

梯次利用背景下退役动力电池健康状态评估综述

陈梦婷

南京邮电大学物联网学院 江苏南京

【摘要】随着新能源汽车产业的快速发展，全球正迎来首轮动力电池退役潮。梯次利用作为实现退役电池价值最大化、缓解环境与资源压力的关键路径，其核心挑战在于如何保障电池在二次利用过程中的安全性与可靠性。本文系统综述了梯次利用背景下退役动力电池健康状态评估的研究现状，重点围绕三个核心层面展开：1. 剖析了电化学模型与等效电路模型等老化特征建模方法的优势与局限性，指出其在应对梯次电池高度异构性和复杂非线性老化时的不足；2. 探讨了模型参数辨识的技术路径，分析了实验驱动、数据驱动及智能算法在应对梯次电池参数高维、动态变化等挑战中的进展与瓶颈；3. 评述了基于直接测试、模型驱动及数据驱动的健康状态评估方法，并强调了新兴的物理信息神经网络等在融合物理机理与数据智能方面的潜力。最后，本文总结了该领域在多尺度耦合机理建模不足、参数动态辨识局限、健康评估方法可解释性差等方面面临的挑战，为未来研究方向提供了展望。

【关键词】梯次利用；退役动力电池；健康状态评估；电池建模

【基金项目】国家自然科学基金青年基金项目（62503242）

【收稿日期】2025 年 11 月 5 日

【出刊日期】2025 年 12 月 6 日

【DOI】10.12208/j.jeea.20250237

A review of health state assessment for retired power batteries in the context of cascade utilization

Mengting Chen

School of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

【Abstract】 With the rapid development of the new energy vehicle industry, the world is witnessing the first wave of power battery retirements. Battery cascade utilization, as a key pathway to maximizing the residual value of retired batteries and alleviating environmental and resource pressures, faces a core challenge—ensuring safety and reliability during secondary use. This paper provides a systematic review of research on health state assessment of retired power batteries in the context of cascade utilization, focusing on three key aspects. 1. It analyzes the advantages and limitations of aging feature modeling methods such as electrochemical models and equivalent circuit models, highlighting their inadequacy in addressing the high heterogeneity and nonlinear degradation of cascaded batteries. 2. It explores parameter identification approaches, summarizing the progress and bottlenecks of experimental-driven, data-driven, and intelligence-driven methods in handling high-dimensional and dynamically varying parameters. 3. It reviews health assessment methods based on direct testing, model-driven, and data-driven frameworks, emphasizing the potential of emerging physics-informed neural networks for integrating physical mechanisms with data intelligence. Finally, this paper summarizes the challenges in multi-scale mechanism modeling, dynamic parameter identification, and interpretability of health assessment methods, and provides insights into future research directions.

【Keywords】 Cascade utilization; Retired power battery; Health state assessment; Battery modeling

引言

新能源汽车产业爆发式增长引发了全球首轮动力电池退役潮。据国际能源署《2023 年全球电动汽车展望》预测，2025 年全球退役动力电池规模将突破 120 万吨，其中我国占比超 60%。在此背景下，梯次电池

作为退役电池的二次利用载体因其在实现电池全生命周期价值最大化、缓解环境污染和提升资源利用效率方面的巨大潜力而备受全球关注^[1,2]。然而，频发的梯次电池储能系统事故表明，如何实现梯次电池实时安全性评估已成为制约新能源产业链升级的关键瓶颈。

对此, 精准评估梯次电池的健康状态及其动态演变特性, 是保障其在二次利用场景下系统安全与可靠运行的基础性前提^[3-7]。

1 梯次电池的老化特征建模

构建更加准确、更符合实际的系统模型是理解和解析梯次电池老化安全性演变的基础。目前, 国内外电池机理建模研究工作主要分为两大类: ①以电池内部电化学反应为原理的建模方法; ②以电气元器件模拟电池外特性为基础的建模方法。上述两类建模方法均存在一定的缺陷, 在精度、鲁棒性、计算量、实时性、工程实用等方面无法完全满足退役电池梯次利用需求^[8]。

①电化学模型: 基于电化学反应建模方法是揭示电池内部动态行为的关键工具。准二维模型 (Pseudo-Two Dimensions, P2D) 作为经典电化学机理模型, 能够完整刻画锂离子扩散、界面副反应及电流分布等关键过程, 但其要求求解非线性偏微分方程组。为降低复杂度, 学者们对模型简化与高效求解开展了系统性研究^[9-11]。其中单粒子模型因其锂离子扩散简化假设, 成为 P2D 最广泛应用的简化版本, 但其适应工况有限。因此, 研究者引入液相锂离子浓度分布描述, 提出了增强型单粒子模型。随着多物理场耦合研究的深入, 基于 P2D 模型研究逐步扩展至电化学-热力学耦合模型及更高维模型^[12]。然而, 现有模型虽各具优势, 但均面临共性技术瓶颈: 电化学模型开发过程复杂, 涉及多参数耦合优化, 需大量实验数据支撑; 实时应用受限, 离线计算与在线预测存在显著时滞; 参数辨识困难, 而梯次电池初始状态的高度异构性进一步放大了模型适应性风险。这些局限性严重制约了电化学模型在梯次电池工程实用价值, 亟需开发兼具计算效率高预测精度好及场景适应性广的新型建模方法。

②等效电路模型 (Equivalent Circuit Model, ECM): 基于电阻、电容等元件构建的等效电路模型, 通过模拟电压-电流响应关系, 已成为描述电池动态特性的重要工具, 广泛应用于状态估计、实时控制及健康监测^[13]。然而, 在面对高倍率放电、温度波动及电池老化等工况下, 传统等效电路模型存在精度不足的问题。这主要是由于其线性化假设与电池内部复杂的非线性动力学特性之间存在矛盾。为突破这一局限, 研究者通过扩展模型结构提出多阶 RC 网络、神经网络融合及自适应滤波算法等改进方案^[14]。近年研究热点聚焦于分数阶 ECM 的创新。通过引入分数阶导数刻画电池内部的反常扩散过程如锂离子迁移受限效应, 其卷积积分形式能够有效表征历史依赖性与全局相关性, 从而在相同

精度下降低了待辨识参数的维度^[15]。然而, 分数阶 ECM 在实际应用中面临双重瓶颈: 梯次电池的参数漂移与模型固定参数假设矛盾; 分数阶元件嵌入涉及非线性优化问题, 难以满足实时性要求。因此, 等效电路模型在梯次电池动态评估中的应用亟需在理论上取得突破, 并在工程上实现有效适配。

总体而言, 电化学模型虽具备理论基础, 但因计算复杂度高与工程适用性差实际应用受限; 而等效电路模型则因物理可解释性不足及初始数据依赖较强, 难以应对梯次电池在复杂服役环境、材料离散及老化非线性等实际问题。因此, 亟需发展更先进的建模方法, 以突破现有理论瓶颈, 满足梯次电池精准评估与安全管理的需求。

2 梯次电池的模型参数辨识

参数辨识是电池模型精确化的核心环节, 直接影响其精度与鲁棒性。目前国内外针对电池模型参数辨识深入研究较少, 以电化学模型与等效电路模型为例, 主要有实验驱动型、数据驱动型及智能算法三大技术路径。

针对电化学模型, 其参数辨识主要采用实验测量或数据驱动算法。实验方法虽可获取电解液扩散系数、反应速率常数等, 但依赖原位光谱等精密仪器, 存在成本高、周期长等规模化应用壁垒^[16]; 数据驱动算法虽能通过系统辨识和深度学习处理复杂参数关系, 但面临计算复杂度指数级增长与数据依赖度高的双重制约^[17,18]。针对等效电路模型, 现有参数辨识方法主要包括系统辨识方法和群体智能优化方法^[19]。例如在线递推^[20]、批处理迭代^[21]、软件拟合^[22]及群智能算法^[23]。然而值得注意的是, 这些研究并不适用于信息损失下梯次电池的模型参数辨识, 且电池系统的强非线性特征和多物理场耦合效应引发参数空间维度高, 严重削弱常规参数辨识方法在梯次利用场景下的工程泛化能力。

在大数据与人工智能技术深度赋能的背景下, 基于数据驱动的深度学习方法为突破复杂系统参数辨识瓶颈提供了新范式^[24-27]。深度学习通过多层非线性变换逐级提取高阶抽象特征, 展现出优异的特征学习能力和本质特征捕捉能力。其中, 基于深度卷积结构的生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN), 凭借其强大的合成数据生成能力, 已在图像修复和故障诊断等领域内取得显著成效^[28,29]。通过对抗训练机制, GAN 实现了高保真数据生成, 为缓解梯次电池的多尺度数据缺失及实际工况数据稀缺性问题提供了关键思路。值得关注的是, 基于大系统递阶控制的“分解

-协调”理论发展而来的递阶辨识原理，其通过系统层级解耦实现三类突破：1.将高维参数空间分解为低维子模型，实现维度压缩；2.设计子关键项以实现多个子系统的交互辨识；3.采用分布式辨识算法，提高参数辨识收敛速度。文献[30]通过递阶辨识对复杂模型参数向量分解，将高阶矩阵的逆计算简化为低阶矩阵逆计算，并基于 Aitken 算法实现二次收敛。文献[31]则将多输入多输出系统分解为对应维数的子系统，采用分布式最小二乘算法实现高维系统的解耦辨识。在梯次电池模型参数辨识场景中，如何利用递阶辨识思想设计梯次电池复杂模型解耦判据，提出低复杂度、高效率的分布

式参数辨识方法，仍然是亟待深入研究的关键问题。

3 梯次电池的健康评估方面

梯次电池作为退役动力电池二次利用核心载体，其健康状态的精准评估直接决定梯次利用储能系统安全性与经济性。状态特征主要包括荷电状态（State of Charge, SOC）、健康状态（State of Health, SOH）、温度状态（State of Temperature, SOT）、安全状态（State of Power, SOS）等。当前状态评估方法主要可分为直接测试法、基于模型方法和数据驱动方法。表 1 对比了这三类评估方法，归纳了典型方法、核心理论与其优缺点。

表 1 现有健康评估方法对比

类型	典型方法	核心理论	优点与缺点
直接测试 ^[32,33]	放电测试	指定条件放电	优点：放电测试可靠，测试分析简单易操作，传感器测试简单； 缺点：放电损耗电池寿命；测试可靠性低；传感器造成额外成本和安全隐患
	测试分析	直接或间接获取相关特征参数	
	传感器监测	温度传感器测量	
基于模型 ^[34,35]	Kalman 滤波族	线性化、泰勒展开、UT 变换、三阶球面径向体积准则	优点：基于物理模型具有较强解释性；直观反应状态变化；高斯噪声鲁棒性强、精度高、易于实现； 缺点：对模型参数辨识精度要求高；依赖系统数据的质量；物理建模复杂；增益变量难以确定；部分不适合非高斯噪声；复杂工况下计算复杂度收敛速度慢
	粒子滤波族	蒙塔卡洛积分、重采样	
	观测器	状态观测、Luenberger 观测、滑模控制理论、比例积分观测	
数据驱动 ^[36,37]	神经网络	时序建模理论、递归机制、自注意力机制	优点：非线性特征拟合能力强；具有强鲁棒性与自学习能力； 缺点：高度依赖于数据的质量与数量；计算内存大、运算时间长；可解释性不足，模型泛化能力弱
	支持向量机	小样本学习、最大间隔分类	
	高斯回归	高斯过程分析、核函数	

直接测试法依靠放电测试、电化学阻抗谱及设备实验手段获得电池的实际状态参数^[32,33]。此方法数据直观，但测试过程中受温度、环境及设备精度的影响较大，且设备成本较高。基于模型的方法利用等效电路模型或电化学模型，通过滤波与观测器等技术实现状态估计^[34,35]。这类方法具有较强的理论解释力，能够反映电池内部动态过程，但受限于模型假设，在复杂工况下计算复杂度较高。数据驱动方法无需深入了解电池特征信息和较好的处理复杂非线性系统大量数据的能力，已成为当前梯次电池状态评估领域的研究热点^[36,37]。然而纯数据驱动模型架构存在本质缺陷：一方面，网络隐含层的特征抽象过程与电池内部物理化学机制严重脱耦；另一方面，模型对长周期衰退过程中跨时间尺度的耦合效应缺乏显式建模能力。这种“黑箱”特性使得传统方法难以建立电池外部特征与内部状态之间的因果关联，严重制约其在梯次利用场景中的可信度与工程适用性。

近年来，物理信息神经网络（Physics-Informed Neural Network, PINN）因其轻量化的网络结构和内嵌的物理约束，获得了广泛关注^[38]。PINN 通过物理信息损失函数的迭代优化逐步逼近微分方程的解析解，显著降低了对标注数据的依赖性。文献[39]采用自适应等效电路模型作为长短期记忆神经网络物理先验约束，通过动态调整电路参数提升评估充电状态的泛化能力。针对物理机理不明确场景，文献[40]提出代理模型与深度隐藏物理模型的协同框架，利用不确定性自适应加权机制平衡多任务损失函数，有效提取电池早期退化的动力学特征。这些研究为梯次电池健康可靠评估提供了重要的方法论基础。

然而，梯次电池服役过程中的性能衰减呈现明显的多尺度非线性特征，其退化轨迹具有强时变性与路径依赖性。单状态特征难以全面反映电池内部多重退化机制的耦合作用。此外，为实现全面状态评估，传统方法需同步采集电压、电流、温度、应力等多模态数据，

其冗余特征可能引入无关变量,加剧模型训练的复杂度与过拟合风险。因此,如何深度融合电池内部物理信息与外部特性参数,构建兼具物理解释性与长周期泛化能力的梯次电池多维健康状态评估机制,已成为突破梯次电池安全管理瓶颈的关键挑战。

4 梯次电池健康评估研究挑战

综合国内外研究现状,梯次电池性能评估仍面临三大核心挑战: 1.多尺度耦合退化机理建模不足:现有研究缺乏对梯次电池多尺度耦合机制之间相互作用的深入解析。传统模型通常仅关注单一尺度或采用简化假设,难以同时兼顾高精度与高计算效率,从而限制了对电池内部多重物理化学过程协同效应的准确刻画。2.复杂模型参数动态辨识局限:当前方法普遍面临鲁棒性不足、辨识精度与计算复杂度失配以及动态响应迟滞等问题。电池有性能受环境、数据质量及工况变化影响较大,导致模型参数的不确定性较高,进而影响了在线监测的稳定性与实时性。3.健康状态评估方法的双重局限:现有方法主要依赖于物理简化模型或数据黑箱模型,且单一状态的动态演化规律无法准确有效表征梯次电池健康状态,导致在长周期衰退预测中存在可解释性鸿沟和评估不准等问题,影响实际应用的可信度。

5 结语

本文系统梳理了梯次利用电池健康状态评估的关键技术与研究进展。通过对老化建模、参数辨识和健康评估三方面的分析发现,尽管电化学模型、等效电路模型及数据驱动方法均取得进展,但仍难以在复杂工况下兼顾评估精度、计算效率、鲁棒性与可解释性。当前主要挑战包括多尺度耦合退化机理刻画不足,异构与动态条件下参数辨识精度有限,以及评估方法难以兼顾数据驱动与物理机理的融合。未来研究应聚焦多物理场耦合建模、高效动态辨识与机理—数据融合的新型评估范式,为梯次电池的安全、高效与规模化利用提供理论支撑。

参考文献

- [1] 应雄,汪寿阳,杨宇瑶.能源转型下的锂、钴、镍资源需求及回收潜力分析——基于电动汽车的视角[J].中国科学院院刊, 2024,39(07):1226–1234.
- [2] Li Jianwei, He Shucheng, Yang Qingqing, et al. A comprehensive review of second life batteries toward sustainable mechanisms: Potential, challenges, and future prospects. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2023, 9(4): 4824–4845.
- [3] 何潇,刘泽夷,胡嵩乔,等.动态系统的实时安全性评估技术.自动化学报,2025, 51(2): 249–270.
- [4] Yuan Jun, Qin Zhili, Huang Haikun, et al. Progress in the prognosis of battery degradation and estimation of battery states. *Science China Materials*, 2024, 67(4): 1014–1041.
- [5] 孙丙香,庞俊峰,苏晓佳,等.基于中低频阻抗谱的锂离子电池容量快速估计方法研究.中国公路学报, 2024, 37(2): 293–303.
- [6] Guo Ruohan, Wang Feng, Hu Cungang, et al. Toward accurate and efficient sorting of retired lithium-ion batteries: A data-driven-based electrode aging assessment approach. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(1): 4841–4856.
- [7] 刘芳,邵晨,苏卫星,等.基于全新等效电路模型的电池关键状态在线联合估计器.控制与决策, 2023, 38(6): 1620–1628.
- [8] Hu Xiaosong, Deng Xinchun, Wang Feng, et al. A review of second-life lithium-ion batteries for stationary energy storage applications. *Proceedings of the IEEE*, 2022, 110(6): 735–753.
- [9] Shen Jiangwei, Zhang Zheng, Chen Zheng, et al. Temperature estimation of multiple places for lithium-ion batteries based on improved electrochemical thermal modeling. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(1): 382–392.
- [10] Planella Ferran Brosa, Widanage W. Dhammika. A single particle model with electrolyte and side reactions for degradation of lithium-ion batteries. *Applied Mathematical Modelling*, 2023, 121: 586–610.
- [11] Kong Laiqiang, Fang Sidun, Niu Tao, et al. Fast state of charge estimation for lithium-ion battery based on electrochemical impedance spectroscopy frequency feature extraction. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024, 60(1): 13691–1379.
- [12] Xie Yizhan, Wang Shuhui, Wang Zhenpo, et al. A novel order-reduced thermal-coupling electrochemical model for lithium-ion batteries. *Chinese Physics B*, 2024, 33(5): 058203.
- [13] Hou Jie, Jiang Yuchao, Liu Jingxiang, et al. Adaptive linear time-varying parameter-varying modeling of lithium-ion batteries considering aging phenomenon. *IEEE*

- Transactions on Power Electronics, 2025, 40(11): 16853-16869.
- [14] Ghosh Nitika, Garg Akhil, Warnecke Alexander Johannes, et al. A white-box equivalent neural network ensemble for health estimation of lithium-ion batteries. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(1): 1863-1874.
- [15] Jiang Cong, Wang Yujie, Sun Zhendong, et al. Fractional-order equivalent circuit model for commercial sodium-ion batteries in a wide temperature range considering aging. Journal of Energy Storage, 2025, 105: 114552.
- [16] 陶正德, 张志超, 郭昌梁. 基于电化学-热耦合模型的动力电池逆向仿真建模与参数辨识. 储能科学与技术, 2024, 13(06): 2022-2029.
- [17] Shui Zhongyi, Li Xuhao, Feng Yun, et al. Combining reduced-order model with data-driven model for parameter estimation of lithium-ion battery. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(2): 1521-1531.
- [18] Zhang Dong, Park Saehong, Couto Luis D., et al. Beyond battery state of charge estimation: Observer for electrode-level state and cyclable lithium with electrolyte dynamics. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(4): 4846-4861.
- [19] Chen Mengting, Xie Xiangpeng, He Chaoyue, et al. An integrated framework for ARX model identification and its application to lithium-ion battery. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3001414.
- [20] Li Huan, Jin Yu, Wu Xuebing, et al. An improved multi-time scale lithium-ion battery model parameter identification algorithm based on discrete wavelet transform method. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3000416.
- [21] Kadem Onur, Kim Jongrae. Real-time state of charge-open circuit voltage curve construction for battery state of charge estimation. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(7): 8613-8622.
- [22] Carbone Paolo, Angelis Alession De, Moschitta Antonio, et al. Time-domain battery impedance identification under piecewise constant current excitation. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 9002710.
- [23] Tian Jinpeng, Xiong Rui, Shen Weixiang, et al. Fractional order battery modelling methodologies for electric vehicle applications: Recent advances and perspectives. Science China Technological Sciences, 2020, 63(11): 2211-2230.
- [24] 张文安, 林安迪, 杨旭升, 等. 融合深度学习的贝叶斯滤波综述. 自动化学报, 2024, 50(8): 1502-1516.
- [25] Baggio Giacomo, Carè Algo, Scampicchio Anna, et al. Bayesian frequentist bounds for machine learning and system identification. Automatica, 2022, 146: 110599.
- [26] Abrahamyan Lusine, Chen Yiming, Bekoulis Giammis, et al. Learned gradient compression for distributed deep learning. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(2): 7330-7344.
- [27] 张博玮, 郑建飞, 胡昌华, 等. 基于流模型的缺失数据生成方法在剩余寿命预测中的应用. 自动化学报, 2023, 49(1): 185-196.
- [28] Li Wei, Che Jinlin, Wang Zhenyu, et al. IFL-GAN: Improved federated learning generative adversarial network with maximum mean discrepancy model aggregation. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(12): 10502-10515.
- [29] Yu Yanan, Tang Lihua, Liu Zhiping, et al. A novel bearing fault data generation strategy combining physical modeling and cyclegan variant for fault diagnosis without real samples. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3505717.
- [30] Chen Jing, Mao Yawen, Wang Dongqing, et al. Reduced-order identification methods: Hierarchical algorithm or variable elimination algorithm. Automatica, 2025, 172: 111991.
- [31] Xing Haoming, Ding Feng, Zhang Xiao, et al. Highly-efficient filtered hierarchical identification algorithms for multiple-input multiple-output systems with colored noises. Systems & Control Letters, 2024, 186: 105762.
- [32] 杨博文, 刘思垒, 冯旭宁, 等. 锂离子电池温度状态: 定义、检测与估计. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 187-212.
- [33] Kong Laiqiang, Fang Sidun, Niu Tao, et al. Fast state of charge estimation for lithium-ion battery based on electrochemical impedance spectroscopy frequency feature extraction. IEEE Transactions on Industry Applications, 2024, 60 (1): 1369-1379.
- [34] Huang Zexin, Best Matt, Knowles Jmaes, et al. Adaptive piecewise equivalent circuit model with SOC/SOH estimation based on extended kalman filter. IEEE

- Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(2): 959–970.
- [35] Kadem Onur, Kim Jongrae. Real-time state of charge-open circuit voltage curve construction for battery state of charge estimation. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(7): 8613–8622.
- [36] 朱振宇,高德欣.基于混合网络的锂离子电池健康状态与剩余使用寿命联合估计方法. 信息与控制,2024, 53(1): 120–128.
- [37] Lu Jiahuan, Xiong Rui, Tian Jinpeng, et al. Deep learning to estimate lithium-ion battery state of health without additional degradation experiments. Nature Communications, 2023, 14: 2760.
- [38] Wang Fujin, Zhai Zhi, Zhao Zhibin, et al. Physics-informed neural network for lithium-ion battery degradation stable modeling and prognosis. Nature Communications, 2024, 15: 4332.
- [39] Wen Pengfei, Ye Zhisheng, Li Yong, et al. Physics-informed neural networks for prognostics and health management of lithium-ion batteries. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024(1): 2276–2289.
- [40] Tao Junjie, Wang Shunli, Cao Wen, et al. An innovative multitask learning-long short-term memory neural network for the online anti-aging state of charge estimation of lithium-ion batteries adaptive to varying temperature and current conditions. Energy, 2025, 314: 134272.
- 版权声明:** ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS