据联动,形成“产用-回收”的闭环管理。

参考文献:

- [1] Liu Y, Chen X. *Chin. J. Popul. Resour. Environ.*, **2025**, 23(4): 494-504.
- [2] Guo R H, Wang F, Rhamdhani M A, Xu Y M, Shen W X. *J. Energy Chem.*, **2024**, 92: 648-680.
- [3] Zhang Z H, Xiao J, Chen Y W, Su F Y, Xu F H, Zhong Q F. *Environ. Res.*, **2024**, 244: 117967.
- [4] Butylskii D Y, Troitskiy V A, Smirnova N V, Pismenskaya N D, Wang Y, Jiang C, Xu T, Nikonenko V V. *Desalination*, **2024**, 586: 117826.
- [5] Yang J, Gu F, Guo J F. *Resour. Conserv. Recycl.*, **2020**, 156: 104713.
- [6] Lai X, Huang Y F, Deng C, Gu H H, Han X B, Zheng Y J, Ouyang M G. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, **2021**, 146: 111162.
- [7] Röhr S, Wagner S, Baumann M. The 12th International Conference on Eco-Vehicles and Renewable Energy (EVER), *IEEE*, **2017**: 1-14.
- [8] Standridge C R, Hasan M M. *J. Ind. Eng. Manag.*, **2015**, 8(3): 823-839.
- [9] Arshad F, Azam M U, Manurkar N, Zhang F L, Idrees B S, Ahmad A, Xu L, Wu F, Chen R J, Li L. *eTransportation*, **2026**, 27: 100514.
- [10] Chen H P, Zhang T S, Gao Q, Han Z W, Jin Y G, Li L, Yang K Q, Xu Y H, Liu X Y, Xu X Y, Wang S S. *J. Clean. Prod.*, **2022**, 379: 134583.
- [11] Lai X, Huang Y F, Gu H H, Deng C, Han X B, Feng X N, Zheng Y J. *Energy Storage Mater.*, **2021**, 40: 96-123.
- [12] Guan S W, Tong H T, He Z W, Dong Z K, Gao M Y. *J. Energy Storage*, **2025**, 132: 117786.
- [13] Güngör O, Güloğlu E, Orhan G. *J. Ind. Eng. Chem.*, **2025**. <https://doi.org/10.1016/j.jiec.2025.11.041>.
- [14] Yin S J, Liu Y J, Wang Y, Si Y P, Xiao Y K, Su M S, Zhou X. *Appl. Energy*, **2026**, 412: 127736.
- [15] Du X H, Meng J H, Amirat Y, Gao F, Benbouzid M. *Appl. Energy*, **2025**, 402: 126810.
- [16] Zou T, Xie J, He Y X, Yu C L, Chen Y, Jiang W. *J. Instrum. Anal.* (邹涛, 谢基, 何侯轩, 余春雷, 陈洋, 姜伟. 分析测试学报), **2025**, 44(10): 2209-2222.
- [17] Mona F N, Muhammad R, Jonathan S, Muhammad S, Dhammika W, James M. *J. Energy Storage*, **2023**, 58: 106295.
- [18] Dai H F, Wei X Z, Shu Z C. 2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. *IEEE*, **2009**: 1649-1653.
- [19] Liu X T. *Battery Management System Design and Parameters Estimation Method Research*. Hefei: University of Science and Technology of China(刘新天. 电源管理系统设计及参数估计策略研究. 合肥: 中国科学技术大学), **2011**.
- [20] Dai H F, Wei X Z, Sun Z C. *Trans. Chine. Soc. Mech. Eng.* (戴海峰, 魏学哲, 孙泽昌. 机械工程学报), **2007**, 43(2): 92-95.
- [21] Wei K X, Chen Q Y. *Proc. CSEE*(魏克新, 陈峭岩. 中国电机工程学报), **2014**, 34(3): 445-452.
- [22] Yan Z H, Wang X Y, Wei X Z, Dai H F. *Energy Storage Sci. Technol.* (严芷涵, 王学远, 魏学哲, 戴海峰. 储能科学与技术), **2025**, 14(12): 4732-4742.
- [23] Lai X, Deng C, Tang X P, Gao F R, Han X B, Zheng Y J. *J. Clean. Prod.*, **2022**, 339: 130786.
- [24] Fischer M, Brand M J, Karger A, Gomez M R, Rehm M, Natterer J, Jossen A. *J. Power Sources*, **2025**, 656: 237921.
- [25] Zhang S Z, Wu S J, Cao G L, Chen S X, Wang Z C, Wang N. *J. Clean. Prod.*, **2024**, 436: 140686.
- [26] Gao Y. *Aging Diagnosis, Evaluation and Modeling of Lithium Ion Batteries with Li(NiMnCo)O₂ Cathode*. Beijing: Beijing Jiaotong University(高洋. 三元材料锂离子电池老化诊断、评估与建模方法. 北京: 北京交通大学), **2019**.
- [27] Chen Z H, Deng Y L, Li H L, Liu W W. *J. Energy Storage*, **2022**, 56: 105917.

- [28] Wang J, Liu P, Jocelyn H G, Elena S, Souren S, Mark S, Harshad T, James M, Peter F. *J. Power Sources*, **2011**, 196(8): 3942–3948.
- [29] Wang K Y, Lin X, Zhang X D, Zheng J M, He H Z, Xu Y, Wang D C, Zheng Z F, Huang Y B. *J. Clean. Prod.*, **2025**, 521: 146229.
- [30] Chen Y, Huang J D, Yu C L, Xie J, Jiang W. *J. Instrum. Anal.* (陈洋, 黄江东, 余春雷, 谢基, 姜伟. 分析测试学报), **2025**, 44(3): 402–410.
- [31] Qian C, He N, Yang Z Q, Cheng F A. *Comput. Ind. Eng.*, **2025**, 210: 111575.
- [32] Wang F, Liu S Q, Chen S Q, Zhang Q, Wang D F, Ma X L, Dai X Q. *iScience*, **2025**, 28(9): 113443.
- [33] Wang R, Lin H Z, Choi J, Hashemi A, Zhu M M. *Energy*, **2025**, 334: 137651.
- [34] Murphy L, Crawford C. *J. Energy Storage*, **2025**, 133: 117994.
- [35] Li Z N, Huang Q, Liu Z Y, Tian X Q. *Energy Rep.*, **2025**, 14: 4212–4227.
- [36] Li L B, Zhu L, Li S J, Liu H M, Wang Y, Zhao J H. *J. Solar Energy*(李练兵, 朱乐, 李思佳, 刘汉民, 王阳, 赵建华. 太阳能学报), **2023**, 44(12): 433–443.
- [37] Shu X, Yang H, Liu X. *J. Chongqing Technol. For. Univ.* (舒星, 杨浩, 刘西. 重庆理工大学学报), **2025**, 39(4): 1–8.
- [38] Wu C L, Wang L D, Meng J H, Huang J Y, Yang T P, Wang L, Chang Y T, He X M. *Energy*, **2025**, 339: 138974.
- [39] Deng Z, Lin X, Huang Z Y, Meng J T, Zhong Y, Ma G T, Zhou Y, Shen Y, Ding H, Huang Y H. *Adv. Energy Mater.*, **2021**, 11(2): 2000806.
- [40] Deng Z. *Ultrasonic Lithium Battery Scanning Imaging Technology and Its Application*. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology(邓哲. 锂电池超声扫描成像技术及其应用. 武汉: 华中科技大学), **2021**.
- [41] Jiang W, Xiao Y N, Chen J H, Wang B, Li H, Cheng Y. 2025 4th International Symposium on New Energy Technology Innovation and Low Carbon Development(NET-LC), **2025**: 34–40. doi: 10.1109/NET-LC65482.2025.11070545.
- [42] Huo H Y, Huang K, Luo W, Meng J T, Zhou L Y, Deng Z, Wen J Y, Dai Y M, Huang Z M, Shen Y, Guo X X, Ji X L, Huang Y H. *ACS Energy Lett.*, **2022**, 7(2): 650–658.
- [43] Li H, Xia G, Jiang W, Lu R Q, Liu C, Mo L J, Zheng Z J, Deng Z. *J. Instrum. Anal.* (李浩, 夏广, 姜伟, 陆瑞强, 刘超, 莫梁君, 郑志军, 邓哲. 分析测试学报), **2024**, 43(12): 2043–2052.
- [44] Ma G T. *Ultrasonic Application for Prediction of SOC and Detection of Internal Gas of Libs*. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology(马广廷. 超声波用于锂离子电池 SOC 的预测及内部气体检测的探究. 武汉: 华中科技大学), **2019**.
- [45] Bauermann L P, Mesquita L V, Bischoff C, Drews M, Fitz O, Heuer A, Biro D. *J. Power Sources Adv.*, **2020**, 6: 100035.
- [46] Wu Y, Wang Y, Yung W K C, Pecht M. *Electronics*, **2019**, 8(7): 751.
- [47] Zhang B, Liu Y K, Gu Y F, Feng Z L, Zhang E F, Luo P, Zhang Q Y, Dong P, Zhang Y J, Zhang Y N. *J. Colloid Interface Sci.*, **2026**, 702: 138986.
- [48] Shen Y, Deng Z, Huang Y H. China Patent (沈越, 邓哲, 黄云辉. 中国专利), 109283259 A.[2019–01–29].

(责任编辑: 盛文彦)