文章编号:1671-6833(2026)06-0001-14

AI 驱动的锂离子电池状态估计与故障诊断

金 阳[1], 张 潇[1], 王 垒[2], 何志超[2], 李秀勇[1], 刘豪杰[1,2]

(1.郑州大学 电气与信息工程学院,河南 郑州 450001;2.北京海博思创科技股份有限公司,北京 100084)

摘 要:大规模电网储能技术的发展,使得锂离子电池状态估计与故障诊断已成为保障储能系统安全高效运行的核心技术。针对传统建模方法在复杂电化学老化机制与动态工况干扰下参数辨识难度大、跨工况泛化能力弱等显著瓶颈,以人工智能(artificial intelligence, AI)算法演进为主线进行系统概述。首先,系统综述了 AI 在锂离子电池荷电状态(state of charge, SOC)、健康状态(state of health, SOH)及剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)估计中的应用进展,并深入剖析了各类方法的性能差异与局限;然后,进一步分析了 AI 在内短路、锂枝晶及热失控等典型故障诊断辨识与早期预警中的应用潜力;最后,总结了当前方法在可解释性、小样本适应性、跨工况泛化及算力约束等方面面临的核心挑战,并探讨了物理信息神经网络(physics-informed neural network, PINN)、迁移学习、数字孪生及大语言模型(large language model, LLM)等新兴技术的发展趋势,为下一代高可信、强泛化电池管理系统算法研发提供了理论参考。

关键词:锂离子电池; 电池状态估计; 故障诊断; 热失控预警; 人工智能

中图分类号:TM911;TP18 **文献标志码**:A **doi**:10.13705/j.issn.1671-6833.2026.06.019

锂离子电池凭借高能量密度、长循环寿命、低自放电率及环境友好等核心优势,已成为智能电网储能、新能源汽车乃至航空航天等领域的核心能量载体[1-2]。然而,锂离子电池的电化学特性具有极强的非线性、时变性与耦合性,传统的电池状态估计与故障诊断方法面临模型参数辨识复杂、对工况适应性差、难以精准刻画电池老化过程中非线性特性演变等瓶颈,在应对电池全生命周期的复杂动态特性与多变应用场景时,普遍存在精度有限、鲁棒性不足、泛化能力薄弱等问题,制约了锂离子电池技术的进一步发展[3-4]。如针对磷酸铁锂电池存在电压平台区而导致 SOC 难以准确估计的问题,宋磊等[5]提出了一种基于安时积分法的改进卡尔曼滤波算法,实现了 SOC 的准确估计。但该方法的精度仍然依赖于电池模型参数的准确辨识,在电池老化导致参数漂移以及复杂动态工况下,其非线性拟合能力与跨工况鲁棒性仍存在局限性,难以满足锂离子电池全生命周期高精度估计需求。

AI 技术凭借强大的非线性映射能力与自适应学习能力,精准拟合电池状态演化规律,并揭示故障孕育、发展的内在机理,尤其在处理复杂非线性系统建模与不确定性问题上展现出独特优势,成为锂离子电池状态估计与故障诊断的主流方向[6]。

本文立足当前 AI 驱动的锂离子电池状态估计与故障诊断的研究现状、技术瓶颈及实际应用需求,旨在系统厘清该领域的技术演进脉络,剖析 AI 技术在突破现有瓶颈中的应用潜力与挑战,探讨未来发展方向,为构建下一代高可信、强泛化、易部署的 AI 驱动电池管理算法提供重要理论参考与技术支撑,助力锂离子电池在新能源领域的安全高效规模化应用,主要内容如图 1 所示。

1 锂离子电池状态估计

SOC、SOH 与 RUL 是表征电池状态的 3 大核心参数,其不可直接测量性决定了需依赖外部可测物理量进行估算。电池在服役过程中会经历“高维、

收稿日期:2026-05-08;**修订日期**:2026-06-22

基金项目:国家重点研发计划项目(2025YFB2409700);中国博士后科学基金资助项目(2025M780458)

作者简介:金阳(1989—),男,河南洛阳人,郑州大学教授,博士,博士生导师,主要从事电化学储能安全及系统集成研究,E-mail:yangjin@zzu.edu.cn。

通信作者:刘豪杰(1990—),男,河南周口人,郑州大学特聘教授,博士,博士生导师,主要从事 AI 驱动储能安全防护技术研究,E-mail:hjliu@zzu.edu.cn。

引用本文:金阳,张潇,王垒,等. AI 驱动的锂离子电池状态估计与故障诊断[J]. 郑州大学学报(工学版),2026,47(6):1-14.[Jin Yang, Zhang Xiao, Wang Lei, et al. AI-driven lithium-ion battery state estimation and fault diagnosis[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science),2026,47(6):1-14.]

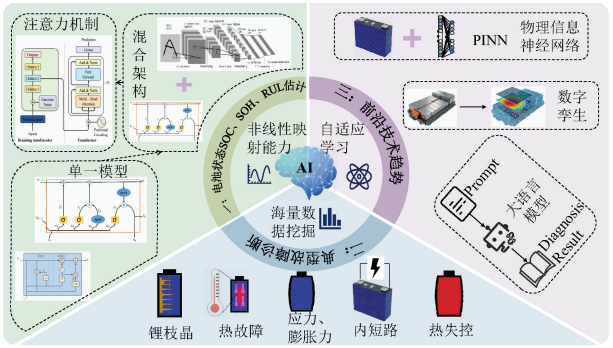


图1 AI驱动的锂离子电池状态估计和故障诊断

Figure 1 AI-driven state estimation and fault diagnosis for lithium-ion batteries

非线性、多因素耦合”的退化过程。AI算法因优异的非线性映射拟合能力在锂离子电池状态的精准预测中得到了广泛应用。如图2所示,AI在锂离子电池健康状态估计方面的应用从早期单一LSTM网络到卷积神经网络-循环神经网络(convolutional neural network-recurrent neural network,CNN-RNN)混合架构,再到注意力机制增强型模型和Transformer架构,技术路线呈现出清晰的发展脉络,神经网络为捕捉电池循环周期间的退化动力学提供了新视角,迁移学习有效缓解了训练数据稀缺的现实难题,物理模型融合则增强了估计的可解释性与泛化能力等。

1.1 单一深度学习模型

由于锂离子电池的充放电与容量衰减是一个具有强时间依赖性的长期动态演变过程,具备历史状态记忆能力的长短期记忆网络(long short-term memory,LSTM)、门控循环单元(gated recurrent unit,GRU)天然契合这一场景,是电池状态估计中较早应用且具有代表性的时序建模方法。

Zhang等[7]构建了基于LSTM的老化模型,结合RMSprop优化与Dropout正则化,在仅使用20%~25%在线数据的情况下,实现了电池SOH的早期诊断,且预测精度显著优于支持向量机方法(support vector machine,SVM)。然而,该方法仍受限于单一LSTM架构对多变量空间特征的提取能力。针对电池数据的高维冗余导致计算效率较低的问题,Ren等[8]提出融合自动编码器(Autoencoder)与深度神经网络(deep neural network,DNN)的集成框架,利用自编码器对从充放电曲线中提取的21维几何特征进行融合与降维,有效去除冗余信息后再输入DNN进行RUL回归预测,在NASA数据集上达到了93.34%的预测准确率。这一工作表明,针对电池衰退数据的特征工程与深度网络的协同设计显著提升了预测性能。但其依赖人工设计的几何特征,对专家经验要求较高,且特征的跨工况适用性有待进一步研究。Thakuri等[9]针对传统的LSTM难以适应电池复杂的降解过程,特别是在非线性老化阶段,预测精度往往大幅下降,导致误差累积的问题,为此,提出了一种自适应长短期记忆网络(Adaptive LSTM)。首先,通过主成分分析(principal component analysis,PCA)技术从原始数据中提取关键的健康指标(health indicators,HIs);然后,利用*K*-means聚类算法将电池的全生命周期划分为3个不同的老化阶段。该方法在NASA数据集上表现优异,尤其是在非线性老化阶段,能有效减少误差累积;但在Mendeley数据集上,平均精度略低于CNN和Transformer模型,在不同数据集间的泛化一致性仍有提升空间。

GRU作为LSTM的轻量化变体,通过更新门和

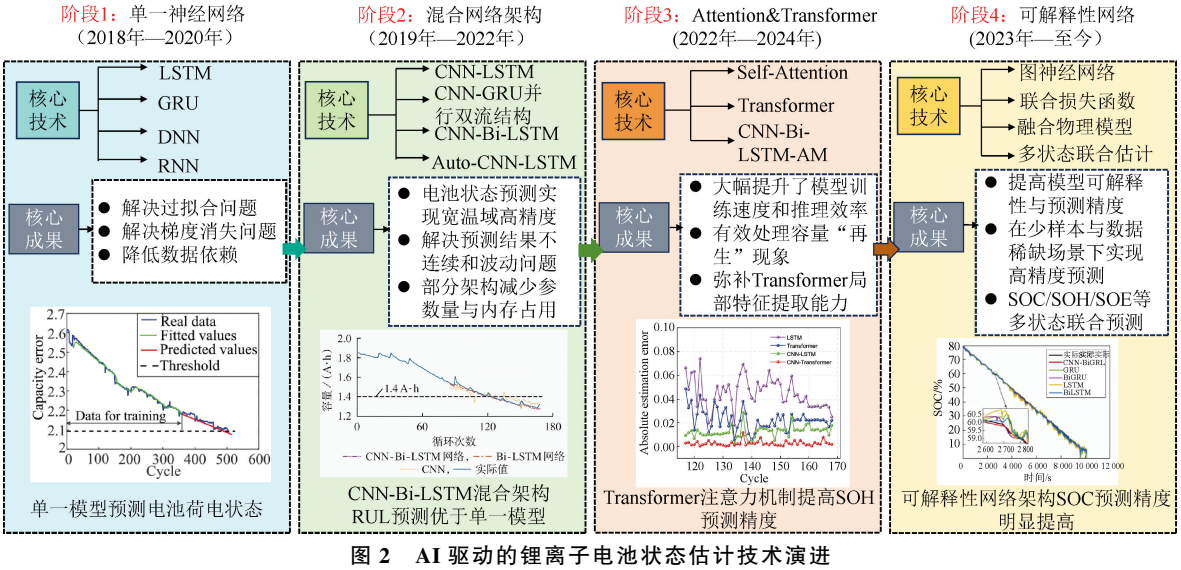


图2 AI驱动的锂离子电池状态估计技术演进

Figure 2 Evolution of AI-driven state estimation technologies for lithium-ion batteries

重置门对 LSTM 结构进行简化,在保持时序建模能力的同时降低参数量和计算复杂度,亦被广泛应用于电池状态估计,适用于对计算资源受限的实时在线估计场景。Yang 等[10]提出了一种带有 GRU 的循环神经网络,用于根据测量的电流、电压和温度信号估计 SOC。与传统的前馈神经网络相比,该方法利用了先前 SOC 和测量值的信息,从而获得了更高的估计精度。在动态负载条件下表现优异,不仅对未知的初始 SOC 值具有很强的鲁棒性,还能在未经过训练的多种环境温度下以及不同的电池体系上保持较高的估计精度。但在低温环境下,由于电池动态特性更为复杂,估算末期会出现轻微偏差,且在某些特定温度下估算结果可能会产生波动。

单一模型在时序依赖建模方面表现出色,但也存在明显局限,其对电压、电流、温度等多变量间的空间耦合特征提取能力有限,这些信号在时间维度上呈现动态演变规律的同时,在空间维度上也存在局部相关性与耦合特征。

1.2　混合神经网络架构

为解决单一模型的局限,研究人员开始探索多模型驱动的电池状态估计方法。相较于单一模型主要关注时序依赖关系,CNN-RNN 类混合神经网络的核心思想是将 CNN 的局部特征提取能力与循环神经网络类模型的时序建模能力相结合,实现电池运行数据中“空间特征”和“时间特征”的协同表达。

混合架构主要包括 CNN-LSTM、CNN-GRU,不同架构的差异主要体现在时序建模单元的选择、CNN 与 RNN 的融合方式。Song 等[11]提出了基于 CNN-LSTM 混合架构的 SOC 在线估算方法。利用 CNN 从电流、电压、温度及其均值中提取深层空间特征,再通过 LSTM 捕捉电池动态演变的时间特征。在 DST、FUDS 等多种动态工况下 *RMSE* 控制在 2% 以内,在 SOC 跟踪精度上显著优于单一 CNN 或 LSTM,且在 0 ℃至 50 ℃的宽温域内均保持高精度。但该架构的超参数空间较大,调优过程复杂,在极端脉冲大倍率放电工况下的鲁棒性仍需进一步考察。Fan 等[12]设计了 CNN-GRU 并行双流结构用于 SOH 估算。CNN 与 GRU 分别独立处理空间特征与时序依赖,通过全连接层融合输出,在 NASA 和 Oxford 数据集上最大误差分别为 4.11% 和 1.62%。Ren 等[13]提出了 Auto-CNN-LSTM 模型用于 RUL 预测任务。利用自编码器将特征从 21 维扩展至 50 维以增强训练效果,并行结合 CNN 与 LSTM 进行融合回归,*RMSE* 从 11.8%降至 4.84%。

双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory,Bi-LSTM)的引入为进一步增强数据之间的时序关联性提供了新的视角。梁海峰等[14]针对 RUL 预测,构建 CNN-Bi-LSTM 网络以双向捕捉数据的时间序列依赖性。该研究利用 Pearson 相关性分析筛选出恒流充电时间、恒压充电时间及循环次数作为关键特征输入,在 NASA 和 Oxford 数据集上的预测精度(R^2 均值达 0.987)和收敛性均优于单一网络,同时显著减少了模型参数量与内存占用。

混合架构通过引入卷积结构弥补了单一网络在空间特征提取方面的不足。但 CNN 层数、卷积核大小、循环单元数、融合方式等超参数较多,调优复杂。参数规模较大,对训练样本量和计算资源要求更高。提取的局部特征与电池内部物理过程之间缺乏直接对应关系,缺乏可解释性。

1.3　注意力机制赋能

混合架构在时空特征协同提取方面取得了显著进展,但其对输入序列中各时刻的信息“同等看待”,无法区分对当前预测贡献不同的历史数据,在电池实际运行中,容量退化的加速老化阶段、容量再生现象以及工况切换时刻对状态估计的影响远大于平稳运行阶段。注意力机制(attention mechanism,AM)是通过学习权重分布,对输入序列中的关键时间步、关键通道或关键空间区域进行自适应增强,能捕捉数据序列中长距离依赖关系、提取关键特征,为提升电池状态预测精度提供了新的技术路径。

针对 SOC 估计任务,朱博等[15]提出经验模态分解-长短期记忆网络-注意力(empirical mode decomposition-long short-term memory-attention, EMD-LSTM-Attention)的复合模型。基于 CALCE 数据集的测试结果显示,相比单一 LSTM 模型,该方法的 *RMSE* 平均降低了 36.69%,*MAE* 降低了 47.30%。Sherkatghanad 等[16]则构建 CNN-Bi-LSTM-AM 模型,引入自注意力机制强化模型对关键特征权重的分配能力。在涵盖-10 ℃至 25 ℃工况的 McMaster 数据集下,*RMSE* 降至 1.27%,*MAE* 降至 0.75%,优于 LSTM、Bi-LSTM 等 12 种模型。

针对 SOH 估计任务,Tang 等[17]提出卷积神经网络-卷积块注意力模块-长短期记忆网络(convolutional neural network-convolutional block attention module-long short-term memory, CNN-CBAM-LSTM)混合模型,引入 CBAM 从通道和空间两个维度优化注意力分配。在牛津和 NASA 数据集上,最佳估计结果的 *RMSE* 为 0.17%、*MAE* 为 0.14%,且仅需 300 s

充电数据即可实现精准估计。Wang等[18]针对电池长周期运行中的高度非线性特征以及复杂的长期依赖性,构建自适应自注意力-长短期记忆(self-attention-LSTM,SA-LSTM)网络,在NASA数据集上的表现显著优于传统LSTM、GRU及Transformer模型。Li等[19]则提出基于编码器-解码器框架的混合模型,利用结合特征注意力机制的时间卷积网络(temporal convolutional network,TCN)作为编码器,捕捉容量再生现象,利用结合时间注意力机制的GRU作为解码器,表征容量衰退趋势,最后通过DNN输出预测结果。基于NASA和CALCE数据集的实验显示,该方法有效兼顾了容量再生捕捉与长期趋势预测。

注意力机制虽强化了关键特征聚焦,但其性能高度依赖训练数据质量,在小样本或高噪声场景下权重分布可能不稳定。此外,其可解释性仍停留在数据驱动层面,缺乏物理机理支撑。

1.4 Transformer架构多头注意力机制并行建模

注意力机制增强的RNN变体在电池状态预测中取得了显著进展,但其串行计算的本质仍然制约着训练效率和长序列依赖的捕捉能力。2022年后,Transformer架构凭借多头自注意力机制与并行计算能力,逐渐取代传统循环网络,成为长时序电池状态估计的主流框架。

李杰等[20]将Transformer架构应用于锂离子电池SOC估计,其构建的Transformer模型利用多头注意力机制并行提取电压电流的深层特征,在WLTC工况下的均方误差低至1.9×10^{-5}。该研究表明,Transformer不仅具备CNN的深层特征提取能力和RNN的时序建模能力,还通过并行计算解决了LSTM算法速度慢的缺陷。耿鑫月等[21]从RUL预测角度探索了Transformer的应用潜力。针对现有RUL预测方法多局限于"循环次数"单一时间尺度、忽略"工作时长"影响的问题,构建了融合双重时间尺度信息的Transformer预测模型。该研究利用卡尔曼滤波对数据进行降噪平滑处理,通过Transformer网络的编码器结构与多头注意力机制深度挖掘容量序列在循环周期与工作时长两个维度上的长距离依赖关系,*RMSE*仅为0.036 1,精度显著优于GRU、LSTM及Bi-LSTM等传统方法。

围绕Transformer的混合架构成为近年来电池状态估计领域的研究趋势。Gu等[22]构建了CNN-Transformer混合框架用于SOH预测。该方法首先通过皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient,PCC)和主成分分析进行特征筛选与降维,利用CNN提取电压、电流和温度等数据的局部深层特征,再输入Transformer模块,利用自注意力机制捕捉长距离的时间序列依赖。基于NASA电池数据集的验证显示,SOH估算精度和稳定性均优于单一的LSTM、Transformer或CNN-LSTM模型。

Jia等[23]从另一角度探索了循环网络与Transformer的融合方式,提出BiGRU-Transformer混合架构用于SOH预测。该架构在应对电池容量"再生"现象导致的局部波动时表现出更强的拟合能力,*RMSE*和平均绝对百分比误差*MAPE*均优于相关向量机(relevance vector machine,RVM)、SVR、CNN及GRU等模型。

1.5 图神经网络与迁移学习的创新范式

为有效对多变量电池系统中的特征依赖性进行建模,图卷积神经网络(graph convolutional network,GCN)开始在电池状态估计中应用。GCN能更好地捕捉电池组内部多个单体之间,或单个电池内部电压、电流、温度等多物理量之间的内在图拓扑关系,从而提高模型估计精度和泛化能力。Zhou等[24]提出结合矩阵画像(matrix profile)与图卷积神经网络(graph convolutional network,GCN)的创新方法,利用矩阵画像算法自动化筛选最具代表性的部分放电电压片段,构建图结构模型,将筛选出的电压片段作为节点特征,利用循环间的相关性构建边,通过GCN聚合邻居节点信息捕捉电池循环间的时空退化动力学。该方法在MIT开源数据集上的SOH估计*RMSE*小于1%,有效增强了模型在不同数据集之间的泛化能力。

针对特定场景中训练数据稀缺的现实难题,迁移学习技术也受到了广泛关注。迁移学习通过将在源域中学习到的特征表示迁移至目标域,有效缓解了小样本条件下的训练不充分问题,其适用场景包括跨电池类型迁移、跨温度工况迁移以及跨充放电策略迁移等。李龙等[25]利用数据量充足的NASA电池数据集作为源域进行预训练,随后将学习到的特征参数迁移至数据量较小的Panasonic电池数据集进行再训练与微调。实验结果显示,与小样本的直接训练方法相比,该方法在相同训练轮次下误差降低了47.29%,*RMSE*从6.887 8%降至3.630 3%,有效缓解了小样本条件下的训练不充分问题。

1.6 多状态联合估计

数据驱动方法忽略了电池内部的多物理场演化特性,导致其在电池状态估计领域的性能提升受限,物理模型与深度学习的融合已成为提升估计精度与可解释性的重要途径。将电池的电化学模型或等效

电路模型等嵌入神经网络中,利用物理模型提供机理约束与先验知识。

陈媛等[26]提出基于 CNN-BiGRU 网络的 SOC 估计框架,建立电池的一阶 RC 等效电路模型,将计算得到的模型端电压作为物理特征与实测电压、电流共同构成增强型输入向量。引入物理模型特征后 SOC 估计的 *RMSE* 降低了 74.6%,在 CALCE 数据集 25 ℃工况下仅为 0.16%,且在不同环境温度(0 ℃、45 ℃)及不同老化程度(循环 3 000 次)下均表现出极高的稳定性,克服了纯数据驱动模型存在的机理不清、泛化能力差的局限性,适用于"对安全性要求高、数据不完整"的复杂场景。

另外,上述方法大多将 SOC、SOH 与 RUL 作为独立任务分别估计,忽略了三者之间存在的强耦合关系与变化时间尺度的差异。于天剑等[27]提出 MLTA-Net 模型用于 SOC-SOH 联合估计,采用 LSTM 编码器捕获短期时序依赖,结合 Transformer 多头自注意力机制解析全局工况特征,通过自适应加权机制实现多模态特征融合。在脉冲工况和深度充放电条件下,联合估计显著优于单独估计,尤其在 SOC 发生突变的关键时刻,预测误差降低了 84.2%。庞松岩等[28]构建 CNN-BiLSTM 融合网络进行 SOH 估计,将 SOH 估计值作为输入特征采用轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine,LightGBM)算法实现 SOC 联合估计,SOC 估计的 *RMSE* 平均值仅为 0.55%,远低于单独估计的 4.16%,模型训练时间缩短了 96.19%。

1.7　现有挑战与未来研究方向

本文以 AI 技术的发展为脉络,梳理了各类方法在电池状态估计方面的应用,不同方法优缺点及其所适配的应用场景进一步汇总如表 1 所示。近年来各类融合架构在实验室标准工况下达到了较高的估计精度。但现有模型大多属于纯数据驱动的"黑盒",在复杂非线性工况下易出现较大的估计偏差,未来需与物理/电化学退化机理深度融合,提高模型可解释性与鲁棒性。另外,现有模型严重依赖大规模高质量标注数据,而电池全寿命周期的退化实验极耗时,获取大规模高质量标注数据的成本极高,急需进一步开发跨域自适应、无监督或迁移学习框架,以摆脱对标签的依赖。此外,考虑 SOC、SOH、RUL 各状态间的动态耦合关系及短期状态与长期衰退指标间的时间尺度差异,深入研究多状态协同、多时间尺度融合的联合估计将成为后续的研究重点。

2　电池故障诊断与热失控预警

锂离子电池的故障诊断与热失控预警是保证其在储能系统中安全应用的基础。从故障演化机理来看,内短路(internal short circuit,ISC)、锂枝晶、压力异常及过温等隐患若不能及时识别,极易在热-电-化学耦合作用下演变为不可逆的热失控(thermal runaway,TR),最终导致起火甚至爆炸。传统的阈值监控方法依赖于温度、电压等单一参数的静态判定,在故障早期特征微弱、环境干扰复杂的实际工况下往往响应滞后,难以满足预防性维护的需求。人工智能技术的快速发展显著提升了电池故障诊断和热失控预警的准确性和时效性。

2.1　内短路故障诊断

ISC 是诱发热失控的主要原因,其早期信号微弱且易被正常波动掩盖导致较难被诊断。吴文涛等[29]通过电化学机理建模揭示了一个关键现象:由锂枝晶导致的内短路产热中,早期故障时电池表面温升不足 1.5 K。而电特征变化显著,故障电池端电压出现异常偏移,表现为充电变慢而放电变快。这一发现从物理机理层面解释了为何传统温度监测难以实现早期预警,同时指明了电压信号作为诊断依据的优越性。

等效电路模型因其结构简洁、物理可解释性被广泛应用于有明显特征的中后期内短路诊断。Kang 等[30]提出"BattBee"模型,来描述内短路触发热失控过程的电热行为。该模型利用 2 个子电路分别捕捉电压降、放热反应及温度演变,实现在热失控全面爆发前数十秒识别故障。但该方法依赖准确的物理参数辨识,参数随电池老化漂移时检测性能可能下降。

无监督学习方法不需要大量的标注数据即可识别故障,逐渐成为内短路故障诊断的有力工具,适用于微弱故障与标注数据缺失场景。Qiu 等[31]提出了单时间步多因素(multi-factor single time step,MFST)和多时间步单因素(single-factor multi-time step,SFMT)2 种输入生成算法,结合 Grubbs 检验动态判定故障阈值。该方法能有效检测出阻值为 1~100 Ω 的不同严重程度的内短路故障,将 25 Ω 和 100 Ω 内短路的检出时间分别缩短至 1 d 和 4 d。针对真实故障数据稀缺的问题,Zhu 等[32]将仿真数据输入 ResNet 深度残差神经网络-卷积神经网络(residual network-convolutional neural network,ResNet-CNN)进行预训练,结合迁移学习冻结部分模型层,再用实验数据微调参数,构建多机器学习融合模型,

可准确识别四级内短路故障,有效弥补了实际故障数据不足的缺陷。该策略在一定程度上缓解了小样本问题。

为进一步提升对微弱故障特征的捕捉能力,深

表1 不同电池状态估计方法对比

Table 1 Comparison of different battery state estimation methods

估计方法	文献	估计对象	优点	缺点	适用场景
单一深度学习模型	LSTM[7]	RUL	需在线数据少,支持带置信区间的概率预测	训练耗时,晚期退化预测不足	早期在线预测
	Autoencoder+DNN[8]	RUL	高效特征降维,非线性拟合能力强	难以捕捉深度老化特征,晚期退化预测不足	有多维复杂充放电历史数据
	自适应 LSTM[9]	RUL	自适应窗口,抗非线性	对数据集敏感,小数据集效果受限,调参复杂	全生命周期高非线性退化预测
	GRU[10]	SOC	未知初始 SOC 鲁棒、温度适应性强,推理快	数据依赖,需定期更新,未训练温区易波动	车载 BMS 实时估计,数据充足
混合架构	CNN-LSTM[11]	SOC	兼顾时空特征提取,收敛快且精度高	训练耗时,需定期更新网络参数	复杂动态负载工况
	CNN-GRU[12]	SOH	高精度的快速在线评估	依赖数据增强技术	SOH 在线快速评估
	Auto-CNN-LSTM[13]	RUL	克服了小样本限制,滤波处理提升输出稳定性	数据噪声干扰,参数调优不当易引发过拟合	航空航天等高可靠性场景
	CNN-Bi-LSTM[14]	RUL	参数少、内存占用低且收敛性好	对卷积核大小等超参数敏感	计算资源受限场景
注意力机制	EMD-LSTM-Attention[15]	SOC	显著降低动态工况预测误差	多算法融合致使模型结构复杂、计算成本高	复杂多变驾驶工况
	CNN-Bi-LSTM-AM[16]	SOC	宽低温下精度高且鲁棒	依赖高性能算力	宽低温环境温变
	CNN-CBAM-LSTM[17]	SOH	高精度估算,泛化性强	对采样密度和输入序列的长度敏感	仅含部分充放电数据
	自适应 SA-LSTM[18]	RUL	有效修正长序列误差,与容量再生	离线建模阶段依赖海量历史数据	显著非线性加速老化及频繁容量再生的长寿命电池
	双注意力 TCN-GRU-DNN[19]	RUL	精准捕获容量再生突变与整体非线性衰减趋势	框架庞大,对超参数敏感且易过拟合	运行工况多变、退化呈强非线性和非平稳特征
Transformer	Transformer[20]	SOC	并行提取深层特征,无长序列遗忘	缺乏卷积与循环结构,强依赖位置编码	电动汽车频繁加减速、电流变化剧烈
	双尺度 Transformer[21]	RUL	深挖多尺度特征映射以还原真实老化状态	依赖卡尔曼滤波等前置数据预处理	RUL 受“循环次数”与“工作时长”双重影响
	CNN-Transformer[22]	SOH	兼顾局部特征挖掘与全局序列感知	参数多,计算复杂度高	有大量多变量且精度要求高的场景
	BiGRU-Transformer[23]	SOH	在长序列依赖建模中展现了高精度与泛化性	面对剧烈的“容量再生”突变时误差增大	跨越长电池生命周期精准追踪容量非线性退化轨迹
图神经网络与迁移学习	GCN-MP[24]	SOH	有效克服了离线与在线数据分布不一致的问题	依赖早期轻微老化数据构建稳定的特征基准图	仅有部分放电片段且离线与在线数据分布差异显著的在线监控
	CNN-LSTM+迁移学习[25]	SOC	仅需小样本即可克服多温与复杂工况差异	依赖 K 折交叉验证寻优,微调时对 L2 正则化等超参数敏感	无大规模训练集,需在多变工况下快速部署模型的小样本场景
融合物理模型	RC 模型+CNN-BiGRU[26]	SOC	抗高频噪声,动态工况下拟合精度高	计算复杂度高	复杂动态工况与变温环境
	MLTA-Net[27]	SOC-SOH	有效捕捉内部参数耦合与突变	双编码器架构大,极端工况下的动态响应速度受限	深度充放电与高频脉冲工况,需精准捕捉电池内部动态耦合特性场景
	LightGBM+CNN-BiLSTM[28]	SOC-SOH	维持高精度的同时模型训练部署时间缩短	依赖特定恒流充电片段,对数据缺失敏感	需处理海量实时数据,对响应速度要求高的场景

度学习方法逐步得到使用,并在微短路早期诊断中展现独特优势。深度学习方法能自动提取那些被复杂工况掩盖的故障特征,擅长处理时序数据,捕捉内短路随时间发展的演化特征,能基于传感器数据建立多变量间的映射关系,识别微小不一致。Li 等[33]提出基于马氏距离长短期记忆网络(mahalanobis distance-long short-term memory, MD-LSTM)的诊断方案,从电池模块恒流充电电压曲线中提取马氏距离,用以同时捕获充电平台滞后和电压序列差减小这两大关键故障特征。该方法对阻值为 0.25 ~ 1 000 Ω 的持续性微短路故障进行 8 个等级的定量分类。故障检测准确率接近 100%,故障分类准确率达 99.6%,相较传统方法分别提升约 60.9% 和 64%。

2.2　锂枝晶生长的预测与识别

锂枝晶的不可控生长是锂离子电池安全管控面临的核心挑战之一。枝晶的形核与生长发生在电极-电解质界面的纳米尺度空间,传统的电压、温度监测手段难以在早期阶段捕捉其特征信号。而人工智能技术通过跨尺度的“机理-数据”融合,为解析与诊断枝晶生长提供了新视角。Chen 等[34]发现,固体电解质界面(solid electrolyte interphase,SEI)主导的正常老化过程呈现线性演化趋势,而析锂过程则在容量衰减、库伦效率及充电末端电压等指标上表现出显著的非线性特征。基于此物理认知,针对快充场景下析锂现象难以非侵入式识别的难题,该研究团队提出了一种基于多物理电化学特征的机器学习框架,构建了逻辑弹性网络分类模型,仅需前 25 个循环数据即可实现对析锂行为的准确识别,其分类结果与破坏性拆解验证高度吻合。

尽管早期检测取得了重要进展,对枝晶形核动态过程的微观机理理解仍是制约预测精度提升的关键瓶颈。为从根本上理解枝晶形核与生长动力学,Hu 等[35]开发了 DP-QEq 恒电势分子动力学框架,通过构建机器学习力场并结合恒电势模拟,首次在原子尺度可视化了锂枝晶的形核过程。现有的机器学习模型通常只预测宏观指标(如 SOC),无法捕捉微观离子动力学。针对这一难题,Kim 等[36]提出了一种融合一维卷积神经网络与物理电压嵌入(voltage embedding)的深度学习框架。该模型不仅将模拟速度较传统分子动力学提升了 97.7%,还能保持原子级的预测精度,准确复现了枝晶形态(Dice 系数达 0.90),并成功预测了不同电解质添加剂对枝晶生长的抑制效果。

2.3　机械应力与膨胀力的监测与预测

电池在充放电循环中因锂离子嵌入脱出引发的体积变化会产生累积性机械应力。当应力超过活性材料的断裂强度时,颗粒开裂导致的活性物质损失和内阻增加将加速电池老化。极端情况下的结构失效则可能引发内短路,进而引发热失控。该类故障诊断的难点在于实际电池包或模组内部结构紧凑,难以部署侵入式力学传感器。机械应力属于内部变量,无法直接从外部反映电池内部复杂的变化。而 AI 技术通过深度挖掘易于获取的外部电信号,反演电池内部难以直接测量的机械应变状态,从而实现无传感器监测。因此,如何利用 AI 技术提升感知的灵敏度和准确率成为研究热点。

目前较为可行的路径是物理约束与数据驱动模型融合,实现电化学与机械状态的联合估计。Cai 等[37]提出机电耦合模型(electromechanical coupling model,EMCM)与机器学习融合框架,该框架引入“膨胀系数”来描述不同机械约束下的非线性力学行为,采用最小二乘支持向量回归建立数据驱动的机械模型,同时利用降阶频域阻抗模型量化压力对电化学动力学的影响。在扩展卡尔曼滤波框架下,该方法实现了电化学与机械状态的耦合估计。Peng 等[38]提出了基于边界演化约束的 Seq2Seq-GRU 网络框架,通过电压直接映射实现全寿命周期电池应变状态估计。该方法利用边界演化约束机制,结合物理先验生成合成样本以捕捉应变演化趋势并确保物理一致性;采用 Seq2Seq 结构处理电压与应变间的非线性动态关系,并通过迁移学习适应不同温度、倍率等复杂工况,实现了无传感器的高精度应变估计。

Kumar 等[39]则从特征工程这一角度切入,提出了基于“Delta 电阻”特征的电池膨胀早期预测方法。研究发现,Delta 电阻能够有效捕捉电池内部机械变形与电化学退化的耦合模式。基于该特征构建的 LSTM 模型在电池退化关键阶段的预测精确度达 91%。

2.4　热故障的早期预警与精准定位

热故障的直接监测与预警是热失控防护的最后一道防线。热故障早期预警的难点在于电池的工作环境十分复杂,故障前兆特征极易被背景噪声淹没。电池单体间的不一致性使得传感器容易发生误报或漏报,AI 技术为解决以上难点提供了新的路径。Hong 等[40]提出了一种基于螺旋自注意力神经网络(spiral self-attention artificial neural network, SS-ANN)的诊断模型。该研究并未局限于实验室理想

工况,而是引入“串联温度法”来消除不同传感器的个体差异,并通过聚类分区策略适应全气候条件,从而在保证低误报率的同时,实现了对温度与温差异常的实时预测。纯数据驱动方法在精度上表现优异,但缺乏物理可解释性且对数据噪声敏感,热失控往往具有“偶发性”和“断崖式”特征,纯数据驱动模型在未训练过的场景下极易失效甚至引发灾难性漏报。为了解决这些问题,一些研究者开始探索物理-数据融合策略。Naguib 等[41]提出的集总参数热模型+前馈循环神经网络(lumped parameter+feedforward neural network,LP+FNN)框架将基于集总参数的热模型与前馈神经网络相结合,利用物理模型提供基础热行为预测,神经网络补偿模型精度在 US06 放电与 6C 充电等复杂工况下的温度估计较单一物理模型与单一神经网络模型分别提高了 3 倍和 5 倍。该方法可以成功检测并分类风扇故障、流道堵塞与传感器失效等多种热故障,比普通阈值方法提前 9 min 发出预警,且在 11 个测试循环中实现了零误报。这一结果表明,物理-数据融合策略能够有效平衡模型精度与可解释性。

上述方法多依赖接触式温度传感器,非接触式热成像检测为解决紧密排列的大规模电池模组的监测难题提供了新思路,但高温环境下的热辐射干扰导致图像信号失真问题亟须解决。Tian 等[42]提出用抗干扰锂离子电池智能感知模型应对这一挑战,该框架采用自编码器网络去除热成像采集中的噪声,结合掩码区域卷积神经网络(mask region-based convolutional neural network,Mask R-CNN)与 Transformer 对故障电池进行定位与边界修正。经自编码器去噪后,视觉分割任务的平均精度达到 97.76%,较非局部均值去噪方法提升了 22%。该方法为大规模储能电池系统的视觉化热故障诊断提供了技术支撑。

2.5 热失控预警

热失控作为电池微小故障持续恶化后造成安全事故的终极形态,其预警技术的核心在于识别早期异常后及时发出预警信号,诊断难点在于从特征表现出微弱异常到热失控的时间窗口短。AI 技术通过从多维信号中提取出与热失控相关的异常特征,能够更早发现潜在隐患。AI 技术的发展使得预警时间不断提前,实现了分钟级甚至更早的预警。Zhang 等[43]提出时序卷积网络-门控循环单元(temporal convolutional network-gated recurrent unit,TCN-GRU)混合模型,利用时序卷积网络从历史正常充电数据中提取深度特征,采用滑动窗口法分析残差设定多级预警阈值,能够提前约 20~25 s 准确识别热失控风险,并能通过迁移学习适应不同季节和电池规格。

由于锂电池的故障演化伴随复杂的多物理演变过程及实际服役工况的复杂性,单一传感参量往往无法满足实际工况下锂电池状态监测响应快、定位准的需要。因此,基于多传感器或多物理场协同传感的热失控预警方法将成为新的研究趋势。丁沐涛等[44]搭建集成 CO、CO_2、H_2 的气体传感器及热敏电阻的多模态感知平台,基于 Transformer 神经网络,利用自注意力机制融合多源时序特征,准确率达 97.5%,能实现提前 972 s 的一级预警。Song 等[45]提出基于模组空间气压变化的预警方法,监测到密封与通风模组在热失控触发时的气压分别升高 19.3 hPa 和 3.05 hPa,平均提前 473 s 实现有效预警。Lyu 等[46]开发了一种基于排气声学信号的故障预警与定位技术,仅需部署 4 个声学传感器并结合小波变换抗误判算法,可实现最大误差仅 0.1 m 的故障电池空间定位。Hou 等[47]利用激光信号对电解液喷出的气液混合物进行探测,通过分析反射信号的相位偏移,在安全阀开启瞬间即实现对故障电池的精准定位与预警,为及时阻断热失控争取了时间。Guo 等[48]设计了基于瞬态泄压能量收集的无源无线预警装置,利用安全阀开启时高达 90.12 m/s 的高速气流驱动微型发电机,成功实现了零误报的被动式预警与主动断电保护。这一系列工作构建了覆盖“声-光-力-气”的全方位感知体系,为电池系统在热失控早期预警方面提供了全新的技术路径。

2.6 现有挑战与未来研究方向

各典型故障下不同 AI 方法的优缺点系统归纳如表 2 所示。故障在萌芽阶段的外部可观测特征极为微弱,易被电池老化不一致性与环境噪声所掩盖,导致纯数据驱动模型在复杂工况下易出现漏报或误报。未来需发展融合电化学机理的深度学习诊断框架,从而增强模型对微弱故障特征的敏感性与物理可解释性。内短路、热失控等真实故障数据高度稀缺,仿真与现实的不一致性制约了模型实际应用,未来需借助迁移学习、数据增强及数字孪生技术突破数据稀缺与虚实迁移难题。各类故障通常由多物理场耦合引发,AI 技术对复杂非线性关系的捕捉能力仍需提升。

3 前沿趋势

尽管 AI 技术在锂离子电池状态估计和故障诊

断预警中已取得显著进展,但其固有的“黑盒”特性导致了物理可解释性缺失、小样本泛化能力弱以及跨工况适应性差等核心瓶颈。为了突破这些局限,学术界也正致力于通过应用物理信息神经网络、数字孪生技术以及大语言模型等前沿技术探索全新技术路径,如图 3 所示。

3.1　物理信息神经网络

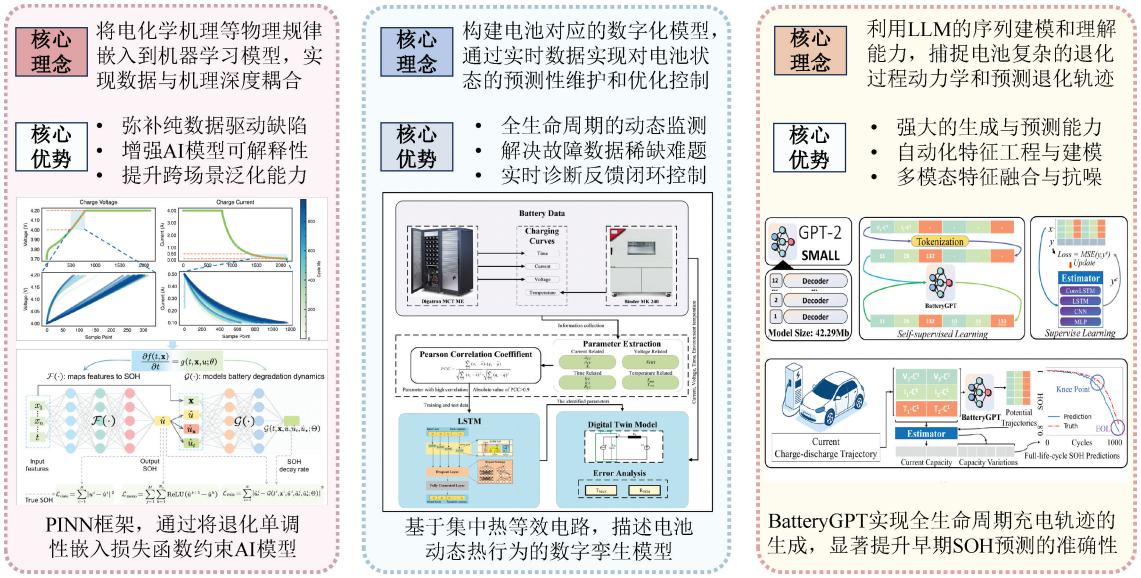
物理信息神经网络(physics-informed neural network,PINN)通过将电化学机理、热力学定律等物理规律嵌入机器学习模型,实现数据驱动与机理建模的深度耦合,有效弥补了纯数据驱动模型在“黑盒”特性下的物理一致性缺失,成为解决电池状态估计与故障诊断中可解释性弱与小样本泛化问题的核心技术路径。

PINN 在电池状态估计与故障诊断的应用主要有损失函数约束与并行架构融合两种思路。在损失函数约束方面,Zhan 等[49]将 Verhulst 物理衰减模型嵌入 Vision Transformer 架构,辅以卷积模块捕捉局

表 2　AI 驱动的各类典型故障诊断方法对比

Table 2　Comparison of various typical AI-driven fault diagnosis methods

故障类型	方法	优点	缺点	适用场景
内短路	等效电路模型融合[30]	物理可解释性与高预测精度,计算速度快	恒定内阻假设导致低 SOC 或极端温度下存在微小偏差	有明显特征的中后期内短路故障诊断
	无监督学习[31]	无需复杂的数学模型以及人工标记的数据	运算复杂,受电池初始不一致性或热生成差异影响	标注数据稀缺场景
	ResNet-CNN 迁移学习[32]	无复杂的特征提取,解决数据稀缺,分级预警	依赖大量高质量的仿真数据与实验数据进行参数微调	实际故障数据稀缺,工况不确定条件下内短路故障早期识别与分级
	MD-LSTM[33]	高精度长潜伏期的连续微小内短路诊断与提取特征	强依赖恒流充电工况的电压数据,动态工况覆盖不足	基于恒流充电过程的微小内短路故障诊断
锂枝晶	多物理特征融合+ML[34]	仅利用常规电化学数据即可区分析锂	依赖多特征协同,单一特征易误判	快充场景下的早期析锂识别
	ML 增强恒电势分子动力学[35]	揭示无机 SEI 诱导成核的微观机理	侧重微观机理,难用于宏观在线诊断	枝晶成核机理研究
	1D CNN+物理电压嵌入[36]	支持长循环枝晶形态演变和离子分布预测	模型构建需引入复杂的物理约束,性能受限于训练数据	长循环枝晶形态预测
机械应力与膨胀力	EMCM 模型+ML[37]	无传感器,降低硬件成本,具备物理可解释性	EMCM 模型构建复杂,动态工况下机电解耦与辨识难度大	难以加装应力传感器的电池膨胀与压力监测
	边界演化约束+GRU[38]	迁移学习有效降低训练数据依赖	机理可解释性弱,模型结构复杂,对算力要求高	新电池体系
	Delta 电阻+ML[39]	首个充电循环即可实现膨胀早期预测	依赖极高精度的早期内阻测量数据,泛化性受限	极早期诊断
热故障	SS-ANN[40]	多步“超前”温度预测	缺乏物理可解释性,依赖数据	基于云端大数据的温度预测与热失控预警
	热模型+LP+FNN[41]	极少物理传感器实现系统级多样热故障分类	泛化性弱	冷却系统故障及传感器失效检测
	Mask R-CNN[42]	定位热异常的空间位置	需红外设备,封闭系统内部署难、成本高	非接触式热异常视觉感知与定位
热失控	TCN-GRU[43]	长时序特征提取与动态序列处理,泛化能力强	模型复杂,对长序列有梯度消失风险	电池充电过程中的实时温度演化预测与预警
	Transformer+SAM[44]	高效处理长序列多源数据,引入仿真数据	硬件成本高、部署难	具备多维传感器条件下的热失控融合探测
	模块空间气压感知[45]	气压信号响应速度远超传统温度传感器	在完全开放或高通风环境下信号容易衰减	密闭/半密闭场景
	排气声学+小波变换[46]	非侵入式,抗误判,低误差三维空间定位	易受噪声干扰	大型集装箱式储能舱
	激光相移与遮挡探测[47]	响应快,一次性实现尽早预警与精准定位	不能有物理遮挡,光路系统易受强烈震动/灰尘干扰	密集电池组
	无源无线能量收集[48]	零功耗免布线,排气动能直接转为电信号报警	仅在防爆阀破裂瞬间触发,无法捕捉微弱前兆	空间受限、布线困难场景



(a) 物理信息神经网络 (b) 数字孪生技术 (c) 大语言模型

图3 面向锂离子电池的前沿AI技术

Figure 3 Cutting-edge AI technology for lithium-ion batteries

部瞬态特征,使预测精度较现有SOTA模型提升了50%以上。Wang等[50]提出的通用PINN框架,利用神经网络捕捉电池退化动力学,并通过物理方程约束和单调性约束来指导模型训练。在不同体系的387块电池数据集验证中,展现出卓越的小样本学习能力与跨化学成分的迁移泛化能力。

除了将物理规律直接嵌入神经网络的损失函数外,也可采用并行架构,将物理模型分支与数据驱动分支作为独立模块协同工作。针对早期退化数据稀缺导致的RUL预测难题,Deng等[51]设计的通用PINN框架采用双分支结构,物理分支基于SEI增长公式确立性能下限,数据驱动分支利用扩张卷积网络挖掘残差信息。通过"预训练-对齐-微调"策略,该模型在仅有4个循环的极小样本下,预测误差远低于传统深度卷积神经网络(deep convolutional neural network,DCNN),有效解决了跨充电策略下的泛化难题。

但PINN在实际应用中仍面临深层次的挑战,PINN通过训练损失函数来拟合模型,在实际数据受噪声影响较大时,物理约束与数据拟合之间存在冲突,导致模型收敛困难。物理方程依赖电化学参数,这些参数随老化程度和工况发生复杂变化,导致方程建立困难。

3.2 数字孪生技术

数字孪生技术通过构建电池物理实体的高保真虚拟映射,实现了基于实时数据的动态同步与状态反馈,为电池储能系统全生命周期健康管理提供了虚实融合的新范式。

Yuan等[52]利用高保真热-电耦合模型生成了大量虚拟故障数据,热模型与电模型二者通过实时交换温度、电压和SOC等参数实现耦合,揭示了传感器位置对内短路监测的显著影响,将算法开发与阈值标定周期从数月缩短至一周。

在电池全生命周期运行过程中,老化引发的参数漂移是状态估计失准的核心原因。针对这一问题,Ji等[53]提出的DTHM模型集成了自适应卡尔曼滤波与神经网络,利用数字孪生技术实时修正因电池内部演化导致的参数不确定性,保证了全生命周期的估计稳定性。此外,算力瓶颈是当前数字孪生发展的重要制约因素,Reeta等[54]开发的云端BMS框架利用云平台的强大算力,运行复杂的数字孪生模型,突破了车载边缘端的算力瓶颈,实现了可扩展、高精度的实时SOC估算。Yi等[55]围绕电池热异常早期识别问题,基于集中热等效电路建立了描述电池动态热行为的数字孪生模型,实现了对电池热异常的极早期识别,为系统安全防护争取了关键时间窗口。

数字孪生技术正推动电池管理向主动调控转型,但存在强实时性与高保真度的矛盾。数字孪生技术需要实时数据进行在线更新和仿真,在算力受限的边缘侧,为追求毫秒级响应而依赖降阶模型易导致系统在非线性老化阶段存在预测失真问题。

3.3 大语言模型

大语言模型(large language models,LLMs)凭借其强大的序列建模能力和语义理解能力,可用于复杂时序数据的长依赖建模、多模态故障数据的分析

处理、自动化提取有效特征、辅助模型设计、电池运维知识问答与决策支持,有望为电池健康管理开辟全新的技术路径。

针对电池早期退化特征不明显的难题,Hu 等[56]开发的 BatteryGPT 利用因果语言模型对电压、电流等标记化数据进行自回归外推,成功实现了全生命周期充电轨迹的生成,显著提升了早期 SOH 预测的准确性。在降低应用门槛方面,Tuncel 等[57]引入 ChatGPT 自动化编排机器学习工作流,通过结构化提示词引导大模型完成从特征选择到超参数调优的全流程,优化了储能电池的 SOH 预测流程,缓解了传统方法对专家经验的过度依赖。

此外,LLMs 在多模态特征融合与抗噪建模上表现出独特优势。Zhang 等[58]提出的 LLM-MSIformer 框架,通过定制化提示词将老化特征转化为具有丰富语义信息的文本元数据,利用 LLMs 语义推理能力生成具有抗噪特性的特征嵌入,提升了预测的精度、抗噪性与可靠性。

尽管大模型在上述研究中初见成效,但在电池状态估计与故障诊断领域的应用仍处于早期探索阶段。首先,大模型在处理高度专业的电池电化学机理或故障诊断任务时,有可能产生“幻觉”,输出结果专业深度不足。其次,高精度的 LLMs 通常体量巨大,推理速度慢,难以直接部署在算力极度受限的车端或储能舱边缘端,尚难以满足储能系统对状态监控实时性的需求。

4　结论与展望

本文系统综述了 AI 技术在锂离子电池状态估计与故障诊断领域的应用研究进展。尽管目前 AI 技术为电池健康管理带来了突破性进展,但是迈向大规模工程应用仍面临多重挑战。结合当前研究现状、技术瓶颈和应用需求,未来的研究将聚焦于以下核心方向:

(1)发展多模态协同感知技术,适配低成本工业应用需求。基于多模态协同感知与数据融合理论,建立传感器最优部署方法,融合多维度监测数据提升故障预警精度。

(2)深化物理信息与人工智能融合,破解可解释性难题。将锂离子电池电化学核心机理作为强先验知识嵌入深度学习架构,通过物理约束明确模型性能下限。该方向可重点适配极端场景下电池状态监测,解决特殊工况下状态估计偏差问题。

(3)完善小样本与跨域迁移学习理论,突破数据匮乏瓶颈。通过迁移学习适配工况数据差异,结合数字孪生生成高保真故障数据,破解固态电池等新体系投产初期数据匮乏难题,缩短新电池工程化落地周期。

(4)构建边云协同与数字孪生融合体系,提升规模化管理效能。围绕云端大数据处理与边端实时推理需求,打造边端轻量推理与云端复杂训练协同架构。通过对储能集群协同管控及汽车动力电池集中监控和运维优化,保障系统高效可靠运行。

(5)推进大模型通用智能应用,实现全流程端到端管理。依托大模型通用智能理论,利用 LLMs 多模态处理能力,实现电池特征工程与故障识别端到端管理,无须人工干预特征提取。

参考文献:

[1] Dunn B, Kamath H, Tarascon J M. Electrical energy storage for the grid: a battery of choices[J]. Science, 2011, 334(6058): 928-935.

[2] Xia Xiangyang, Tan Xinxin, Shan Zhouping, et al. Key technology and development prospect of ontology safety for lithium-ion battery storage power stations[J]. Electric Power, 2024, 57(11): 1-17. [夏向阳, 谭欣欣, 单周平, 等. 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[J]. 中国电力, 2024, 57(11): 1-17.]

[3] Hu Dunan, Huang Sheng, Wen Zhen, et al. A review on thermal runaway warning technology for lithium-ion batteries[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 206: 114882.

[4] Xiong Rui, Yang Ruixin, Chen Zeyu, et al. Online fault diagnosis of external short circuit for lithium-ion battery pack[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(2): 1081-1091.

[5] Song Lei, Lu Chunguang, Liu Lin, et al. State of charge estimation of $LiFePO_4$ battery based on modified amper-hour integral method[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(6): 84-90. [宋磊, 陆春光, 刘琳, 等. 基于修正安时积分法的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(6): 84-90.]

[6] Severson K A, Attia P M, Jin N, et al. Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation [J]. Nature Energy, 2019, 4(5): 383-391.

[7] Zhang Yongzhi, Xiong Rui, He Hongwen, et al. Long short-term memory recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5695-5705.

[8] Ren Lei, Zhao Li, Hong Sheng, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion battery: a deep learning ap-

proach[J]. IEEE Access, 2018, 6: 50587-50598.

[9] Thakuri S K, Li Huibo, Ruan Diwang, et al. The RUL prediction of Li-ion batteries based on adaptive LSTM [J]. Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics, 2025, 4(1): 53-64.

[10] Yang Fangfang, Li Weihua, Li Chuan, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on gated recurrent neural network [J]. Energy, 2019, 175: 66-75.

[11] Song Xiangbao, Yang Fangfang, Wang Dong, et al. Combined CNN-LSTM network for state-of-charge estimation of lithium-ion batteries[J]. IEEE Access, 2019, 7: 88894-88902.

[12] Fan Yaxiang, Xiao Fei, Li Chaoran, et al. A novel deep learning framework for state of health estimation of lithium-ion battery[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32: 101741.

[13] Ren Lei, Dong Jiabao, Wang Xiaokang, et al. A data-driven auto-CNN-LSTM prediction model for lithium-ion battery remaining useful life[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(5): 3478-3487.

[14] Liang Haifeng, Yuan Peng, Gao Yajing. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on CNN-Bi-LSTM network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(10): 213-219. [梁海峰, 袁芃, 高亚静. 基于 CNN-Bi-LSTM 网络的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(10): 213-219.]

[15] Zhu Bo, Liu Xueqin, Wang Y H, et al. SOC prediction for lithium-ion batteries based on EMD-LSTM-attention [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(3): 242-248. [朱博, 刘雪芹, 王宇珲, 等. 基于 EMD-LSTM-Attention 的锂离子电池 SOC 预测[J]. 电源学报, 2026, 24(3): 242-248.]

[16] Sherkatghanad Z, Ghazanfari A, Makarenkov V. A self-attention-based CNN-Bi-LSTM model for accurate state-of-charge estimation of lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 88: 111524.

[17] Tang Aihua, Jiang Yihan, Yu Quanqing, et al. A hybrid neural network model with attention mechanism for state of health estimation of lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 68: 107734.

[18] Wang Zhuqing, Liu Ning, Chen Chilian, et al. Adaptive self-attention LSTM for RUL prediction of lithium-ion batteries[J]. Information Sciences, 2023, 635: 398-413.

[19] Li Lei, Li Yuanjiang, Mao Runze, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries with a hybrid model based on TCN-GRU-DNN and dual attention mechanism[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2023, 9(3): 4726-4740.

[20] Li Jie, Kang Longyun, Yue Rui, et al. Lithium-ion battery SOC estimation method based on the Transformer [J]. Power Electronics, 2023, 57(7): 64-66. [李杰, 康龙云, 岳睿, 等. 基于 Transformer 的锂离子电池 SOC 估计方法[J]. 电力电子技术, 2023, 57(7): 64-66.]

[21] Geng Xinyue, Hu Changhua, Zheng Jianfei, et al. Remaining useful life prediction of lithium batteries based on Transformer under the dual time scales[J]. Aerospace Control and Application, 2023, 49(4): 119-126. [耿鑫月, 胡昌华, 郑建飞, 等. 双时间尺度下基于 Transformer 的锂电池剩余寿命预测[J]. 空间控制技术与应用, 2023, 49(4): 119-126.]

[22] Gu Xinyu, See K W, Li Penghua, et al. A novel state-of-health estimation for the lithium-ion battery using a convolutional neural network and transformer model[J]. Energy, 2023, 262: 125501.

[23] Jia Chenyu, Tian Yukai, Shi Yuanhao, et al. State of health prediction of lithium-ion batteries based on bidirectional gated recurrent unit and transformer[J]. Energy, 2023, 285: 129401.

[24] Zhou Kate Qi, Qin Yan, Yuen Chau. Graph neural network-based lithium-ion battery state of health estimation using partial discharging curve[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 100: 113502.

[25] Li Long, Yan Xumeng, Zhang Yusheng, et al. Lithium battery state of charge estimation method based on transfer learning[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(11): 142-150. [李龙, 燕旭朦, 张钰声, 等. 采用迁移学习的小样本锂电池荷电状态估算方法[J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(11): 142-150.]

[26] Chen Yuan, Li Jiale, Liu Yanzhong, et al. Fusion of physical model and deep learning for SOC estimation of lithium-ion batteries [J]. Journal of Wuhan University (Natural Science Edition), 2025, 71(6): 782-792. [陈媛, 李佳乐, 刘炎忠, 等. 融合物理模型和深度学习算法的锂离子电池 SOC 估计[J]. 武汉大学学报(理学版), 2025, 71(6): 782-792.]

[27] Yu Tianjian, Zeng Xiaoyan, Feng Enlai, et al. A Joint estimation of SOC-SOH for lithium batteries based on LSTM-Transformer multi-channel feature fusion[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2026, 23(1): 301-313. [于天剑, 曾笑颜, 冯恩来, 等. 基于 LSTM-Transformer 多通道特征融合的锂电池 SOC-SOH 联合估计[J]. 铁道科学与工程学报, 2026, 23(1): 301-313.]

[28] Pang Songyan, Xiao Chuanliang, Peng Ke, et al. Joint estimation of lithium-ion battery state based on light gradient boosting machine[J]. Automation of Electric Power

Systems, 2025, 49(20): 200-207. [庞松岩, 肖传亮, 彭克, 等. 基于轻量级梯度提升机的锂离子电池状态联合估计[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(20): 200-207.]

[29] Wu Wentao, Qiao Dongdong, Wang Xueyuan, et al. Electrical and thermal characteristics of early stage internal short circuit of lithium-ion batteries based on electrochemical mechanism model[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2024, 46(1): 10-20. [吴文涛, 乔冬冬, 王学远, 等. 基于电化学机理模型的锂离子电池早期内短路电热特征研究[J]. 上海理工大学学报, 2024, 46(1): 10-20.]

[30] Kang Sangwan, Tu Hao, Fang Huazhen. BattBee: equivalent circuit modeling and early detection of thermal runaway triggered by internal short circuits for lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2026, 404: 127016.

[31] Qiu Yishu, Dong Ti, Lin Da, et al. Fault diagnosis for lithium-ion battery energy storage systems based on local outlier factor[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 55: 105470.

[32] Zhu Guangying, Sun Tao, Xu Yuwen, et al. Identification of internal short-circuit faults in lithium-ion batteries based on a multi-machine learning fusion[J]. Batteries, 2023, 9(3): 154.

[33] Li Jinglun, Mao Ziheng, Gu Xin, et al. A quantitative fault diagnosis method for lithium-ion battery based on MD-LSTM[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(1): 2266-2276.

[34] Chen B R, Kunz M R, Tanim T R, et al. A machine learning framework for early detection of lithium plating combining multiple physics-based electrochemical signatures[J]. Cell Reports Physical Science, 2021, 2(3): 100352.

[35] Hu Taiping, Huang Haichao, Zhou Guobing, et al. Observation of dendrite formation at Li metal-electrolyte interface by a machine-learning enhanced constant potential framework[J]. Nature Communications, 2025, 16: 7379.

[36] Kim S Y, Kwon S W, Nasir Bashir M, et al. Predicting dendrite growth in lithium metal batteries through iterative neural networks and voltage embedding[J]. NPJ Computational Materials, 2025, 11: 337.

[37] Cai Xue, Zhang Caiping, Chen Jue, et al. Sensorless battery expansion estimation using electromechanical coupled models and machine learning[J]. Journal of Energy Chemistry, 2025, 105: 142-157.

[38] Peng Jichang, Zhao Binting, Meng Jinhao, et al. Boundary evolution constrained Seq2Seq framework for lithium-ion batteries strain state estimation[J]. Journal of Energy Storage, 2026, 146: 120197.

[39] Kumar D, Sharma M K. Early prediction of battery swelling via delta resistance features and optimized machine learning models to avoid thermal runaway[J]. Franklin Open, 2025, 12: 100389.

[40] Hong Jichao, Zhang Huanqin, Xu Xiaoming. Thermal fault prognosis of lithium-ion batteries in real-world electric vehicles using self-attention mechanism networks[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 226: 120304.

[41] Naguib M, Chen Junran, Kollmeyer P, et al. Thermal fault detection of lithium-ion battery packs through an integrated physics and deep neural network based model[J]. Communications Engineering, 2025, 4: 79.

[42] Tian Luyu, Dong Chaoyu, Wang Rui, et al. Anti-interference lithium-ion battery intelligent perception for thermal fault detection and localization[J]. IET Energy Systems Integration, 2024, 6(4): 593-605.

[43] Zhang Jiaqi, Gao Dexin, Cheng Yuanming, et al. A new method for thermal runaway warning of electric vehicle charging[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35: 126217.

[44] Ding Mutao, Guo Shiwei, Shan Zhilin, et al. Thermal runaway multi-data fusion detection of lithium battery based on Transformer neural network[J]. Fire Science and Technology, 2024, 43(7): 937-945. [丁沐涛, 郭世伟, 单志林, 等. 基于 Transformer 神经网络的锂电池热失控多数据融合探测[J]. 消防科学与技术, 2024, 43(7): 937-945.]

[45] Song Yuhang, Lyu Nawei, Shi Shuang, et al. Safety warning for lithium-ion batteries by module-space air-pressure variation under thermal runaway conditions[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 56: 105911.

[46] Lyu Nawei, Jin Yang, Miao Shan, et al. Fault warning and location in battery energy storage systems via venting acoustic signal[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2023, 11(1): 100-108.

[47] Hou Jidong, Zhu Xiayu, Song Yuhang, et al. Fault warning and localization for lithium-ion batteries by laser signals[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 133: 118044.

[48] Guo Xingyu, Song Yuhang, Lyu Nawei, et al. A novel passive wireless safety early warning technique based on transient pressurization relief energy harvesting of battery safety valves[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 129: 117394.

[49] Zhan Yichen, Yan Kehuan, Zheng Xianghan. Integrating transformers into physics-informed neural networks: an approach to lithium-ion battery state-of-health prognostics[J]. International Journal of Electrical Power & Energy

Systems, 2025, 172: 111173.
[50] Wang Fujin, Zhai Zhi, Zhao Zhibin, et al. Physics-informed neural network for lithium-ion battery degradation stable modeling and prognosis[J]. Nature Communications, 2024, 15: 4332.
[51] Deng Weikun, Le Hung, Nguyen K T P, et al. A generic physics-informed machine learning framework for battery remaining useful life prediction using small early-stage lifecycle data[J]. Applied Energy, 2025, 384: 125314.
[52] Yuan Zhuchen, Pan Yue, Wang Huaibin, et al. Fault data generation of lithium ion batteries based on digital twin: a case for internal short circuit[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 64: 107113.
[53] Ji Chunhui, Jin Guang, Zhang Ran. State of charge estimation for lithium-ion batteries based on a digital twin hybrid model[J]. Energy Reports, 2025, 13: 2174-2185.
[54] Reeta, Bala Anju, Singh M. Smart cloud-integrated battery management system for real-time state of charge estimation of lithium-ion battery pack in electric vehicles [J]. Journal of Energy Storage, 2026, 145: 119894.
[55] Yi Yahui, Xia Chengyu, Feng Chao, et al. Digital twin-long short-term memory (LSTM) neural network based real-time temperature prediction and degradation model analysis for lithium-ion battery[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 64: 107203.
[56] Hu Jincheng, Fu Pengyu, Wei Zhongbao, et al. Early prediction of lithium-ion battery degradation with a generative pre-trained transformer[J]. Nature Communications, 2026, 17: 126.
[57] Tuncel S, Cinar H, Gucyetmez M, et al. Large language model-based methodology for data-driven health prediction of Lithium-ion batteries[J]. Energy Reports, 2025, 13: 6425-6434.
[58] Zhang Wenjie, Feng Haohao, Ren Mifeng, et al. LLM-MSIformer: a method for lithium-ion battery state of health estimation based on a large language model and multi-time scale interval transformer[J]. Energy, 2026, 342: 139417.

AI-Driven Lithium-Ion Battery State Estimation and Fault Diagnosis

JIN Yang[1], ZHANG Xiao[1], WANG Lei[2], HE Zhichao[2], LI Xiuyong[1], LIU Haojie[1,2]

(1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Beijing Hyper Strong Science and Technology Co., Ltd., Beijing 100084, China)

Abstract: With the development of large-scale grid energy storage technology, state estimation and fault diagnosis of lithium-ion batteries were regarded as the core to guarantee the safe and efficient operation of energy storage systems. To address the prominent bottlenecks of traditional modeling methods, such as significant difficulties in parameter identification and weak cross-condition generalization ability under complex electrochemical aging mechanisms and dynamic operating conditions, taking the evolution of AI algorithms as the main thread, the application progress of AI in the estimation of state of charge (SOC), state of health (SOH) and remaining useful life (RUL) of lithium-ion batteries was systematically reviewed. The performance differences and limitations of various methods were critically analyzed. Furthermore, the application potential of AI in the diagnosis, identification and early warning of typical faults such as internal short circuit, lithium dendrite growth and thermal runaway was analyzed. Finally, the core challenges confronted by current methods in interpretability, few-shot adaptability, cross-condition generalization and computational power constraints were systematically summarized, and the development trends of emerging technologies including physics-informed neural network (PINN), transfer learning, digital twin and large language model (LLM) were discussed pertinently, thereby providing a theoretical reference for the research and development of algorithms for the next-generation highly reliable and strongly generalizable battery management systems.

Keywords: lithium-ion battery; state estimation; fault diagnosis; thermal runaway warning; artificial intelligence