

基于时空卷积神经网络的锂电池 内部老化状态估计

严伟,孟建宏,王浩冲,王唯

(国网北京市电力公司,北京 100031)

摘要:低温环境下,锂离子电池的电化学反应动力学受阻,导致容量衰减加快和内阻增大,严重影响其寿命与安全性。为实现内部老化无损估计,提出一种基于时空卷积神经网络(ST-CNN)的电池内部老化状态估计方法。首先,原位分析法对电池容量增量曲线(IC)和微分电压曲线(DV)进行分析,计算活性物质损失(LAM)、锂损失(LLI)和电导率损失(LC)这3种老化模式的量化参数;其次,通过材料形貌变化与电化学阻抗谱(EIS)特征提取,构建内部老化的量化表征体系;然后,将时序与空间特征联合建模,设计基于ST-CNN的内部老化状态估计框架,实现对电池内部复杂衰退机理的精准映射;最后,利用低温工况实验数据对所提模型进行验证。实验结果表明,该方法能够在多种低温工况下实现高精度的老化状态估计:MAE不高于1.3%,RMSE不高于6.1%, R^2 不低于0.99。研究成果为电池管理系统寿命预测与安全管理提供了新思路。

关键词:锂离子电池;低温工况;衰退机理;内部老化估计;时空卷积神经网络

中图分类号:TM28 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd27049

Internal Aging Estimation for Lithium-ion Battery Based on Spatio-temporal Convolutional Neural Networks

YAN Wei, MENG Jianhong, WANG Haochong, WANG Wei

(State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100031, China)

Abstract: In low-temperature environments, the electrochemical reaction kinetics of lithium-ion batteries become hindered, leading to accelerated capacity decay and increased internal resistance, which severely impacts their lifespan and safety. To achieve non-destructive estimation of internal aging, a battery internal aging state estimation method based on a spatio-temporal convolutional neural network (ST-CNN) was proposed. Firstly, in-situ analysis techniques examined the battery's incremental capacity (IC) and differential voltage (DV) curves to calculate quantitative parameters for three aging modes: loss of active material (LAM), loss of lithium inventory (LLI), and loss of conductivity (LC). Secondly, a quantitative characterization system for internal aging was established by extracting features from material morphology changes and electrochemical impedance spectroscopy (EIS). Thirdly, a temporal-spatial feature modeling framework based on ST-CNN was designed to accurately map complex internal degradation mechanisms. Finally, the proposed model was validated using experimental data from low-temperature conditions. Experimental results demonstrate that this method achieves high-precision aging state estimation across multiple low-temperature conditions: $MAE \leq 1.3\%$, $RMSE \leq 6.1\%$, and $R^2 \geq 0.99$. These findings offer novel insights for battery management system lifespan prediction and safety management.

Key words: lithium-ion battery; low-temperature conditions; degradation mechanism; internal aging estimation; spatio-temporal convolutional neural network (ST-CNN)

锂离子电池因其高能量密度、长循环寿命和无记忆效应,被广泛应用于电动汽车、储能系统以及消费电子等领域^[1-4]。然而,我国北方地区冬

天气普遍低于 $-10\text{ }^\circ\text{C}$,在低温环境下,锂离子电池的电化学反应动力学显著减缓,离子扩散速率降低,导致容量快速衰减、内阻增加和功率性能

基金项目:国网北京市电力公司科技项目(B70205240002)

作者简介:严伟(1987—),男,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向为电力系统及其自动化,Email:18210552210@139.com

下降^[5]。不仅缩短电池寿命,还会诱发锂枝晶沉积等安全隐患,严重制约了其在寒冷地区推广和应用。

在电池管理系统中,准确估计电池健康状态(state of health, SOH)和内部老化程度,对提升电池寿命预测精度和保障运行安全至关重要^[6]。然而,电池内部老化机理复杂,涉及多因素、多尺度和多模式耦合动态过程,难以直接测量内部退化特征^[7]。因此,高效、无损且精确的内部老化状态估计,成为当前电化学与人工智能交叉领域的研究热点。

目前,在老化机理和电池状态估计方面,众多学者已开展大量研究工作。在老化机理方面,现有研究普遍认为电池性能衰退的典型老化机理之一是负极析锂,该过程伴随枝晶生长和固液相界面副反应的发生,不仅加剧容量衰减,还显著增加安全风险的隐蔽性与突发性^[8]。电化学阻抗被认为是评估内部老化状态的重要指标,文献[9]研究表明不同频段的阻抗特性与老化机制具有相关性,通过分析特殊频段的演化规律,可以提炼出表征电池衰退特征的参数,从而提升健康状态估算的准确性。为避免破坏性测试,容量增量分析、微分电压分析等无损诊断方法被广泛应用于揭示微观结构演化与老化机理间关系^[10-11]。除上述老化表征方法,文献[12]指出,锂金属电池老化核心在于不稳定的固体电解质界面膜(solid electrolyte interfacial layer, SEI)与锂枝晶生长,SEI破裂会加剧活性锂和电解液消耗,锂枝晶及金属锂形成导致容量损失与效率下降;文献[13]通过“热漂移”实验发现,锰酸锂电池热老化具路径依赖性,60℃高温引发正极锰溶解与活性材料损失致不可逆衰退,低温下加剧负极析锂使SEI增厚造成微量衰退;文献[14]表明SEI膜结构演变与电池老化密切相关,温度、电解液组分及正极过渡金属耦合影响SEI稳定性,导致老化程度差异;文献[15]的研究表明,机械应力导致的集流体塑性变形与应力集中,可能间接加剧电极界面副反应,加剧电池老化。其他研究学者从老化路径角度出发,考察高温搁置等工况对电池安全性影响,初步建立老化过程与负极析锂的作用规律模型,为电池特征参数选取奠定了基础^[16]。

在电池状态估计方法方面,模型驱动方法主要基于等效电路模型和电化学模型,通过参数辨识实现健康状态的估计。然而,由于低温环境下

电池非线性衰退特性显著,这类方法往往难以准确捕捉复杂的老化规律^[17]。近年来,基于数据驱动方法,已有研究学者尝试从电池运行曲线中获取反映老化规律的参数。文献[18]提出以等压放电时间作为输入特征,但放电过程受到多种因素影响,适应性不足。文献[19]从充电电流曲线中提取5个特征用于状态估计,增量容量分析(incremental capacity analysis, ICA)方法能够将恒压充电电压曲线中的平台区转换为增量容量曲线,从而刻画退化趋势^[20]。文献[21]进一步发现,IC曲线半峰面积与电池寿命衰减具有映射关系。然而,这些方法大多集中于电压、电流及IC曲线等单一特征,尚未考虑多特征与电池老化过程的耦合性。文献[22]通过温度补偿双向长短期记忆神经网络,强化长时序特征提取能力与变温环境适应性,有效减小传统模型在复杂工况下的估计偏差;文献[23]基于多任务学习设计交叉stitch网络,实现荷电状态(state of charge, SOC)与SOH估计的最优信息共享,通过多尺度采样平衡实时性与计算效率,提升模型在实际应用中的泛化能力;文献[24]以Seq2Seq模型替代传统长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM),结合一维卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)获取局部特征,采用差热伏安法获取SOH特征,解决长序列数据处理中并行能力弱、误差累积的问题;文献[25]引入光纤布拉格光栅传感器获取多点应变与温度信号,构建卷积神经网络-高斯过程回归(convolutional neural network-gaussian process regression, CNN-GPR)混合框架,弥补传统电参数信息不足的缺陷,增强估计结果的可靠性与鲁棒性;文献[26]提出变学习率BP神经网络与自适应渐消扩展 H_∞ 滤波的混合方法,优化特征与模型自适应性,弱化陈旧量测数据干扰,提升复杂工况下的估计鲁棒性。

综上,为解决上述问题,本文提出了基于时空卷积神经网络(spatio-temporal convolutional neural network, ST-CNN)的锂电池内部老化估计模型,其主要贡献包括:

- 1)从活性物质损失、锂损失和电导率损失3种老化模式、材料形貌变化、电化学阻抗谱等提取健康因子,构建内部老化的量化表征体系;

- 2)将时序与空间特征联合建模,设计基于ST-CNN的内部老化状态估计框架,实现对电池内部复杂衰退机理的精准映射。

1 锂电池内部老化健康因子提取

1.1 锂电池内部老化机理

低温下锂离子电池性能衰退的主要原因是电池负极析锂,在不同温度下的内部机理如表1所示^[12-16]。

表1 电池性能随温度变化情况

电池温度	引起现象	内部机理	结果
	热滥用	内部短路	热失控、热扩散
温度升高 (>40℃)	电解质分解 在低速率下连续的 副反应 可嵌入锂离子减少	活性物质不可逆转 SEI膜变厚、阻抗增加	容量衰减 能量衰减
	粘结剂分解	机械稳定性降低	容量衰减
温度<15℃, 随着温度降低	锂镀、副反应加剧 阴极电解质分解 锂枝晶	活性锂的不可逆损失 SEI膜的持续增厚 电解质损失 锂枝晶的不可逆生长	容量衰减 能量衰减 内短路、热失控

锂离子电池在长期循环使用中,不可避免地会出现老化现象,外在表现为容量衰减和内阻升高^[22]。这些宏观变化背后的微观机制十分复杂,将电池老化总体分类为3种类型。

第1种为正负极活性材料的腐蚀溶解、结构变化和颗粒破坏等。这种衰退机制主要源于电极材料与电解质之间的不可逆反应,以及电化学反应过程中的结构演变;第2种是固体电解质层和负极电解质层的增厚,以及负极表面的析锂现象。该过程会造成可用锂离子的持续减少,阻碍锂离子的传输,降低电池的功率性能;第3种是电极内粘结剂的分解和集流体的腐蚀,与电化学反应过程中的副反应有关,导致电池内阻的持续升高,使得电池在高倍率条件下的性能下降^[27]。

1.2 内部老化估计健康因子提取

为实现电池内部老化状态的有效估计,本文选取了电池运行过程中能够表征衰退机理与健康状态的多维特征因子,主要包括电压特征、衰退模式特征、健康状态、形貌参数及电化学阻抗相关特征。

1)端电压。端电压是电池最基本的运行参数,能够直接反映SOC与内部阻抗变化。因此,端电压曲线特征常作为老化状态的重要输入量,具有便于采集的优点^[21]。

2)SOH。SOH用于表征电池性能相对新电池的退化程度,通常定义为^[2]

$$SOH = \frac{Q_{now}}{Q_{rated}} \times 100\% \quad (1)$$

式中: Q_{now} 为当前容量; Q_{rated} 为额定容量。

3)衰退模式(degradation modes, DM)。电池性能衰退量化参数 G_{IC-DV} 主要为:①活性物质损失(loss of active material, LAM):导致容量下降,表现为可逆锂存储能力减弱;②锂损失(loss of lithium inventory, LLI):引起电池容量快速衰退和循环寿命缩短;③电导率损失(loss of conductivity, LC):造成电池内阻升高,极化加剧。具体计算如下式所示:

$$LC_{SOH}(\%) = \frac{\max(pOCV_0) - \max(pOCV_{SOH})}{\max(pOCV)_1} \quad (2)$$

$$LLI_{SOH}(\%) = \frac{|\max(Q_0) - \max(Q_{SOH})|}{|\max(Q_0)|} \quad (3)$$

$$LAM_{SOH}(\%) = \frac{|\max(\frac{\Delta Q}{\Delta pOCV_0}) - \max(\frac{\Delta Q}{\Delta pOCV_{SOH}})|}{|\max(\frac{\Delta Q}{\Delta pOCV_0})|} \quad (4)$$

锂电池衰退模式及老化机理如表2所示^[21]。

表2 锂电池衰退模式

衰退模式	IC—DV曲线量化	对应电化学反应 阻抗变化	潜在的老化机理
LC	IC曲线向低电压运动 DV曲线不变	R_{ohm} 的增长	电池集流体腐蚀 粘结剂分解 电解质分解
LLI	IC曲线峰高的降低 DV曲线向更低容量的移动	R_{SEI} 和 R_{ct} 的增长	电解质氧化 析锂 锂晶粒的形成
LAM	IC曲线峰值降低 DV曲线下谷深度降低	R_w 的增长	电极分解 电解质氧化 活性颗粒中的 夹层梯度应变 活性材料晶体 结构紊乱 过渡金属溶解

4)电化学阻抗谱(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)原理如图1所示。

R_{ohm} :欧姆电阻,欧姆阻抗大小定义为EIS曲线与实部轴相交的第一个点的值。欧姆电阻由电极材料、电解液、隔膜电阻和各部分零件接触电阻组成。

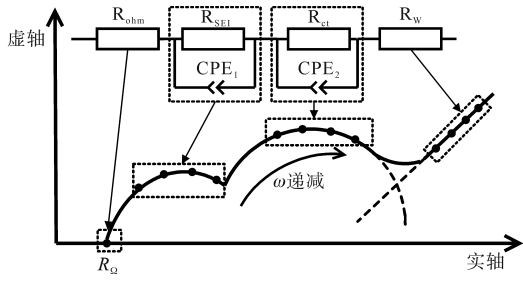


图1 电化学阻抗谱原理示意图

Fig.1 Schematic diagram of electrochemical impedance spectroscopy

R_{SEI}, CPE_1 : 固体电解质层阻抗, 阻抗大小为高频区域的半圆直径长度, 反映了锂离子通过电池负极材料表面SEI膜的难易程度。为了模拟半圆形状, 常使用相位角元件CPE代表的非线性电容器并联在电阻两端。

R_{ct}, CPE_2 : 电荷转移阻抗, 阻抗大小为中频区域的半圆直径长度, 反映了锂离子在电解质中运动的难易程度。

R_w : 电池扩散阻抗, 也叫瓦尔堡阻抗, 是EIS曲线中低频的一条直线, 用来描述充放电过程锂离子在电极材料中扩散的难易程度。当锂离子颗粒内浓度水平不同时, 就会引起扩散。这会导致锂离子颗粒内部以及不同锂离子颗粒之间的结构转变^[17]。

5) 几何形貌特征。随着老化, 电极表面的阴极和阳极高度都明显下降。阳极的下降速度明显快于阴极, 低温在一定程度上加速了阴极和阳极表面高度的下降^[27], 因此将形貌作为内部老化量化映射参数。 S_z 表示表面最大的10点平均高度^[9, 23, 28], 如下式所示:

$$S_z = \frac{1}{5} \left[\sum_{i=1}^5 Z(x, y)_{hi} + \sum_{j=1}^5 Z(x, y)_{lj} \right] \quad (5)$$

表面算术平均偏差 S_a 和表面均方根偏差 S_q 基本符合统计规律 $S_a=S_q/0.8$ 。随着电池老化, 两者均出现了下降, 表明电极表面粗糙度降低。比较阳极和阴极数据发现, 在低温条件下, 阳极比阴极衰减得更快。 S_a 和 S_q 的表达式如下:

$$S_a = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |Z(x, y)| \quad (6)$$

$$S_q = \sqrt{\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n Z(x, y)^2} \quad (7)$$

表面最大峰高 S_p 和表面最大谷深 S_v 表示电极表面最高点和最低点的变化。这两个趋势相似, 表明表面形态高度随循环老化而降低。 S_p 和 S_v 的表达式如下:

$$S_p = \max Z(x, y) \quad (8)$$

$$S_v = |\min Z(x, y)| \quad (9)$$

表面高度分布的偏斜度 S_{sk} 的值代表粗糙表面高度分布的不对称性, 正值和负值代表电极固体材料的分布。随着电池老化, 阴极的高度分布变化并不一致。相反的是, 阳极从小于0缓慢增加到大于0, 这表明阳极表面的固体材料逐渐覆盖了原始表面, 并且低温下这种变化明显加快。 S_{sk} 的表达式如下:

$$S_{sk} = \frac{1}{S_q^3} \left[\frac{1}{A} \iint_A Z(x, y)^3 dx dy \right] \quad (10)$$

表面高度分布的峭度 S_{ku} 可以述表面高度分布的陡峭程度, 比如 $S_{ku} > 3$, 认为表面的高度分布是陡峭的。比较老化过程中的阳极和阴极数据, 两者均会随着老化而下降, 但均大于3。阳极的峭度减小程度明显大于阴极, 并且低温还加剧了阳极陡度的下降, 这说明在低温环境下, 由于固体活性物质的覆盖, 阳极表面比阴极表面更平整。 S_{ku} 的表达式如下:

$$S_{ku} = \frac{1}{S_q^4} \left[\frac{1}{A} \iint_A Z(x, y)^4 dx dy \right] \quad (11)$$

α_s 可以表述电极的比表面积。观察曲线, 随着电池老化, 阴极和阳极的面积都会减小, 这意味着电极表面更加光滑。 α_s 的表达式如下:

$$\alpha_s = \frac{4\pi r^2}{4\pi r^3} = \frac{3\varepsilon_s}{r} \quad (12)$$

式中: ε_s 为多孔电极中固相材料的体积分数; r 为材料半径。

D 是电极表面的分形维度。观察到的阴极和阳极的趋势都是随着老化而减小, 这表明电极表面起伏减小, 自相似结构减弱。低温条件下, 阳极的分形维度下降更为明显。 D 的表达式如下:

$$D = -\lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\log(M)}{\log(\tau)} \quad (13)$$

式中: M 为计算方法的测度; τ 为对应的尺度。

为了更好地定量描述电极正负极形态的变化, 提出使用有效表面积 G_{sa} (geometric surface area)来描述电极粗糙度的变化: 反映电极材料比表面积, 老化过程中由于副产物沉积, 活性表面积逐渐减少:

$$G_{sa} = \frac{A_{active}}{A_{total}} \quad (14)$$

与新电池孔隙进行比较, 发现电池循环老化

均会造成正负极表面孔隙的减少,为了验证这种面积变化可以用于反映电池的老化状态,提出利用特征位置参数 G_{pos} (geometric position) 来计算电池孔隙的变化:

$$G_{pos} = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})^2 + \sum_i (y_i - \bar{y})^2}{N} \quad (15)$$

式中: (x_i, y_i) 为颗粒坐标; (\bar{x}, \bar{y}) 为整体质心位置; N 为颗粒数。

2 基于ST-CNN的内部老化估计模型

针对电池参数监测中“时序动态性”与“空间关联性”的双重数据特征,本文利用ST-CNN,通过时序特征建模、空间特征建模及优化的卷积层结构,实现对电池多维度参数的精准学习与预测。

2.1 时序特征建模

ST-CNN通过时间卷积模块实现时序特征的全面建模:

1) 多尺度卷积核并行提取:设计卷积核大小分别为 3, 5, 7, 9 的 4 组 1D 时间卷积分支(记为 Conv1D-T3/5/7/9), 每组分支输出 64 个特征通道。

2) 特征拼接与维度统一:将 4 组卷积分支的输出(各 64 通道)沿特征维度拼接,得到 256 通道的时序特征图,为后续空间特征建模提供时序基础。

3) 动态归一化与激活:每组时间卷积后依次接入 BatchNorm 层与 GELU 激活函数。Batch-Norm 通过对特征分布进行标准化,缓解时序特征分布漂移问题,提升网络训练稳定性;GELU 激活函数保留时序特征中的细粒度动态信息。

2.2 空间特征建模

通过空间卷积模块实现空间特征的全面建模:

1) 分层空间卷积的特征降维与提取:基于时间卷积输出的 256 通道时序特征图,设计 3 层 2D 空间卷积(Conv2D-S1~S3),按“256→128→128→64”的通道数逐步降维。

2) 残差连接的空间特征保留:在空间卷积层间(第 1 层与第 3 层卷积输出间)添加残差连接,通过“特征直接跳转”缓解深层卷积导致的梯度消失问题,确保浅层空间特征(如基础参数分布)不被深层计算覆盖,维持空间特征的完整性。

2.3 内部老化估计模型

基于 ST-CNN 构建内部老化估计模型,具体设计如下,构建如图 2 所示基于 ST-CNN 的低温工

况下锂电池内部老化估计模型。

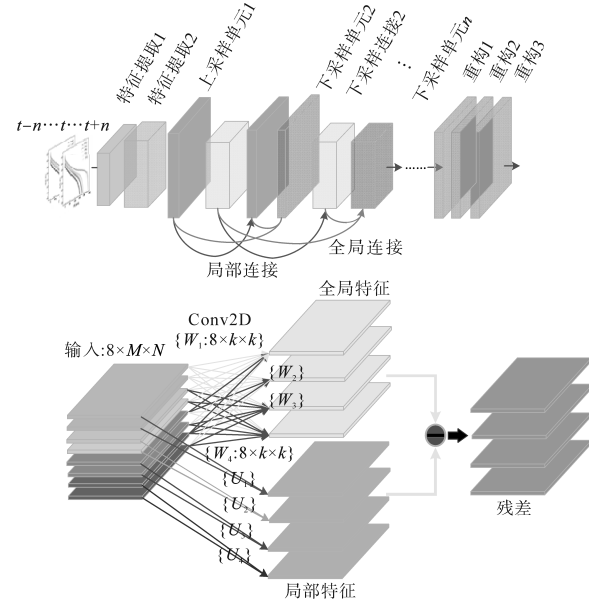


图2 基于ST-CNN的内部老化估计模型结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of the ST-CNN-based internal aging estimation model structure

1) 输入层与隐藏层的动态适配:输入层维度根据电池参数数量动态调整(如监测 5 类参数时输入维度为 5),输出维度与参数数量保持一致;隐藏层设计 5 个全连接层(hidden_dim1~hidden_dim5),维度通过“输入维度×缩放系数(0.5~2.0)”动态计算,确保隐藏层与输入特征的维度匹配,避免特征维度突变导致的信息丢失。隐藏层每层均接入 LayerNorm 归一化,通过对全连接层输出的特征进行层内标准化,提升隐藏层对电池参数非线性特征的拟合能力。

2) 时空卷积连接:时间卷积输出的 256 通道特征图通过将时序维度与参数维度转换为空间维度适配空间卷积输入格式,实现“时序特征→空间特征”的无缝过渡。

3) 损失函数设计:考虑到电池参数预测属于连续值回归任务,且需重点关注异常参数的预测精度,本文采用均方误差(MSE)与平均绝对误差(MAE)加权融合的损失函数,表达式如下式所示:

$$L = a \cdot \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^{\omega} (y_i - y'_i)^2 + (1 - a) \cdot \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^{\omega} |y_i - y'_i| \quad (16)$$

式中: ω 为样本数量; y_i 为电池参数的真实值; y'_i 为网络预测值; a 为加权系数,取值 0.6。

MSE 通过平方惩罚强化对大误差样本的约束,提升预测精度;MAE 降低极端异常值的影响,增强损失函数鲁棒性。

3 实验设计

3.1 实验系统搭建

为采集数据和特征分析,以及验证所提在线估计模型的有效性,本文搭建多工况下电池性能测试系统,如图3所示。

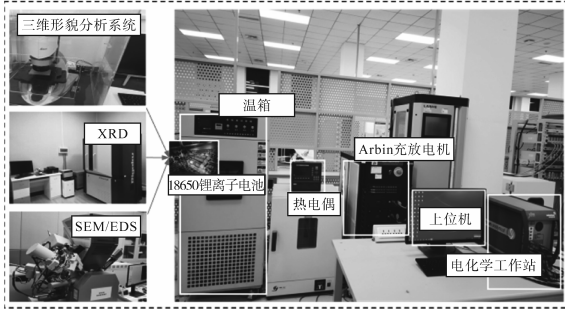


图3 多工况下电池老化测试平台

Fig.3 Experimental system of battery degradation testing under multi conditions

实验平台包括上位机、锂离子电池(LR18650SZ)、温箱、温度记录仪、充放电实验设备、电化学工作站、非接触式三维形貌分析系统、X射线衍射仪和扫描电子显微镜。实验采用动态工况对电池进行老化实验,电池参数如表3所示,利用温箱提供低温环境,充放电仪采集电池电流、电压信号,老化结束后对电池电极材料进行异位分析。

表3 锂离子电池基本参数

Tab.3 Parameters of lithium-ion battery

技术指标	相关参数
额定容量	2.5 Ah
最低容量	2.4 Ah
初始内阻	25 mΩ
充电截止电压	4.2±0.05 V
放电截止电压	2.75 V
电池半径	9 mm
电池高度	65 mm
钢壳厚度	0.25 mm
循环寿命	500次循环≥80%首次放电容量 (25℃,4.2V/1.2A充电,3.0V/2.4A放电)
重量	48 g
电池高度	65 mm
工作温度	充电 0~45℃、放电 -20~60℃
电流最大充放电倍率	充电 1.0C、放电 3.0C

3.2 实验方案

低温下电池老化流程如图4所示,电池激活后,对新电池进行EIS和温升测试,后续开展基于DST工况的动态老化实验。电池老化中施加电流

工况参考《USABC 电池测试手册》中提到的动态应力测试电流工况。

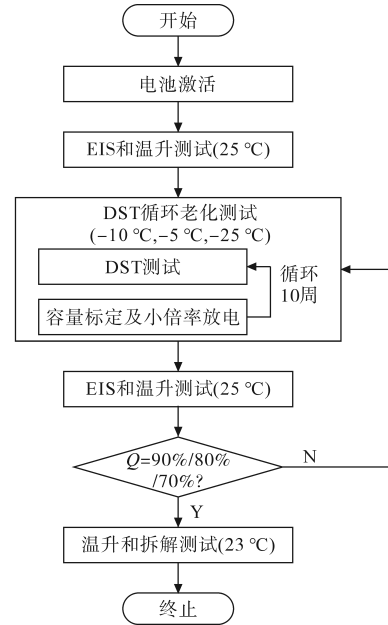


图4 电池老化测试流程图

Fig.4 Flow chart of battery aging test

4 结果与分析

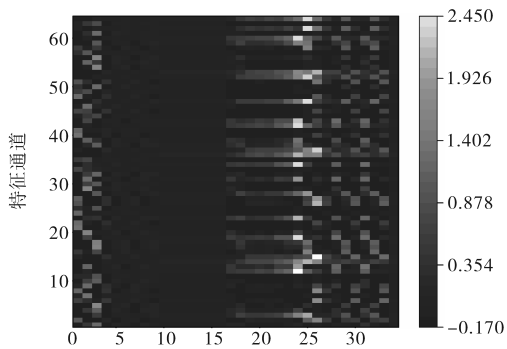
从端电压、SOC、活性物质损失、锂损失和电导率损失等中提取健康因子,将老化状态量化映射为EIS和形貌参数,基于ST-CNN的估计模型,实现内部老化状态估计,估计结果如图5所示(仅展示-5℃的结果),模型对25℃,-5℃和-10℃整体估计性能如表4所示。

如图5所示,时间卷积的小尺寸卷积核(3,5)聚焦电池参数的短期动态特征(如充放电切换时的电压突变),大尺寸卷积核(7,9)捕捉长期时序趋势(如循环过程中的容量衰减规律),通过并行计算覆盖不同时间粒度的特征信息,避免单一尺度下的时序特征遗漏。时间卷积各通道的平均激活值代表了模型在不同时间尺度上对输入特征的响应强度:每个通道对应一个特定的时间卷积核(3,5,7,9),不同大小的卷积核能够捕获不同时间跨度的模式,高激活值表示该时间尺度的特征对当前任务更重要。

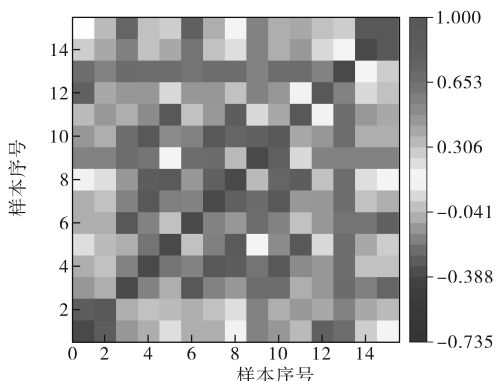
如图6所示,空间卷积的第1层卷积(256→128通道)通过3×3卷积核初步捕捉全局空间关联,过滤参数间的冗余噪声;第2层卷积(128→128通道)采用相同通道数设计,强化关键空间特征(如异常单体与正常单体的参数差异)的表征能力;第3层卷积(128→64通道)进一步压缩特

征维度。每层空间卷积后同样接入BatchNorm与GELU,确保空间特征在降维过程中不丢失有效信息,且维持训练过程的数值稳定性。通过平均激活值可以识别出最重要的空间特征通道,有助

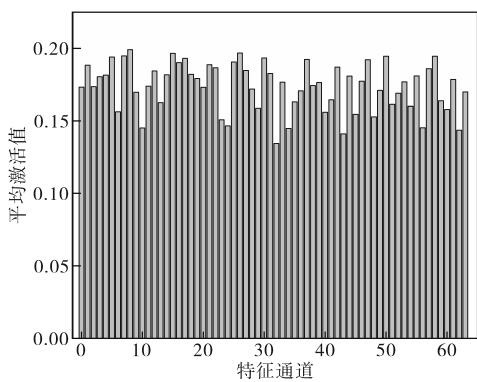
于理解哪些空间特征对估计任务最为关键。基于通道平均激活强度进行排序,空间特征通道排名反映了不同空间特征的重要性排序,排名越靠前,表示该通道提取的特征对估计任务越重要。



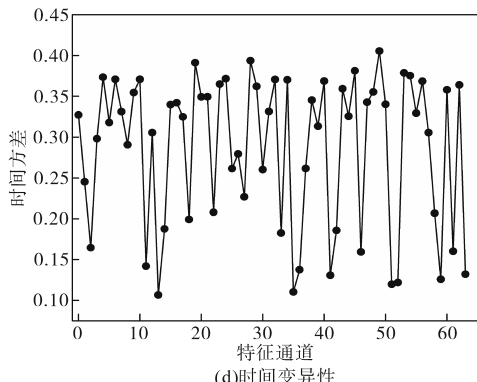
(a)时间特征热图



(b)时间特征相似矩阵



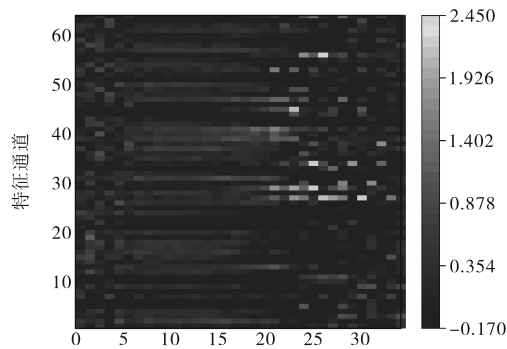
(c)通道平均激活强度



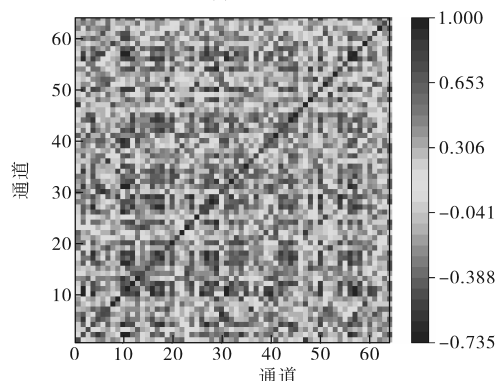
(d)时间变异性

图5 时间卷积特征提取情况

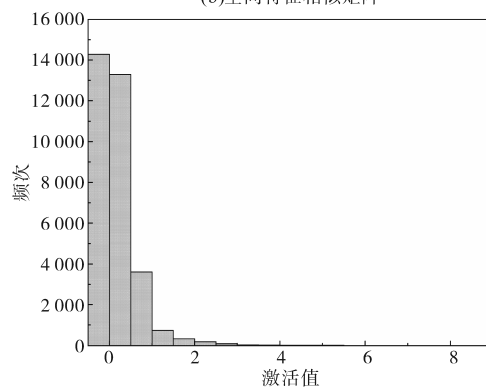
Fig.5 Temporal convolution feature extraction



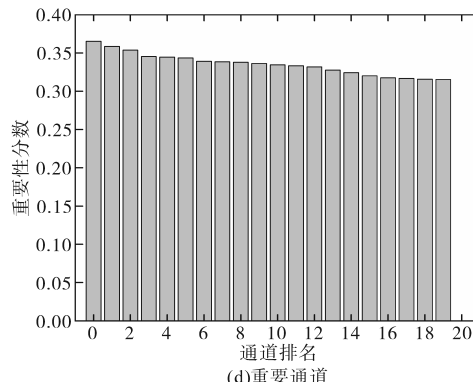
(a)空间特征热图



(b)空间特征相似矩阵



(c)空间特征激活分布



(d)重要通道

图6 空间卷积特征提取情况

Fig.6 Spatio convolution feature extraction

表4 各估计方法性能对比情况

Tab.4 Comparison of various estimation methods

性能指标	MAE			MSE			RMSE			R ²		
	30%	50%	70%	30%	50%	70%	30%	50%	70%	30%	50%	70%
对比本文所提	128.969 2	104.034 6	43.365 2	1.655 0	1.696 4	1.240 0	11.356 5	10.199 7	6.585 2	0.997 8	0.998 2	0.999 2
S-CNN	96.844 6	159.528 1	57.935 6	1.427 7	1.967 2	1.305 3	9.841 0	12.630 4	7.611 5	0.998 4	0.997 3	0.999 0
T-CNN	279.941 1	132.518 2	31.789 5	1.774 6	1.938 0	1.008 8	16.731 4	11.511 7	5.638 2	0.995 2	0.997 7	0.999 5
LSTM	904.904 2	137.580 0	90.030 1	4.307 2	1.845 5	1.376 7	30.081 6	11.729 4	9.488 4	0.984 6	0.997 6	0.998 4

训练过程如图7所示。部分估计结果如图8所示。

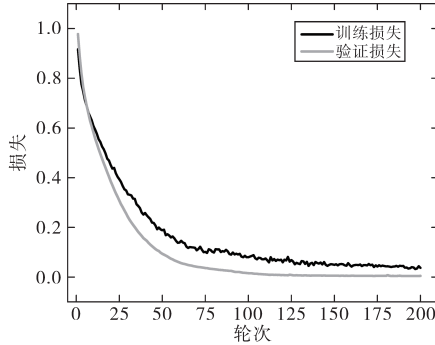
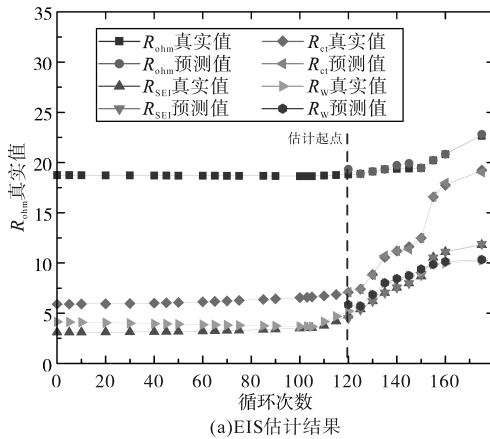
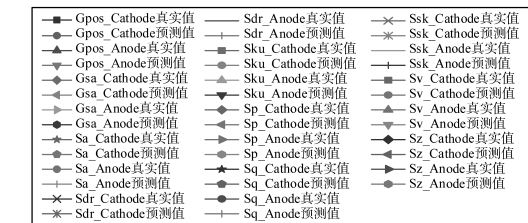


图7 模型训练过程

Fig.7 Training process of the proposed model



(a)EIS估计结果



(b)形貌参数估计结果

图8 部分估计结果

Fig.8 Part of estimation result

由图8可以看出30%比例训练样本较少,模型学习到的特征模式更通用但可能不够精细;50%比例训练样本增加,模型可能过拟合到特定模式;70%比例充足的训练数据使模型能够学习到更鲁棒的特征。不同数据量下,模型的收敛状态和学习到的特征表示不同,训练数据量影响模型对复杂模式的捕获能力。但是,中等数据比例(50%)可能导致模型在训练集上过拟合,影响特征表示的泛化能力,初步认为这是50%训练比例出现性能下降的原因。

5 结论

为实现低温工况下锂电池内部老化无损估计,本文计算3种老化模式量化参数,将老化状态量化映射为EIS和形貌参数,结合端电压和SOC,基于ST-CNN估计模型实现内部老化状态估计,得到如下结论:

- 1)可以从端电压、SOC、活性物质损失、锂损失和电导率损失等中提取健康因子,将老化状态映射为EIS和形貌参数,实现内部老化状态估计;
- 2)将时序与空间特征联合建模,设计基于ST-CNN的内部老化状态估计框架,实现对低温工况下电池内部复杂衰退机理的精准映射,估计性能: $MAE \leq 1.3\%$, $RMSE \leq 6.1\%$, $R^2 \geq 0.99$ 。

本文重点关注内部老化量化表征和老化估计健康因子提取,但老化估计模型的性能有待进一步提升。

参考文献

[1] WANG Y, SHANG Y, MAO L, et al. A compound self-heater for lithium-ion batteries at low temperature based on electromagnetic induction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(6): 5982-5992.

[2] 熊庆, 邸振国, 汲胜昌. 锂离子电池健康状态估计及寿命预测研究进展综述[J]. 高电压技术, 2024, 50(3): 1182-1195.

XIONG Qing, DI Zhenguo, JI Shengchang. Review on health state estimation and life prediction of lithium-ion batteries[J].

- High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1182-1195.
- [3] 陈宏宇,陶志军,朱永利,等. 退役动力锂离子电池健康状态及剩余使用寿命预测技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(7): 174-187.
CHEN Hongyu, TAO Zhijun, ZHU Yongli, et al. Research on health status and remaining useful life prediction technology for retired lithium-ion power batteries[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(7): 174-187.
- [4] ZHANG C, HUO S, SU B, et al. Challenges of film-forming additives in low-temperature lithium-ion batteries: a review[J]. Journal of Power Sources, 2024, 606: 234559.
- [5] KUMAR K, RITHVIK G, MITTAL G, et al. Impact of fast charging and low-temperature cycling on lithium-ion battery health: a comparative analysis[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 94: 112580.
- [6] 尹杰,刘博,孙国兵,等. 基于迁移学习和降噪自编码器-长短时间记忆的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(1): 289-302.
YIN Jie, LIU Bo, SUN Guobing, et al. Transfer learning denoising autoencoder-long short term memory for remaining useful life prediction of Li-ion batterie[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 289-302.
- [7] 王义军,左雪. 锂离子电池荷电状态估算方法及其应用场景综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(14): 193-207.
WANG Yijun, ZUO Xue. Review on estimation methods for state of charge of lithium-ion battery and their application scenarios[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(14): 193-207.
- [8] 李瑶,薛天杨,谢正娇,等. 锂电池低温电解液优化策略:挑战、进展与多维度协同设计[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(10): 3715-3729.
LI Yao, XUE Tianyang, XIE Zhengjiao, et al. Low-temperature electrolyte optimization for lithium batteries: challenges, advances, and multidimensional collaborative design[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(10): 3715-3729.
- [9] LI W, LI X, JIAO Z, et al. Electrochemical 3-D morphology based degradation quantification framework for lithium-ion battery under low temperature[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 87: 111437.
- [10] 吴立峰,刘昊,林仲钦,等. 低温环境下锂离子电池荷电状态与超声投射飞行时间的关系研究[J]. 电工技术学报, 2022, 37(21): 5617-5626.
WU Lifeng, LIU Hao, LIN Zhongqin, et al. Relationship between state of charge of lithium-ion battery and ultrasonic transmission flight time at low temperature[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(21): 5617-5626.
- [11] 李相俊,马锐. 考虑电池组健康状态的储能系统能量管理方法[J]. 电网技术, 2020, 44(11): 4210-4217.
LI Xiangjun, MA Rui. Energy management method of energy storage system considering the SOH of battery pack[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4210-4217.
- [12] 李宛峡,李新鹏,陈亚威,等. 锂金属负极固体电解质界面膜的理解与改性策略[J]. 科学通报, 2024, 69(10): 1298-1314.
LI Wanxia, LI Xinpeng, CHEN Yawei, et al. Understanding and modifying strategies for lithium metal anode solid electrolyte interphase[J]. Chinese Science Bulletin, 2024, 69(10): 1298-1314.
- [13] 马泽宇,姜久春,张维戈,等. 锂离子动力电池热老化的路径依赖性研究[J]. 电工技术学报, 2014, 29(5): 221-227.
MA Zeyu, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, et al. Research on path dependence of large format LiMn₂₀4 battery degradation in thermal aging[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(5): 221-227.
- [14] 梁宏成,赵冬妮,权银,等. SEI膜形貌与结构对锂离子电池性能的影响[J]. 化工进展, 2024, 43(9): 5049-5062.
LIANG Hongcheng, ZHAO Dongni, QUAN Yin, et al. Influence of SEI film morphology and structure on the performance of lithium-ion batteries[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2024, 43(9): 5049-5062.
- [15] 谢欣兵,杨凯悦,杜晓钟. 锂电池极片辊压过程力学行为与结构[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(5): 1699-1706.
XIE Xinbing, YANG Kaiyue, DU Xiaozhong. Mechanical behavior and structure of lithium-ion battery electrode calendaring process[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(5): 1699-1706.
- [16] 孔祥博,彭丽莎,蒋超凡,等. 锂电池无损检测技术研究进展与比较分析[J/OL]. 电工技术学报: (2025-11-04)[2025-11-12]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.250943>.
KONG Xiangbo, PENG Lisha, JIANG Chaofan, et al. Research progress and comparative analysis of non-destructive testing technologies for lithium batteries[J/OL]. Transactions of China Electrotechnical Society: (2025-11-04)[2025-11-12]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.250943>.
- [17] 陈清扬,何映晖,余官定,等. 模型与数据双驱动的锂电池状态精准估计[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(1): 209-217.
CHEN Qingyang, HE Yinghui, YU Guanding, et al. Integrating model-and data-driven methods for accurate state estimation of lithium-ion batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(1): 209-217.
- [18] WANG J, DENG Z, YU T, et al. State of health estimation based on modified gaussian process regression for lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 51: 2352-1538.
- [19] ZHANG C, LUO L, YANG Z, et al. Battery SOH estimation method based on gradual decreasing current, double correlation analysis and GRU[J]. Green Energy and Intelligent Transportation, 2023, 2(5): 100108.
- [20] YANG J, CAI Y, MI C. Lithium-ion battery capacity estimation based on battery surface temperature change under constant current charge scenario[J]. Energy, 2022, 241: 122879.
- [21] 李乐卿,王鹏,孙万洲,等. 基于锂离子电池容量增量曲线半峰面积的容量在线估计方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(17): 5354-5364.
LI Leqing, WANG Peng, SUN Wanzhou, et al. Online capacity estimation method based on half peak area of lithium-ion bat-

- tery capacity increment curve[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(17): 5354-5364.
- [22] XU P, WANG C, YE J, et al. State-of-charge estimation and health prognosis for lithium-ion batteries based on temperature-compensated Bi-LSTM network and integrated attention mechanism[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(6): 5586-5596.
- [23] YAO J, NEUPERT S, KOWAL J. Cross-stitch networks for joint state of charge and state of health online estimation of lithium-ion batteries[J]. Batteries, 2024, 10, 171.
- [24] 张宇, 周天宇, 张永康, 等. 一种改进的CNN-Seq2Seq电池荷电与健康状态联合估计方法[J]. 电源学报, 2026, 24(1): 217-224.
- ZHANG Yu, ZHOU Tianyu, ZHANG Yongkang, et al. Joint estimation of battery SOC and SOH based on CNN-Seq2Seq neural network[J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 217-224.
- [25] LI Y, LI K, LIU X, et al. A hybrid machine learning framework for joint SOC and SOH estimation of lithium-ion batteries assisted with fiber sensor measurements[J]. Applied Energy, 2022, 325: 119787.
- [26] 钱伟, 王亚丰, 王晨, 等. 基于BP神经网络与H ∞ 滤波的锂电池SoH-SoC联合估计研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6): 307-319.
- QIAN Wei, WANG Yafeng, WANG Chen, et al. Joint estimation of SoH-SoC for lithium battery based on BP neural network and H infinity filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6): 307-319.
- [27] ZHU Y, ZHU J, JIANG B, et al. Insights on the degradation mechanism for large format prismatic graphite/LiFePO $_4$ battery cycled under elevated temperature[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 60: 106624.
- [28] LIU Z, SIU W, CHAN Y. Reference based face super-resolution [J]. IEEE Access, 2019, 7: 129112-129126.

收稿日期: 2025-10-20

修改稿日期: 2025-11-25

(上接第57页)

- 述[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(1): 277-297.
- LIU Hui, YU Siqi, SUN Dawei, et al. An overview of control technologies and principles for grid-forming converters[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(1): 277-297.
- [16] 王波, 张占营, 张霄, 等. 直流微电网分布式储能系统精确电流分配策略[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 96-103, 112.
- WANG Bo, ZHANG Zhanying, ZHANG Xiao, et al. Accurate current sharing strategy for distributed energy storage system in DC microgrids[J]. Electric Power, 2022, 55(8): 96-103, 112.
- [17] LI Y, HAN T, ZHOU H, et al. A novel adaptive L-SHADE algorithm and its application in UAV swarm resource configuration problem[J]. Information Sciences, 2022, 606: 350-367.
- [18] 杨丘帆, 黄煜彬, 石梦璇, 等. 基于一致性算法的直流微电网多组光储单元分布式控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(12): 3919-3928.
- YANG Qiufan, HUANG Yubin, SHI Mengxuan, et al. Consensus based distributed control for multiple PV-battery storage units in DC microgrid[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(12): 3919-3928.
- [19] 刘琛, 赵晋斌, 王闪闪, 等. 基于单脉冲注入的直流微电网线路阻抗检测[J]. 电工技术学报, 2018, 33(11): 2584-2591.
- LIU Chen, ZHAO Jinbin, WANG Shanshan, et al. A line impedance identification based on single pulse injection in DC microgrid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(11): 2584-2591.
- [20] 朱相臣, 赵晋斌, 曾国辉, 等. 基于载波频率的纹波分析直流微网阻抗检测及均流控制[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(21): 6894-6903.
- ZHU Xiangchen, ZHAO Jinbin, ZENG Guohui, et al. An enhance droop control method with line impedance detection based on carrier frequency ripple analysis in DC microgrid[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(21): 6894-6903.

收稿日期: 2025-06-17

修改稿日期: 2025-07-29