DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.4.178 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于脉冲电压和 CNN-GRU 的梯次利用锂电池健康状态估计

杨传凯[1]，刘皓璐[1]，杨毅琛[1]，樊 玉[2]，张慧颖[3](中国电源学会学生会员)，
邵建伟[3](中国电源学会高级会员)
(1.国网陕西省电力有限公司电力科学研究院，西安 710100；2.陕西大秦电能集团有限公司，
西安 710004；3.武汉大学电气与自动化学院，武汉 430072)

摘要：针对梯次利用锂电池健康状态 SOH(state-of-health)在线估算困难、估算精度不足的问题，提出 1 种基于脉冲电压与混合神经网络的估算方法，该方法将电池脉冲电压响应曲线提取与电池 SOH 退化相关的端电压斜率和校正标准差作为健康特征，结合卷积神经网络 CNN(convolutional neural networks)与门控循环单元 GRU (gated recurrent unit)，实现高精度和高稳定性的梯次利用锂电池 SOH 在线估算。搭建电池测试系统平台，对所提梯次利用锂电池 SOH 估算策略进行检验。结果表明，所提方法在实时精确估算锂电池 SOH 方面表现出色，平均绝对误差和均方根误差均在 0.01 内，同时具有良好的泛化能力和鲁棒性。

关键词：梯次利用锂电池；健康状态；脉冲电压；卷积神经网络-门控循环单元

Estimation of State-of-health for Cascaded Utilized Lithium Batteries Based on Pulse Voltage and CNN-GRU

YANG Chuankai[1], LIU Haolu[1], YANG Yichen[1], FAN Yu[2], ZHANG Huiying[3], *Student Member, CPSS*, SHAO Jianwei[3], *Senior Member, CPSS*
(1. Electric Power Research Institute, State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd., Xi'an 710100, China; 2. Shaanxi Daqin Electric Energy Group Co., Ltd., Xi'an 710004, China; 3. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Aimed at the difficulties and lack of precision in the online estimation of state-of-health (SOH) for cascaded utilized lithium batteries, an estimation method based on pulse voltage and hybrid neural network is proposed. Based on the battery pulse voltage response curve, this method extracts the slope of terminal voltage and the corrected standard deviation which are related to battery SOH degradation as health features. By integrating convolutional neural networks (CNN) and gated recurrent unit (GRU), the online estimation of SOH for cascaded utilized lithium batteries with high accuracy and high stability is realized. A platform for a battery testing system was established to validate the proposed SOH estimation strategy for cascaded utilized lithium batteries. Results indicate that the proposed method excels in real-time accurate estimation of lithium battery SOH, and both the average absolute error and root mean square error are controlled within 0.01, demonstrating excellent generalization capability and robustness.

Keywords: Cascaded utilized lithium battery; state-of-health (SOH); pulse voltage; convolutional neural networks-gated recurrent unit (CNN-GRU)

收稿日期：2024-01-18；**修回日期**：2024-02-28，2024-03-18，2024-03-25；**录用日期**：2024-04-07；**网络首发日期**：2026-03-25
基金项目：国家重点研发计划资助项目(2017YFB1201003)；国网陕西省电力有限公司科技资助项目(5226KY23000P)
This work is supported by the State Key Research and Development Program under the grant 2017YFB1201003; Science and Technology Program of State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd. under the grant 5226KY23000P

健康状态 SOH(state-of-health)作为电池管理系统 BMS(battery management system)的关键指标，是有效实现充放电策略调整、均衡控制及故障诊断等功能的必要前提[1-3]。近年来，随着对电池服

役年限及退役电池梯次利用等问题的日益关注，电池 SOH 逐渐成为相关领域的研究热点[4]。然而，退役电池 SOH 的相关研究仍不成熟，这使其成为锂电池退役后进入梯次利用阶段的薄弱环节之一[5]。目前 SOH 的估计方法主要分为 3 类：直接测量法、模型驱动方法和数据驱动方法[6-7]。直接测量法用于评估电池 SOH 时直观且清晰，但是该方法过程漫长且无法实时评估[8]。模型驱动方法通过电阻电容等分立元件搭建与电池容量相关的等效电路模型，根据计算获得的电路参数值与 SOH 间的映射反映电池的老化情况[9]。但是，电路元件的值计算可能由于噪声的存在而导致误差增大[10]。数据驱动方法无需考虑电池内部机理，仅通过外部测量数据便可实现电池 SOH 的在线估计[11-12]。文献[13]提出深度卷积神经网络 DCNN(deep convolutional neural networks)，利用充电电压、电流及容量数据估算电池 SOH；文献[14]通过分析温度变化曲线和增量容量曲线提取几何特征，建立了反向传播 BP(back propagation)神经网络实现锂电池 SOH 估算；文献[15]利用电流脉冲的短期特征，通过支持向量机估算 SOH；文献[16]提出 1 种核岭回归 KRR(kernel ridge regression)模型，以捕获充电电压片段与 SOH 间的映射关系；文献[17]利用最小二乘法支持向量机误差补偿模型在线估算出锂电池 SOH。此外，一般当电池 SOH 降至 80%时就会从储能系统中退役，进入梯次利用电池市场；继续衰减至 20%~60%时，将由特定厂家回收处理。因此，梯次利用储能电池的 SOH 状态估计主要在 50%~80%范围内进行。然而，现有研究方法主要针对退役前锂电池的 SOH 进行估计，较少考虑电池退役后进入梯次利用电池市场的价值评估。

为准确在线估算出梯次利用锂电池的 SOH，本文结合数据驱动方法的优势，提出 1 种基于脉冲电压和卷积神经网络-门控循环单元 CNN-GRU (convolutional neural networks-gated recurrent unit)的估算方法。通过搭建电池测试系统平台及与 CNN、GRU 神经网络进行对比，验证了所提方法对于梯次利用锂电池 SOH 的估算效果、模型泛化能力及鲁棒性。

1　电池老化实验

1.1　电池测试平台搭建

为模拟电池由初始状态到退役后进入梯次利用阶段全寿命周期的工作情况，搭建储能电池测试系统 BTS(battery testing system)平台如图 1 所示，主要包括锂电池单体、上位机、电池充放电测试仪、高低温试验箱等。测试系统组成及功能为：①高低温试验箱，采用的是新威 BTS MGDW-150-20 高低温箱，拥有 150 L 内腔，可将电池实验环境温度设置为−25~150 ℃，以避免电池单体在实验过程中受到因环境温度变化造成的干扰；②电池充放电测试仪，采用的是新威 BTSCT-4008T-5V12A-S1 测试仪，1 台测试仪包含 8 个独立的 5 V/12 A 电压电流通道，循环测试范围为 1~65 535 次，并配合使用原厂配置型号为 A211-BTS-4S-1U-ZWJ 的中位机，以获取电池电量实时的输入输出数据，采样频率设置为 10 Hz；③上位机，BTS 上位机通过通道线及数据通信线与电芯检测设备和试验箱实现硬件上互联，实时记录电池循环老化实验数据。

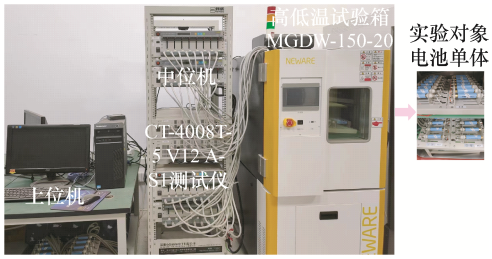


图 1　电池实验平台

Fig. 1 Experimental platform for battery

1.2　老化实验设计

本文以福斯特集团生产的 18650 三元锂 NCM (nickel cobalt manganese)电池及磷酸铁锂 LFP ($LiFePO_4$)电池单体作为实验对象，进行了静态容量实验、混合功率脉冲特性 HPPC(hybrid pulse power characteristic)实验及寿命衰减循环实验，电池单体主要参数见表 1。

表 1 电池单体基本特性

Tab. 1 Basic characteristics of battery cell

电池单体参数	NCM	LFP
电压/V	3.7	3.2
额定容量/(mA·h)	2 600	1 300
充电倍率	0.5C~4.0C	0.5C~4.0C
放电倍率	0.5C~4.0C	0.5C~4.0C

1.2.1 静态容量实验

虽然电池出厂时都经过了严格的筛选，但在电池的设计制造、储存运输及装配使用过程中，即便是同类型、规格和批次的电池，也很难保证单体间的初始参数相同。因此，考虑到电池单体间的不一致性影响，同时为了避免测量时静置时间、随机误差等因素干扰，本文在电池单体每次进行其他实验前设置静态容量实验。以 NCM 电池为例，设置标准的静态容量实验流程为：①以 0.50C 充电倍率进行恒流充电，直至电池电压达到 4.20 V 上限，然后进入恒压充电阶段，直至电池电流降至截止电流 0.05C；②静置 30 min；③以 0.50C 放电倍率进行恒流放电，直至电池电压降至截止电压 2.75 V；④重复上述实验流程 3 次，并进行极差计算，如果结果小于 3%，则认为结果正确，选定 3 次容量的平均值作为该单体的标称容量。

1.2.2 HPPC 实验

HPPC 实验是最基本的能够展示电池脉冲充放电下性能的传统实验，包括电池脉冲充放电及静置。其详细过程为：①电池充满电后静置 15 min；②复合脉冲充放电过程，恒流放电 10 s，静置 40 s，恒流充电 10 s，静置 40 s；③以 1.00C 倍率进行恒流放电，放电深度为 5%，静置 30 min 后测量电池端电压；④重复步骤②~③，直至电池单体放电至截止电压 2.75 V，最终获得电池单体容量为 95%，90%, …, 5%时的终端电压数据；⑤更改放电倍率，重复步骤②~④。

HPPC 实验过程波形如图 2 所示。HPPC 实验中脉冲放电过程的脉冲电流及电压曲线如图 3 所示，图(a)中 *A*、*B*、*C*、*D* 4 点表示脉冲电流的阶跃瞬间，图(b)中 *A*、*B*、*C*、*D* 4 点表示脉冲电流造成的电压响应瞬间。

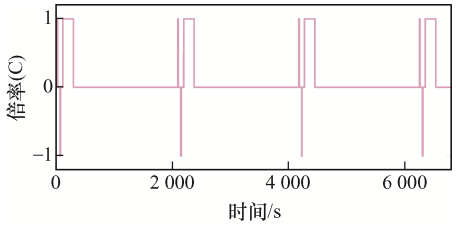
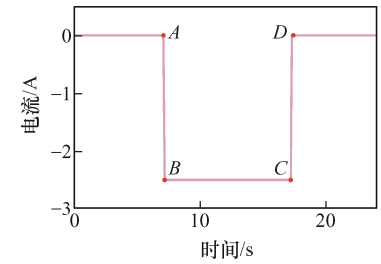
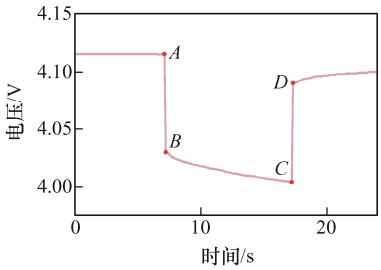


图 2 HPPC 实验波形

Fig. 2 Experimental waveform of HPPC



(a) 脉冲电流



(b) 脉冲电压

图 3 脉冲放电过程曲线

Fig. 3 Curves during pulse discharge process

1.2.3 寿命衰减循环实验

梯次利用电池存在健康状态较差、寿命衰减快的问题，依据国家市场监督管理总局、国家标准化管理委员会发布的标准 GB/T 34015.3—2021《车用动力电池回收利用 梯次利用 第 3 部分：梯次利用要求》，工程应用中作为储能的梯次利用电池应在 25±2 ℃范围内，放电容量不低于出厂标称容量的 50%。因此，设定寿命衰减循环实验过程及寿命衰减循环波形如图 4~图 5 所示。其中，

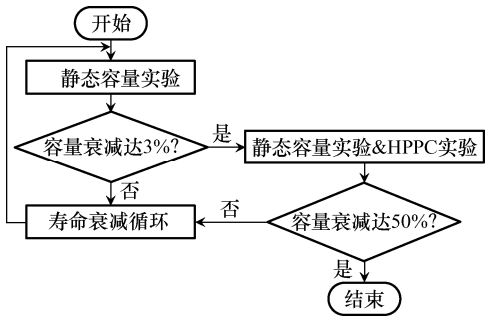


图 4 寿命衰减循环流程

Fig. 4 Flow chart of lifetime decay cycle

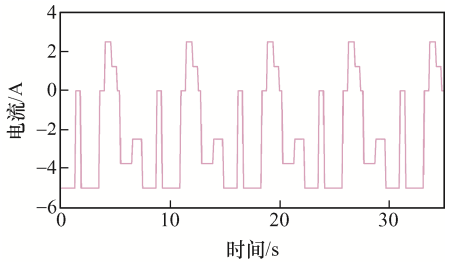


图 5　寿命衰减循环电流波形

Fig. 5 Current waveform in lifetime decay cycle

容量衰减每达到 3%进行 1 次包含静态容量实验和 HPPC 实验的性能实验，进行容量校准，记录标称容量及充放电曲线。最终，寿命循环结束状态为 50%SOH。

2　梯次利用锂电池健康状态在线估算

2.1　锂电池 SOH 定义

SOH 作为电池容量存储能力及电池老化程度的表征，其常见的定义方式有基于容量和内阻[18]，公式分别为

$$S_{\mathrm{SOH}}=\frac{Q_C}{Q_{\mathrm{new}}}\times 100\% \tag{1}$$

$$S_{\mathrm{SOH}}=\frac{R_{\mathrm{EOL}}-R}{R_{\mathrm{EOL}}-R_{\mathrm{new}}}\times 100\% \tag{2}$$

式中：Q_C 为当前循环数 C 下电池的最大可用容量；Q_{new} 为新电池的初始额定容量；R_{EOL} 为电池容量降至失效阈值时的内阻；R 为当前时刻的内阻；R_{new} 为新电池的初始内阻。

除基于容量和内阻的定义方式外，功率和充放电循环次数等性能参数也可以用来定义 SOH。但考虑到基于内阻和循环次数的可操作性不强，本文采用基于容量的方法来定义 SOH。

2.2　基于脉冲电压的健康特征提取

特征的选择对机器学习方法的准确性起着关键作用，选择合适的特征和算法能够显著提高模型的估计效果。由于电池在老化过程中会出现欧姆内阻的增加及输出功率的衰减，因此脉冲电流测试下的电压响应形状将随着电池的退化而变化，老化电池单体电压的下降速度高于新电池。

因此，本文基于 HPPC 实验的脉冲放电过程，从电池脉冲电压响应曲线中提取与电池 SOH 相关的指标，以端电压斜率 K 及校正标准差 CSD(corrected standard deviation)作为电池健康特征，其中，K 的计算表达式为

$$K=\frac{U_i-U_j}{t_i-t_j} \tag{3}$$

式中：U_i、U_j 分别为阶跃两处的电压；t_i、t_j 分别为阶跃两处电压的绝对时间。

标准差 σ 的计算表达式为

$$\sigma=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\bar{x})^2} \tag{4}$$

式中：N 为序列长度；x_i 为响应序列；$\bar{x}$ 为 x_i 的平均值。

CSD 的计算表达式为

$$\mathrm{CSD}=\frac{\sigma_V}{\sigma_I} \tag{5}$$

式中：σ_V 为电压标准差。σ_I 为电流标准差。

2.3　CNN-GRU 模型

CNN 是 1 种多层监督学习神经网络，如图 6 所示，其卷积结构能够减少深层网络所占内存和网络参数，缓解模型的过拟合问题。GRU[19]与长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络一样，可以利用门控机制来控制序列中的信息流动，但 GRU 取消了状态结构，在原来 LSTM 内部的记忆门和遗忘门的基础上，设计了 1 个重置门和 1 个更新门来进一步简化和改善 LSTM。因此，GRU 不仅具有更好的运算速度，能够显著提高训练效率，而且可以有效避免模型处理长序列数据时的过拟合现象。GRU 模型的结构如图 7 所示，z_t 为更新门，控制前一时刻状态信息到当前时刻的保留量，决定历史信息的保留比例；r_t 为重置门，控制

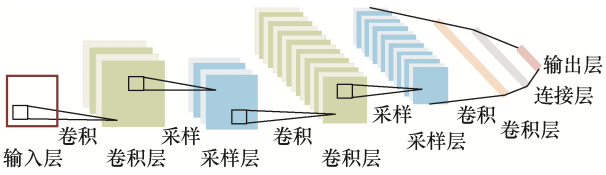


图 6　CNN 架构

Fig. 6 CNN architecture

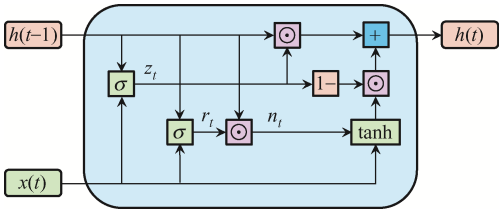


图 7 GRU 架构

Fig. 7 GRU architecture

前一时刻状态信息被忽略的量，决定历史信息对当前状态的影响程度；n_t为候选隐藏状态，结合重置门与当前输入生成的备选新状态，是 GRU 内部用于更新状态的中间变量。

相邻数据序列间的局部特征有着很强的提取能力，但卷积核的存在又限制了 CNN 对数据时序性的有效表达，而 GRU 的引入能够有效地解决该问题。因此，本文提出 1 种基于 CNN-GRU 的融合模型，以级联方式将 CNN 特征提取能力强与 GRU 擅于挖掘数据时序特性的优势结合起来，从而提高 SOH 的估算精度。

2.4 CNN-GRU 模型在线估算 SOH 流程

梯次利用锂电池的 SOH 估算流程如图 8 所示。首先，本文通过自主实验平台对电池单体设计进行了静态容量实验、HPPC 及寿命衰减循环实验，获取电池在老化过程中的充放电电压、电流等实验数据信息，并从电池脉冲电压响应中提取出端电压斜率和校正标准差特征，然后将特征数据按照时间序列构造二维矩阵(*K*、CSD 健康特征)作为输入，由 CNN 卷积层挖掘数据中反映锂电池 SOH 退化情况的高维有效特征，通过全连接层将输出的特征向量构造为时间序列向量输入到 GRU 神经网络，GRU

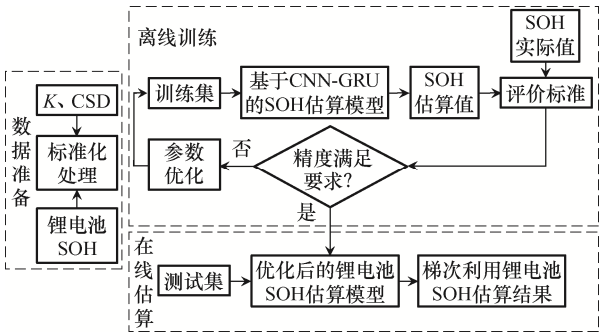


图 8 SOH 估算流程

Fig. 8 Flow chart of SOH estimation

层对 CNN 提取到的特征进行时间序列学习，获得内部时间特征和退化趋势的变化规律，最后通过全连接层输出梯次利用锂电池的 SOH 估算结果。

2.5 评价标准

以平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和均方根误差 RMSE(root mean square error)作为评价标准来衡量模型的估算效果，其计算公式为

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y_i-\hat{y}_i| \tag{6}$$

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{7}$$

式中：m 为数据数量；y_i为 SOH 估算值；$\hat{y}_i$为 SOH 实际值。

2.6 在线估算方法

实验获取的 *K* 及 CSD 健康特征可用于在线估算。HPPC 实验是 1 种测试电池动态响应的方法，通过在电池充放电过程中施加短时间的高电流脉冲，从而观察电池的瞬态和稳态行为，并非 1 种特定工况。关于健康指标，*K* 是电池在脉冲电流作用下电压变化的斜率。电压斜率通常与电池的内阻相关，随着电池的老化，电池的内阻增加，脉冲电流作用下电压变化的斜率也会变得更陡。通过监测电压斜率的变化，可以评估电池的老化程度。CSD 是 1 个统计量，可以用来衡量电池电压响应中的噪声水平。电池电压响应的稳定性会随着电池老化而变差，这会导致电压信号中的噪声水平升高。通过监测此标准差，可以间接评估电池的健康状态。而实际使用过程中，电池管理系统可以定期执行类似于 HPPC 的测试序列，上述过程集成到 BMS 中可完成电池数据采集、数据处理、健康状态在线估算工作。

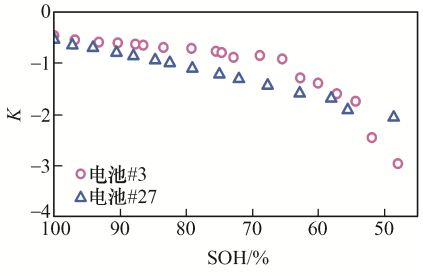
3 实验结果与分析

由于电池寿命衰减循环实验对实验设备和外界环境条件要求比较严苛，且需要消耗大量的时间和材料成本，因此实验过程不可避免地受到如环境噪声、机器噪声的影响。本文从相同批次实

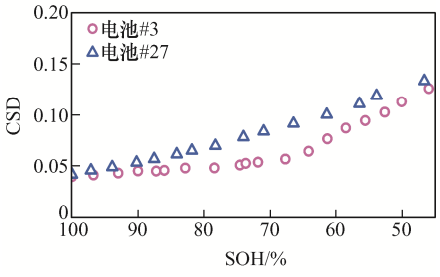
验电池单体的高性能电池数据集中随机选取#3、#27 共 2 组电池，并根据 2 组锂电池在老化循环实验中 SOH 在 50%~100%范围内衰减时，电池容量衰减达到 3%所得的性能测试实验数据作进一步检验。

3.1 健康特征相关性分析

K 和 CSD 与电池 SOH 间关系的散点图如图 9 所示，可以初步看出所提健康特征 *K* 和 CSD 与电池 SOH 间具有较强的线性关系。



(a) *K*与SOH间的散点图



(b) CSD与SOH间的散点图

图 9　健康特征与电池 SOH 间关系的散点图

Fig. 9 Scatter plot of relationship between health characteristics and battery SOH

为了更好地度量所提健康特征与电池 SOH 的相关程度，本文引入皮尔逊相关系数法[20]，其计算公式为

$$\rho_{X,Y}=\frac{\operatorname{cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y}=\frac{n\sum_{i=1}^{n}x_iy_i-\sum_{i=1}^{n}x_i\sum_{i=1}^{n}y_i}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{n}x_i^2-(\sum_{i=1}^{n}x_i)^2}\sqrt{n\sum_{i=1}^{n}y_i^2-(\sum_{i=1}^{n}y_i)^2}} \tag{8}$$

式中：cov(*X*,*Y*)为协方差；σ_X、σ_Y分别为 *X* 与 *Y* 的标准差。

由表 2 相关系数的结果可知，#3 电池的 SOH 与 *K*、CSD 间的 ρ 分别为 0.967 0 和−0.991 8；#27 电池的 SOH 与 *K*、CSD 间的 ρ 分别为 0.870 5 和−0.904 4。相关系数的绝对值均接近于 1，进一步说明所提健康特征与 SOH 间具有强相关性，能够有效描述电池的退化情况。

表 2　健康特征与 SOH 间的相关系数

Tab. 2 Correlation coefficient between health characteristics and SOH

电池编号	$\rho(K)$	ρ(CSD)
#3	0.967 0	−0.991 8
#27	0.870 5	−0.904 4

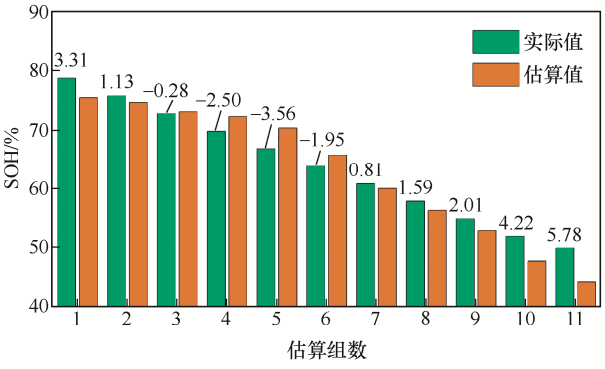
3.2 CNN-GRU 梯次利用锂电池 SOH 估算结果

对锂电池退役后进入梯次利用阶段的 SOH 情况进行精确估算，本文将 CNN 与 GRU 相结合构建出 CNN-GRU 混合神经网络模型。将健康特征数据和电池 SOH 数据分别作为模型的输入和输出，提取 80%~100%范围内寿命衰减的数据进行 CNN-GRU 神经网络的训练，从而得到参数调整后的优化模型，用于后续锂电池在梯次利用阶段的 SOH 估算。

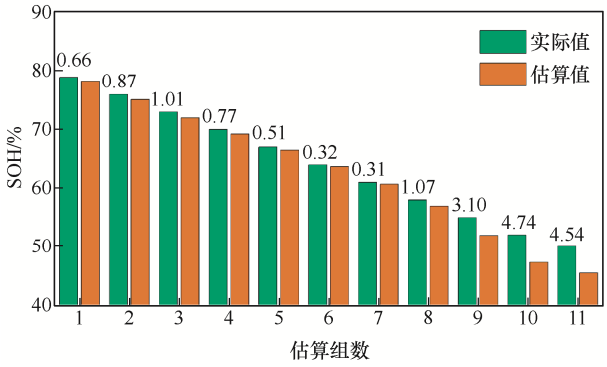
为了验证所提方法的有效性，采用 CNN、GRU 神经网络作为对照实验，3 种模型的 SOH 估算结果如图 10 所示。其中，图 10(a)~(b)、图 10(c)~(d)、图 10(e)~(f)依次为 CNN、GRU 和 CNN-GRU 模型的#3 电池、#27 电池的估算结果，估算组数代表电池在梯次利用期间每隔 3%退化容量时的 SOH 估算效果。图 11 显示了不同方法在不同周期下的预测误差。

结合图 10~图 11 可以看出，CNN、GRU 的预测结果波动更明显，且估算过程明显出现较大的异常值。其中，CNN 虽然对数据深度特征有着强大的提取能力，但对于数据的时序性描述不佳，无法充分利用数据的深度特征，影响了估算精度；GRU 能够较好地处理长序列数据学习数列间的时序关系，但对原始数据特征的提取能力差、对特征与电池 SOH 退化之间相关性的映射能力不足；此外，直接用原始特征进行处理会占用模型的极大部分算力，相较于单一神经网络模型，CNN-GRU 模型结合了 CNN 和 GRU 的优点，通过 CNN 卷积结构

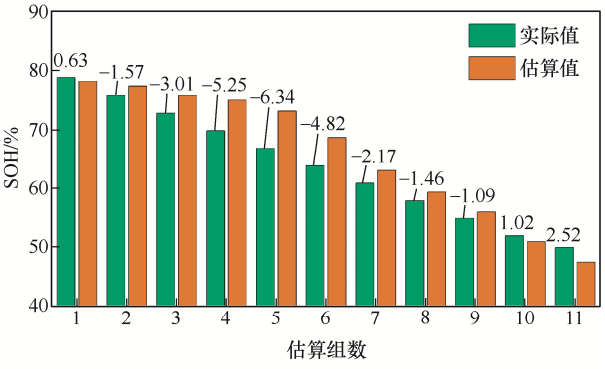
辅助高层特征的学习，再由 GRU 将深度特征充分利用起来，能够更好地捕获长时间步距离序列间的依赖关系。从估算效果来看，所提方法不仅取得了



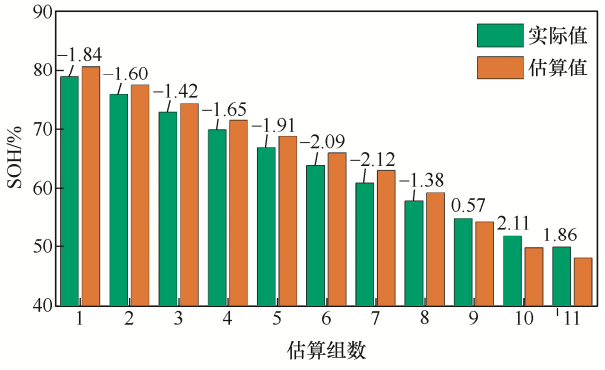
(a) CNN的#3电池估算结果



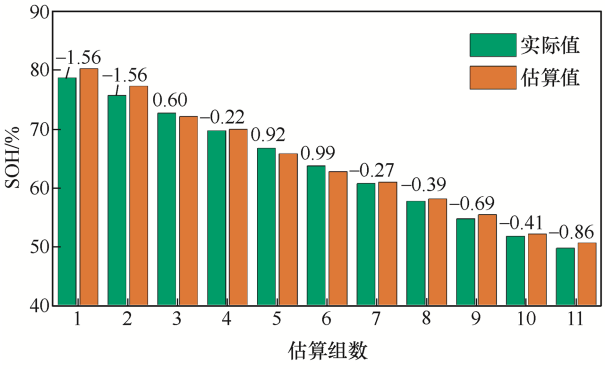
(b) CNN的#27电池估算结果



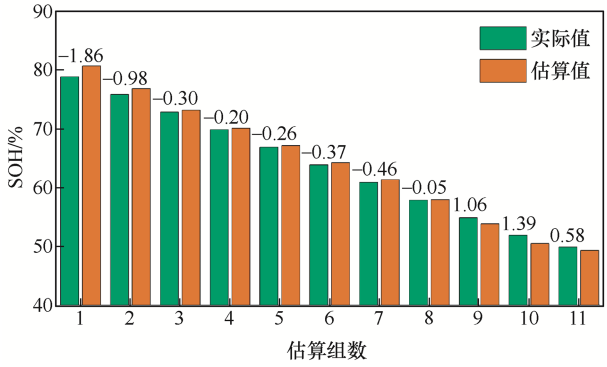
(c) GRU的#3电池估算结果



(d) GRU的#27电池估算结果



(e) CNN-GRU的#3电池估算结果



(f) CNN-GRU的#27电池估算结果

图 10 锂电池 SOH 估算结果对比

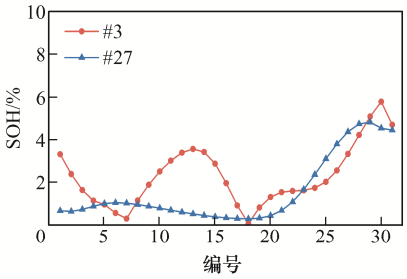
Fig. 10 Comparison of SOH estimation results for lithium batteries

高精度的估算结果，还降低了模型训练的复杂性，节省了计算资源。

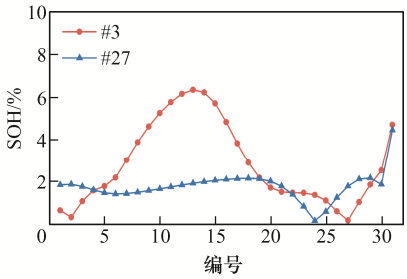
模型估算误差见表 3。可以看出，CNN、GRU 对于#3 电池 SOH 估算结果的误差 MAE、RMSE 均明显高于#27 电池，受到电池单体间不一致性的影响较大；相比之下，CNN-GRU 的估算误差 MAE 和 RMSE 均在 0.01 内，在 2 组电池中均取得了高精度的估算效果，可见本文提出的方法具有良好的通用性，可扩展应用于其他电池。

为验证所提方法的稳定性，进行不同模型下 2 组电池的连续 5 次实验，估算误差对比结果如图 12 所示。其中，HMAE、CMAE、GMAE 分别表示 CNN-GRU、CNN、GRU 神经网络估算结果的 MAE，RMSE 同理。结合表 3 及图 12 可知，CNN、GRU 在连续估算时均出现明显偏差，CNN 由于无法捕获时序特性，波动最为明显；而 CNN-GRU 能够自适应提取特征捕获 SOH 退化趋势，连续 5 次实验的平均 MAE 和平均 RMSE 结果最大为 0.009

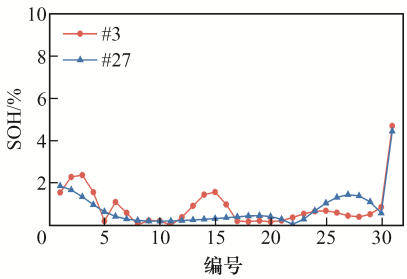
24 和 0.012 38，估算误差显著低于 CNN、GRU 神经网络，实现了低寿命的梯次利用锂电池的 SOH 在线精确估算，并且模型在连续估算中表现平稳，有效排除了估算结果的随机性。



(a) CNN估算误差



(b) GRU估算误差



(c) CNN-GRU估算误差

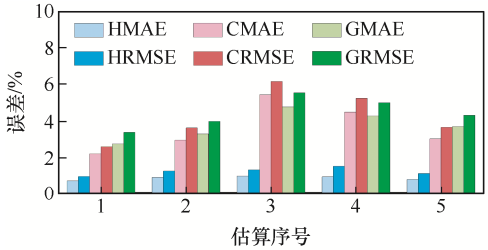
图 11　锂电池 SOH 估算误差对比

Fig. 11 Comparison of SOH estimation errors for lithium batteries

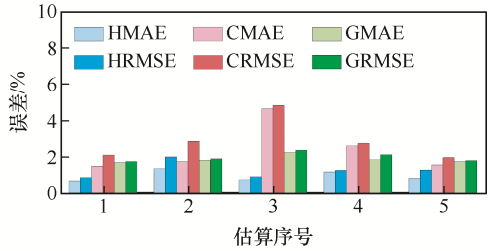
表 3　SOH 估算误差

Tab. 3 SOH estimation errors

电池编号	模型	MAE	RMSE	5 次平均 MAE	5 次平均 RMSE
#3	CNN	0.022 1	0.026 0	0.036 21	0.042 60
	GRU	0.027 6	0.033 8	0.037 58	0.044 44
	CNN-GRU	0.007 2	0.009 6	0.008 72	0.012 38
#27	CNN	0.014 6	0.020 7	0.023 76	0.028 76
	GRU	0.016 6	0.017 2	0.018 30	0.019 62
	CNN-GRU	0.006 5	0.008 2	0.009 24	0.012 31



(a) #3电池估算误差



(b) #27电池估算误差

图 12　连续 5 次实验的估算误差对比

Fig. 12 Comparison of estimation errors for five consecutive experiments

4　结论

针对梯次利用锂电池的 SOH 估算问题，本文提出了 1 种基于脉冲电压和 CNN-GRU 混合神经网络的 SOH 估算方法。首先，以福斯特集团的 NCM 和 LFP 电池单体为实验对象，通过搭建自主实验平台对电池单体进行了静态容量实验、HPPC 实验和寿命衰减循环实验，来模拟实际储能系统中电池从开始使用至退役后进入梯次利用市场的实际退化情况，得到了电池单体 SOH 在 50%~100%宽范围内的全生命周期数据。然后，本文从相同批次实验电池单体的高性能电池数据集中随机选取#3、#27 2 组电池进行检验，基于电池脉冲电压响应提取出 K、CSD 数据作为健康特征，输入到 CNN-GRU 神经网络进行适当训练，同时采用 CNN、GRU 神经网络作为对照实验，得出以下结论。

(1)提出 1 种基于电池脉冲电压响应曲线的特征提取方式，提取易测量的 K、CSD 作为健康特征，通过散点图和皮尔逊相关系数法对健康特征与电池 SOH 间的关联度进行检验，结果表明 K 及 CSD 与电池 SOH 间具有强相关性，能够充分描述电池

SOH 的退化情况，作为健康特征是简单易行、合理有效的。

(2)所提 CNN-GRU 混合神经网络模型能够实现对梯次利用锂电池 SOH 的在线精确估算，电池估算误差 MAE 和 RMSE 最大不超过 0.007 2 和 0.009 6，显著低于 CNN 及 GRU 模型下 MAE、RMSE 的最小值 0.014 6 和 0.017 2，并且模型在连续估算中表现平稳，连续 5 次实验的平均 MAE 和平均 RMSE 结果最大为 0.009 24 和 0.012 38，有效排除了估算结果的随机性，同时具有良好的泛化能力和鲁棒性。

参考文献：

[1] 王辉, 严欢, 张晓滨, 等. 基于分数阶的锂电池 SOC 和 SOH 联合在线估计[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 256-265.
Wang Hui, Yan Huan, Zhang Xiaobin, et al. Joint online estimation of SOC and SOH for lithium batteries based on fractional-order models [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 256-265. (in Chinese)

[2] 成燕, 郑林弘, 刘江. 基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 241-250.
Cheng Yan, Zheng Linhong, Liu Jiang. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on modal decomposition and time series [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 241-250. (in Chinese)

[3] 张金龙, 佟微, 孙叶宁, 等. 锂电池健康状态估算方法综述[J]. 电源学报, 2017, 15(2): 128-134.
Zhang Jinlong, Tong Wei, Sun Yening, et al. Summarize of lithium battery status of health estimation method [J]. Journal of Power Supply, 2017, 15(2): 128-134. (in Chinese)

[4] 巫春玲, 吕晶晶, 相里康, 等. 基于变分模态分解和核极限学习机集成模型的电动汽车锂电池健康状态预测[J]. 电源学报, 2025, 23(6): 288-299.
Wu Chunling, Lü Jingjing, Xiangli Kang, et al. SOH prediction of electric vehicle lithium battery based on integrated model of variation modal decomposition and kernel-based extreme learning machine [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(6): 288-299. (in Chinese)

[5] 刘征宇, 郭乐凯, 孟辉, 等. 基于改进DBSCAN的退役动力电池分选方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(11): 3073-3083.
Liu Zhengyu, Guo Lekai, Meng Hui, et al. A sorting method of retired power battery based on improved DBSCAN [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(11): 3073-3083. (in Chinese)

[6] 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. Improved CNN-Seq2Seq joint estimation method for SOC and SOH of batteries [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 217-224. (in Chinese)

[7] 刘萍, 李泽文, 蔡雨思, 等. 基于等效电路模型和数据驱动模型融合的SOC和SOH联合估计方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10): 3232-3243.
Liu Ping, Li Zewen, Cai Yusi, et al. Joint estimation method of SOC and SOH based on fusion of equivalent circuit model and data-driven model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10): 3232-3243. (in Chinese)

[8] Dai Houde, Zhao Guangcai, Lin Mingqiang, et al. A novel estimation method for the state of health of lithium-ion battery using prior knowledge-based neural network and Markov chain [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(10): 7706-7716.

[9] 谢奕展, 程夕明. 锂离子电池状态估计机器学习方法综述[J]. 汽车工程, 2021, 43(11): 1720-1729.
Xie Yizhan, Cheng Ximing. Review of state estimation of lithium-ion battery with machine learning [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(11): 1720-1729. (in Chinese)

[10] 刘康, 康龙云, 岳睿, 等. 基于门控循环单元编解码器的锂离子电池荷电状态估计[J]. 电网技术, 2024, 48(5): 2161-2169.
Liu Kang, Kang Longyun, Yue Rui, et al. Lithium-ion battery state of charge estimation based on gated recurrent unit encoder-decoder [J]. Power System Technology, 2024, 48(5): 2161-2169. (in Chinese)

[11] 吕治强, 高仁璟, 黄现国. 基于多核相关向量机优化模型的锂离子电池容量在线估算[J]. 电工技术学报, 2023, 38(7): 1713-1722.
Lü Zhiqiang, Gao Renjing, Huang Xianguo. A Li-ion

battery capacity estimation method based on multi-kernel relevance vector machine optimized model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(7): 1713-1722. (in Chinese)

[12] 肖迁, 穆云飞, 焦志鹏, 等. 基于改进 LightGBM 的电动汽车电池剩余使用寿命在线预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(17): 4517-4527.
Xiao Qian, Mu Yunfei, Jiao Zhipeng, et al. Improved LightGBM based remaining useful life prediction of lithium-ion battery under driving conditions [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(17): 4517-4527. (in Chinese)

[13] Shen Sheng, Sadoughi M, Chen Xiangyi, et al. A deep learning method for online capacity estimation of lithium-ion batteries [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 25: 100817.

[14] 林名强, 吴登高, 郑耿峰, 等. 基于表面温度和增量容量的锂电池健康状态估计[J]. 汽车工程, 2021, 43(9): 1285-1290, 1284.
Lin Mingqiang, Wu Denggao, Zheng Gengfeng, et al. Estimation method of state of health of lithium battery based on surface temperature and incremental capacity [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(9): 1285-1290, 1284. (in Chinese)

[15] Cai Lei, Meng Jinhao, Stroe D I, et al. Multiobjective optimization of data-driven model for lithium-ion battery SOH estimation with short-term feature [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(11): 11855-11864.

[16] 樊亚翔, 肖飞, 许杰, 等. 基于充电电压片段和核岭回归的锂离子电池 SOH 估计[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(16): 5661-5669.
Fan Yaxiang, Xiao Fei, Xu Jie, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on the partial charging voltage segment and kernel ridge regression [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5661-5669. (in Chinese)

[17] 王萍, 张吉昂, 程泽. 基于最小二乘支持向量机误差补偿模型的锂离子电池健康状态估计方法[J]. 电网技术 2022, 46(2): 613-621.
Wang Ping, Zhang Ji'ang, Cheng Ze. State of health estimation of Li-ion battery based on least squares support vector machine error compensation model [J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 613-621. (in Chinese)

[18] Yang Ruixin, Xiong Rui, He Hongwen, et al. A fractional-order model-based battery external short circuit fault diagnosis approach for all-climate electric vehicles application [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 187: 950-959.

[19] Li Chaoran, Xiao Fei, Fan Yaxiang. An approach to state of charge estimation of lithium-ion batteries based on recurrent neural networks with gated recurrent unit [J]. Energies, 2019, 12(9): 1592.

[20] Deng Zhongwei, Lin Xianke, Cai Jianwei, et al. Battery health estimation with degradation pattern recognition and transfer learning [J]. Journal of Power Sources, 2022, 525: 231027.



杨传凯

作者简介：

杨传凯(1986—)，男，博士，高级工程师。研究方向：储能技术研究。E-mail：yangchuankai@dky.sn.sgcc.com.cn。

刘皓璐(1997—)，女，硕士，助理工程师。研究方向：储能电池状态评估。E-mail：liuhaolu@dky.sn.sgcc.com.cn。

杨毅琛(1997—)，男，硕士，助理工程师。研究方向：储能系统管理。E-mail：yangyichen@dky.sn.sgcc.com.cn。

樊玉(1984—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：储能电池状态评估。E-mail：fanyu@sn.sgcc.com.cn。

张慧颖(2000—)，女，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：储能电池状态估计及预测。E-mail：huiyingzhang@whu.edu.cn。

邵建伟(1992—)，男，通信作者，博士后。研究方向：综合能源与高效储能。E-mail：hitwhshao@whu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)