DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.9.164 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于CNN-LSTM的退役动力电池寿命评估

李海军(中国电源学会学生会员)，吴子尧(中国电源学会会员)，王 浩
(沈阳工业大学机械工程学院，沈阳 110870)

摘要：针对退役动力电池寿命评估模型特征参数较难提取及在模型改进方面存在精度和评估效率低的问题，在不增加计算负担的前提下，通过增加易于提取的输入特征参数，对卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)和长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络相结合的寿命评估模型进行改进。选取了退役电池在放电过程中的等压降放电时间、等温升放电时间和在循环过程中的充电时间作为 CNN-LSTM 寿命评估模型的输入特征参数。所得新模型与现有 CNN-LSTM 寿命评估模型相比，不仅评估准确性和稳定性均有所提高，且更高效。此外，为提高模型在评估退役电池寿命时的效率，探索了缩减训练资源占比对评估结果的影响。研究发现，仅选择电池循环总数的 50%作为模型训练集时，模型评估的准确率和稳定性依然可以保持在 99.00%以上。

关键词：退役动力电池；卷积神经网络；长短期记忆网络；寿命评估

Research on the Life Assessment Method of Retired Power Battery Based on CNN-LSTM

LI Haijun, *Student Member*, *CPSS*, WU Ziyao, *Member*, *CPSS*, WANG Hao
(School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: Aiming at the problems of difficulty in extracting feature parameters of the life assessment model of retired power batteries and low accuracy and low assessment efficiency in model improvement, the life assessment model combining convolutional neural network (CNN) and long short-term memory (LSTM) network is improved by adding input feature parameters that are easy to extract, without increasing the computational burden. The equal voltage drop discharge time, equal temperature rise discharge time, and charging time during cycling of retired batteries are selected as the input feature parameters of the CNN-LSTM life assessment model, and the proposed model has improved accuracy and stability and is more efficient compared with the existing CNN-LSTM life assessment model. In addition, in order to improve the efficiency of the model in evaluating the life of retired batteries, the effect of reducing the proportion of training resources on the assessment results is explored, and it is found that when only 50% of the total number of battery cycles is selected as the training set of the model, the accuracy and stability of the model assessment can still be maintained at more than 99.00%.

Keywords: Retired power battery; convolutional neural network (CNN); long short-term memory (LSTM) network; life assessment

为了实现“双碳”目标，新能源电动汽车逐步成为出行的主要交通工具，在交通领域占据重要地位。锂离子电池因其较高的能量密度、较长的循环寿命及良好的电化学稳定性，被广泛用于电动车领域[1]。但随着电池使用时间的延长，其容量会衰减，内阻会升高，导致电动车的续航能力下降。通常情况下，当车用动力电池的可用容量降至额定容量的 80%以下时，其性能将不再满足汽车正常行驶的动力需求[2]。此时，需要将这些电池退役并更换成新的电池。但是从车上退役的动力电池往往还有一定的能量存储能力，直接拆解回收材料会造成资源浪费[3]，若对其进行梯次利用，可以有效提高其利用效率和经济性能。

收稿日期：2024-09-25；**修回日期**：2024-11-13，2025-01-06，2025-02-24，2025-03-17；**录用日期**：2025-03-25；**网络首发日期**：2025-04-10

而对退役电池进行准确的寿命评估，能够为其安全可靠地进行梯次利用提供技术支撑。

目前，国内外学者已对锂离子电池寿命评估进行了深入研究，提出了多种方法，主要包括基于模型的方法和基于数据驱动的方法[4]。在基于模型的方法中，常用的模型分为电化学模型和等效电路模型。电化学模型主要是使用复杂的偏微分方程描述电池老化时其内部的物理和化学变化机制，从而建立退化模型，实现电池的寿命预测[5]；但是建立这种模型需要耗费大量的时间，实际应用的难度也较大。等效电路模型是一种不考虑电池内部化学成分和反应的模型，该模型利用电阻、电容等元件表征充放电过程中的极化反应和电势变化，使极化效应和反应过程接近电池实际情况[6]；但该模型通常基于简化假设设计，精度低且难以适应复杂电路。近年来，基于数据驱动的方法因灵活性和普遍性引起了广泛关注。数据驱动方法不需要考虑复杂的电化学特性，而是通过数据学习的方式建立老化预测模型，揭示输入数据与电池退化过程间的关系，从而评估电池的剩余寿命[7]。徐佳宁等[8]构建了一种基于改进蚁狮优化 IALO(improved ant lion optimization)算法的支持向量回归 SVR(support vector regression)评估方法，实现了在线准确估计锂离子电池寿命；王瑞洁等[9]提出了一种基于间接健康指标和高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)的锂离子电池寿命估计机器学习模型，实现了电池剩余使用寿命评估，但该方法估计精度相对偏低。循环神经网络 RNN(recurrent neural networks)凭借其独特的记忆结构，在处理时序数据上具有显著优势，因此常适用于各种寿命预测任务[10]。Rincón-Maya 等[11]提出了一种新的寿命评估方法，通过单个控制图识别和删除降级数据，使用卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)平滑传感器数据的噪声，利用长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络有效捕捉电池数据中的空间和时间依赖关系，从而实现准确的寿命评估；吴疆颢等[12]采用并联卷积神经网络-双阶段注意力机制-双向长短期记忆网络 CNN-DAM-BiLSTM(convolutional neural network-dual-stage attention mechanism-bidirectional long short-term memory)模型，直接利用电化学阻抗谱 EIS(electrochemical impedance spectroscopy)数据进行电池容量预测，平均绝对百分比误差低至 0.23%；王庭华等[13]采用猎食优化 HPO (hunter-prey optimizer)算法-LSTM 网络进行锂离子电池健康状态 SOH(state of health)估计，验证了优化算法与深度学习相结合在 SOH 估计中的有效性；Zhang 等[14]基于 CNN-LSTM 模型提出了一种结合增量容量分析 ICA(incremental capacity analysis)和 EIS 元素的框架来解决电池寿命评估问题，还通过引入粒子群算法等对 CNN-LSTM 基础模型进行改进；Yu 等[15]用混合策略麻雀搜索算法 MSSSA(mixed strategy sparrow search algorithm)对 CNN-LSTM 模型超参数进行优化，提高了评估能力；陈赐阳等[16]提出了基于 CNN- LSTM 的锂离子电池寿命评估模型，选定等压降放电时间构建健康因子，结果表明该模型具有较高的准确性与精度。

综上所述，大多数研究者选择提取电池充放电数据中的多种参数作为 CNN-LSTM 的输入特征，实现对电池的寿命评估，还通过在模型的基础上继续采取改进措施来提高预测能力，但增加了计算量。本文从模型计算量、估计精度和参数易于提取性角度出发，在不增加计算资源，进一步提高电池寿命评估准确性的情况下，提出基于 CNN-LSTM 的模型。通过在等压降放电时间的基础上继续增加等温升放电时间和充电时间作为输入特征参数，比较以不同参数组合作为输入模型的电池寿命估计结果，验证增加参数可以提高模型估计精度；并通过划分电池数据集，调整训练集和测试集的比例，缩减训练资源，提高模型在评估退役电池寿命时的效率。

1　评估方法介绍

CNN-LSTM 融合模型结合了 CNN 捕获局部特征方面的优势与 LSTM 学习序列长期依赖关系方面的能力，特别适用于电池寿命评估任务[17]。本文提出的模型基于 CNN 架构，包括输入层、卷积层、

池化层、展平层、全连接层和输出层。首先，模型将卷积输出结果传递给包含 200 个神经元的 LSTM 层，以捕捉时间序列的动态变化；接着，在 LSTM 层后，添加了 1 层 Dropout 层，以减少过拟合并提高模型的泛化能力；最后，使用 1 个尺寸为 1 的全连接层对 LSTM 的输出进行进一步处理，输出预测结果。模型的结构和超参数设置如图 1 所示。图中：C_t 为当前的单元状态；h_t 为当前的输出；x_t 为当前的输入；C_{t-1} 为前一刻的单元状态；h_{t-1} 为前一刻的输出；f_t、i_t、o_t 分别为遗忘门、输入门、输出门的输出值；$\tilde{C}_t$ 为候选单元状态；σ 为 Sigmoid 激活函数。卷积层和 2 个全连接层均采用 ReLU 激活函数，批量大小为 15，训练迭代次数为 200，优化算法采用 Adam。

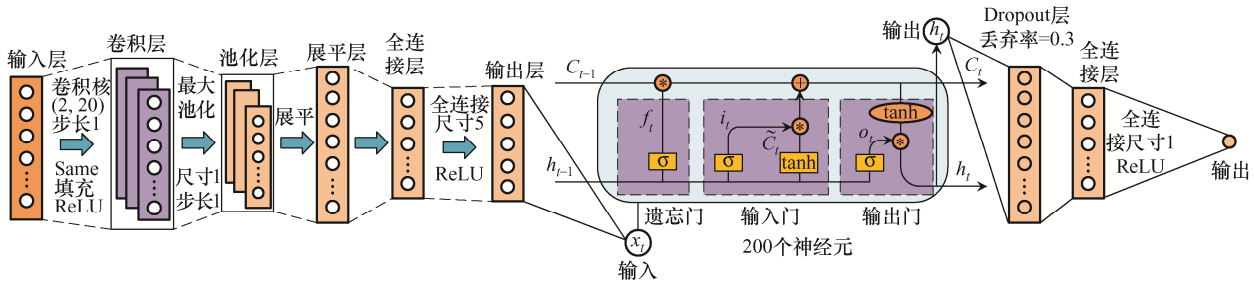


图 1 CNN-LSTM 模型结构

Fig. 1 Structure of the CNN-LSTM model

CNN 是一种具有卷积结构的深度神经网络，本质是一种多层感知器，通过局部连接和权重共享，使网络易于优化，降低模型的复杂性[18-19]。由于锂离子电池数据属于一维时间序列，本文选择一维 CNN 进行寿命评估。将输入数据通过卷积层与卷积核进行卷积计算，提取特征，具体表达式为

$$x_j^m = f(\boldsymbol{W}_j^m * X^{m-1} + b_j^m) \tag{1}$$

式中：x_j^m 为第 m 层第 j 个特征的输出值；$f(\cdot)$为激活函数；$\boldsymbol{W}_j^m$ 为第 m 层第 j 个卷积核的权重矩阵；X^{m-1} 为第 m−1 层的输出；b_j^m 为第 m 层第 j 个卷积核所对应的加性偏置。

选取 ReLU 作为激活函数，其公式为

$$f(z)=\begin{cases}0 & z<0\\ z & z\geqslant 0\end{cases} \tag{2}$$

式中，z 为输入到激活函数的值。

池化层通过池化核遍历从卷积层输出的特征矩阵，保留重要信息，降低了操作的复杂性，可表示为

$$y_j^{m+1}(w)=\max\{X_j^m(v)\} \qquad v\in D_w \tag{3}$$

式中：$y_j^{m+1}(w)$ 为池化后第 m+1 层第 j 个矩阵的元素；$X_j^m(v)$ 为第 m 层第 j 个矩阵在池化核区域内的元素；v 为池化核内部的某一具体位置索引；D_w 为池化核 w 当前覆盖的局部邻域范围。

LSTM[20]被广泛应用于时间序列预测领域，由 RNN 改进而来。LSTM 由遗忘门、输入门和输出门 3 个门组成，选择性地保留或丢弃前后的信息，记忆长期信息，解决了 RNN 在处理长序列数据时存在的梯度消失或爆炸问题[21]。LSTM 包含 C_t 和隐藏状态 h_t，它们共同起循环和更新作用。遗忘门用来控制丢弃历史状态的数量，输入门通过单元状态选择性地保留输入信息，输出门用于输出当前的 LSTM 单元的值，可表示为

$$\begin{cases}f_t=\sigma(\boldsymbol{W}_f\cdot[h_{t-1},x_t]+b_f)\\ i_t=\sigma(\boldsymbol{W}_i\cdot[h_{t-1},x_t]+b_i)\\ \tilde{C}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_c\cdot[h_{t-1},x_t]+b_c)\\ C_t=f_tC_{t-1}+i_t\tilde{C}_t\\ o_t=\sigma(\boldsymbol{W}_o\cdot[h_{t-1},x_t]+b_o)\\ h_t=o_t\tanh(C_t)\end{cases} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{W}_f$、$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_c$、$\boldsymbol{W}_o$ 分别为遗忘门、输入门、单元状态和输出门的权重矩阵；b_f、b_i、b_c、b_o 分别为遗忘门、输入门、单元状态和输出门的偏置。

2　数据准备

2.1　实验平台

本研究采用上海一恒科学仪器有限公司生产的恒温箱(LHS-100CL)为实验提供恒定的环境温度，使用深圳市新威尔电子有限公司生产的充放电测试仪(CT-4004-5V100A-NFA)对电池进行循环老化测试，同时用深圳市拓普瑞电子有限公司生产的多路数据记录仪(TP700)对电池温度进行实时监测，通过 MATLAB 仿真软件构建评估模型。搭建的实验平台如图 2 所示。



图 2　实验平台示例

Fig. 2 Example of experimental platform

选取特斯拉汽车的拆机电池作为实验对象，验证阶段使用美国国家航空航天局 NASA(National Aeronautics and Space Administration)发布的电池数据，电池类型及参数见表 1。

表 1　NCR18650B 和 B0005 电池类型及参数

Tab. 1 Types and parameters of NCR18650B and B0005 batteries

电池	参数/类型		
	电池类型	额定电压/V	额定容量/(A·h)
NCR18650B	NCM(6, 2, 2)	3.6	3.4
B0005	三元锂	3.6	2.0

电池均在 24 ℃恒温条件下进行循环老化测试，充放电循环工步见表 2。本研究对 NCR18650B 电池进行了 120 次循环实验，记录了容量、电压、电流、温度等变化指标，为评估退役动力电池寿命提供了数据支持。B0005 号电池共有 168 个充放电循环周期，本文选取第 41~160 次循环数据作为参考，用于电池寿命估计。

表 2　NCR18650B 和 B0005 电池充放电循环工步

Tab. 2 Charging and discharging cycle steps of NCR18650B and B0005 batteries

工步	NCR18650B	B0005
恒流充电	恒流 3.40 A(1.00C) 充电到 4.2 V	恒流 1.50 A(0.75C) 充电到 4.2 V
恒压充电	恒压 4.2 V 充电到 截止电流为 0.20 A	恒压 4.2 V 充电到 截止电流为 0.02 A
充电后搁置/min	30	30
恒流放电	恒流 5.10 A(1.50C) 放电到 2.5 V	恒流 2.00 A(1.00C) 放电到 2.7 V
放电后搁置/min	30	60

2.2　特征提取及预处理

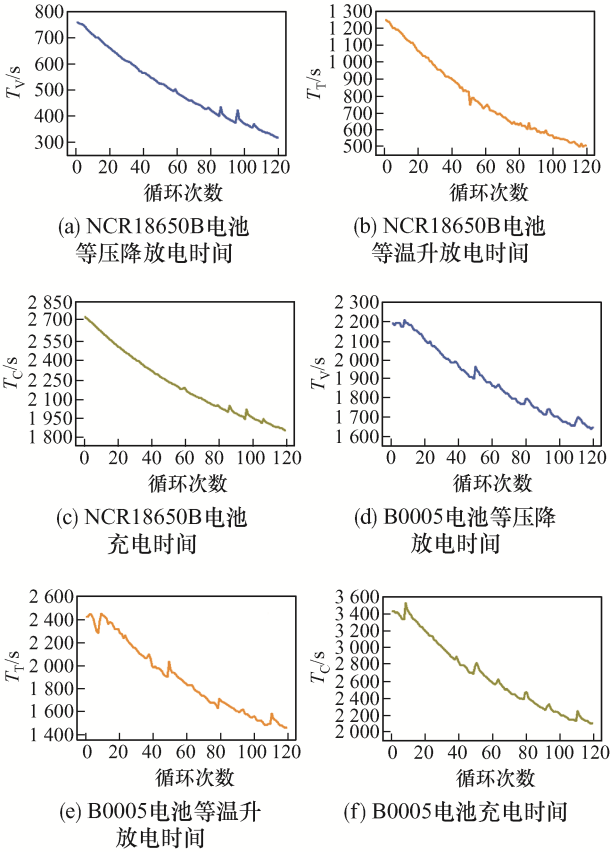
提取 NCR18650B 和 B0005 2 种电池每次循环放电过程中电池端电压从 3.7 V 降至 3.2 V 所需的等压降放电时间 T_V、温度从 29 ℃升高到 37 ℃所需的等温升放电时间 T_T，以及在充电阶段充电电流分别从 3.40 A、1.50 A 降至 1.00 A 所需的充电时间 T_C 作为输入特征参数，2 种电池数据集的输入特征参数随充放电循环次数的变化如图 3 所示。由图 3 可见，3 种输入特征参数随着充放电循环次数的增加均呈现递减趋势。由于 2 种电池循环老化实验未连续进行，输入特征参数数据出现了明显波动，但波动出现的循环点位置一致。

选择 Pearson 相关性分析计算特征参数与电池容量的相关程度[22]，具体表达式为

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2(y_i-\bar{y})^2}} \tag{5}$$

式中：r 为相关系数，$r\in[-1, 1]$；n 为总循环次数；x_i 和 y_i 分别为特征参数和电池容量中的对应变量；$\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为 x_i 和 y_i 的平均值。

NCR18650B 和 B0005 电池数据集的特征参数与电池容量相关度见表 3，从表中可以看出，3 种特征参数与电池容量均具有较强的相关性，因此以上 3 种特征参数可以用于对电池的寿命评估。



(a) NCR18650B电池等压降放电时间　(b) NCR18650B电池等温升放电时间

(c) NCR18650B电池充电时间　(d) B0005电池等压降放电时间

(e) B0005电池等温升放电时间　(f) B0005电池充电时间

图 3　2 种电池数据集的输入特征参数随充放电循环次数的变化曲线

Fig. 3 Variation curves of input characteristic parameters with charge-discharge cycles for two battery datasets

在进行模型训练时，为了加快收敛、提高模型的稳定性，对原始数据进行了归一化处理，即

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{6}$$

式中：x_i^*为归一化后的数据；$x_{\min}$和 $x_{\max}$分别为特征参数中的最小值和最大值。

表 3　特征参数与电池容量的相关度

Tab. 3 Correlation between characteristic parameters and battery capacity

特征参数	NCR18650B	B0005
T_V	0.999 0	0.999 1
T_T	0.998 0	0.995 8
T_C	0.999 0	0.997 9

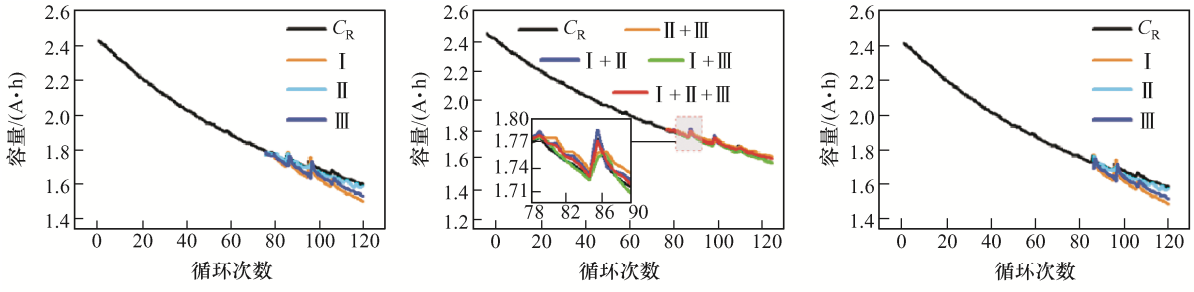
选用平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)2 种评价指标来衡量模型评估的准确性和稳定性，其表达式分别为

$$\begin{cases} E_{\mathrm{MAE}} = \dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|C_{\mathrm{R}}(i) - C_{\mathrm{P}}(i)\right| \\ E_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left[C_{\mathrm{R}}(i) - C_{\mathrm{P}}(i)\right]^2} \end{cases} \tag{7}$$

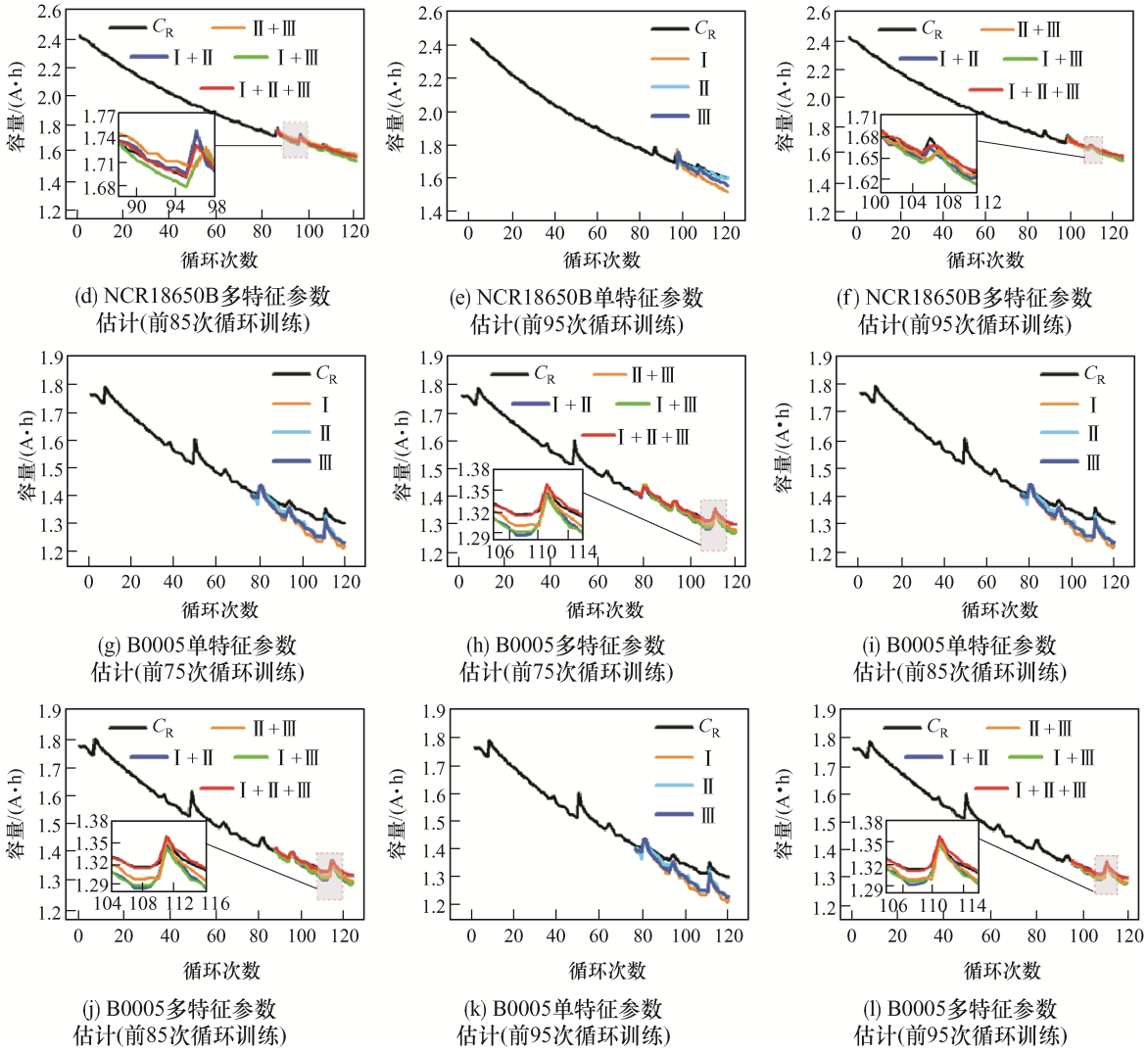
式中：$C_{\mathrm{R}}(i)$为第 i 个循环容量实际值；$C_{\mathrm{P}}(i)$为第 i 个循环容量预测值。

3　实验结果与分析

本研究以 T_V 为基础，分别增加 T_T 和 T_C 2 种特征参数对融合模型进行改进，同时考虑了不同训练集长度及不同特征参数组合对模型评估结果的影响，结果如图 4 所示。



(a) NCR18650B单特征参数估计(前75次循环训练)　(b) NCR18650B多特征参数估计(前75次循环训练)　(c) NCR18650B单特征参数估计(前85次循环训练)



(d) NCR18650B多特征参数估计(前85次循环训练)　(e) NCR18650B单特征参数估计(前95次循环训练)　(f) NCR18650B多特征参数估计(前95次循环训练)

(g) B0005单特征参数估计(前75次循环训练)　(h) B0005多特征参数估计(前75次循环训练)　(i) B0005单特征参数估计(前85次循环训练)

(j) B0005多特征参数估计(前85次循环训练)　(k) B0005单特征参数估计(前95次循环训练)　(l) B0005多特征参数估计(前95次循环训练)

图 4　不同特征参数作为模型输入的电池容量估计曲线

Fig. 4 Battery capacity estimation curves with different characteristic parameters as model inputs

图 4 中不同曲线代表符号及其含义见表 4。可以看出，在 T_V 参数的基础上继续增加特征参数，估计结果不仅更为精确，而且表现出更高的稳定性。同时模型容量估计曲线与电池实际容量衰减曲线高度重叠，在电池容量回升处的估计值也较为一致，容量差值较小。此外，通过对比不同特征组合的估计结果，发现增加 T_T 和 T_C 后，模型在不同训练集长度下的估计波动显著减小，尤其是在电池容量快速衰减阶段，估计曲线的平滑性和一致性得到明显提升，表明模型对电池性能变化的鲁棒性进一步增强。这一结果验证了多特征融合策略在提高估计精度和稳定性方面的有效性。张梦迪等[23]在进行锂离子电池 SOH 估计时，也同样得出了合理选择输入特征参数可提高模型估计精度的结论。

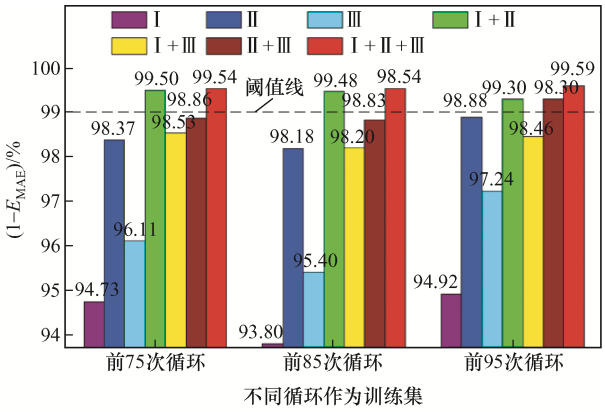
表 4　代表符号及其含义

Tab. 4 Symbols and their meanings

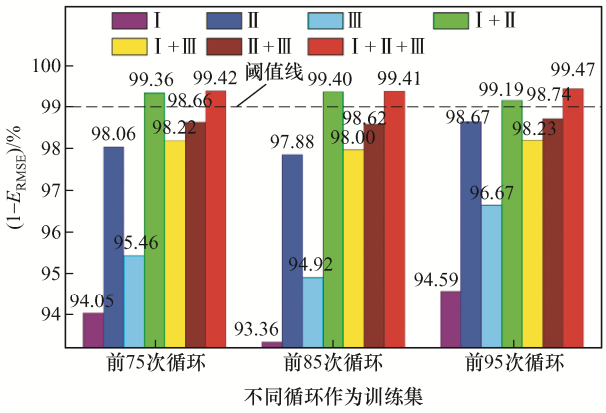
符号	含义
C_R	电池容量实际值
Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ	T_V、T_T、T_C 分别单独作为输入参数时的容量估计值
Ⅰ+Ⅱ	T_V 和 T_T 共同作为输入参数时的容量估计值
Ⅰ+Ⅲ	T_V 和 T_C 共同作为输入参数时的容量估计值
Ⅱ+Ⅲ	T_T 和 T_C 共同作为输入参数时的容量估计值
Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ	T_V、T_T 和 T_C 共同作为输入参数时的容量估计值

图 5 展示了 2 种电池在模型以不同训练集进行训练及采用不同参数组合的电池寿命评估中的结

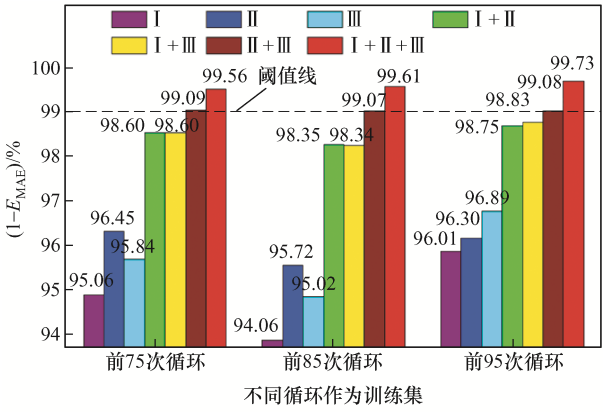
果，图中分别使用电池前 75、85、95 次循环数据作为训练集对模型进行训练，分别以$(1-E_{MAE})$%和$(1-E_{RMSE})$%表征估计结果的准确率和稳定性。由图 5 可见，估计准确率随着特征参数数量的增加而提高。以采用前 95 次循环训练的模型为例，NCR18650B 电池在 T_V(Ⅰ)的基础上增加 T_T(Ⅱ)后，模型(Ⅰ+Ⅱ)的准确率和稳定性分别提高了 4.38%和 4.60%，增加 T_C(Ⅲ)后，模型(Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ)的准确率和稳定性分别再提高 0.29%和 0.28%；B0005 电池增加 T_T(Ⅱ)后，模型(Ⅰ+Ⅱ)的准确率和稳定性分别提高了 2.74%和 2.83%，再增加 T_C(Ⅲ)后，模型(Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ)的准确率和稳定性分别再提高 0.98%和 1.06%。结果表明，在 T_V 的基础上，增加特征参数能提升电池寿命评估效果，且在采用不同循环长度训练模型时均能保持较高的准确率和稳定性，验证了模型在计算量、估计精度和参数提取方面的可行性。



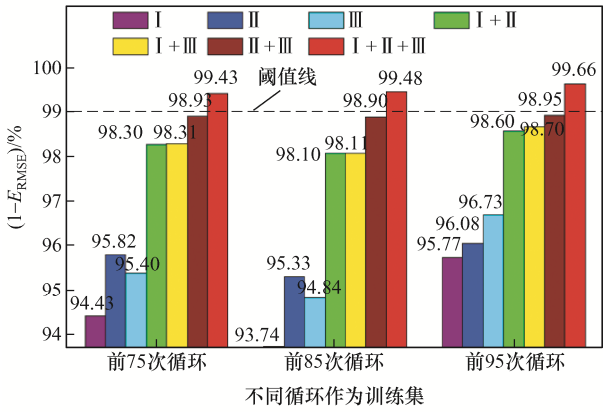
(a) NCR18650B电池寿命评估准确率



(b) NCR18650B电池寿命评估稳定性



(c) B0005电池寿命评估准确率



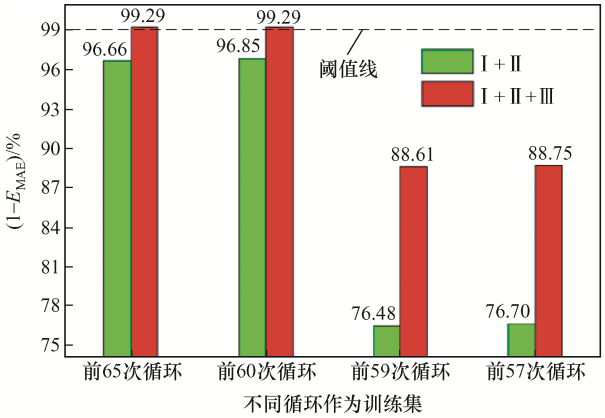
(d) B0005电池寿命评估稳定性

图 5 不同特征参数作为模型输入的电池容量估计结果对比

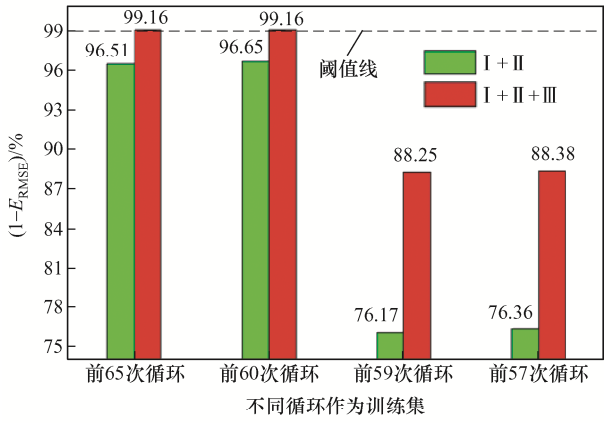
Fig. 5 Comparison of battery capacity estimation results with different characteristic parameters as model inputs

在图 5 中以准确率和稳定性为 99.00%划定阈值线，筛选出满足要求(>99.00%)的、用于寿命估计的特征参数组合(NCR18650B 电池中Ⅰ+Ⅱ和Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ参数组合，B0005 电池中Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ参数组合)，将其作为模型输入参数。在保证模型评估准确率和稳定性超过 99.00%的前提下，缩减训练集规模，以期提高电池寿命评估效率。缩短模型训练集的电池容量估计结果对比如图 6 所示。可以看出，模型在使用更短训练集训练时，准确率和稳定性均有所降低，特别是 NCR18650B 电池，仅有Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ参数组合在使用更短训练集时依然能够有效地评估电池寿命，而Ⅰ+Ⅱ参数组合的估计准确率和稳定性均低于 99.00%，因此不再适用。在 2 种电池的估计过程中，选择Ⅰ+Ⅱ+Ⅲ参数组合作为输入时，训练集长度不小于 60 次循环时，模型的准

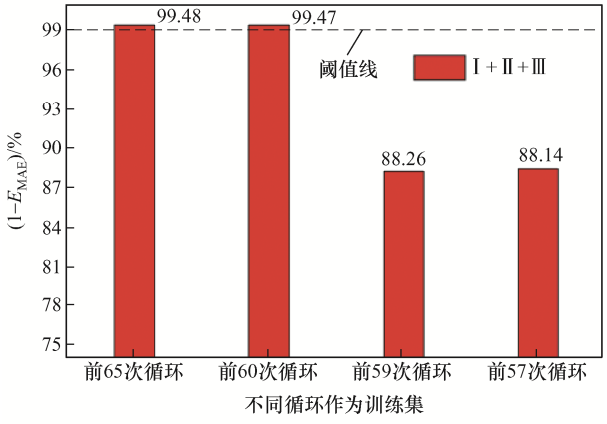
确率和稳定性均能保持较高水平(>99.00%)，继续减少训练集至 59 次循环时，模型的准确率和稳定性均下降至 90.00%以下。本研究中总循环次数均为 120，当训练集选取不小于 60 次循环，即不小于总循环次数的前 50%时，模型能够保持 99.00%以上的寿命评估准确率和稳定性。因此，为提高电池寿命评估效率，选择总循环次数的前 50%作为模型



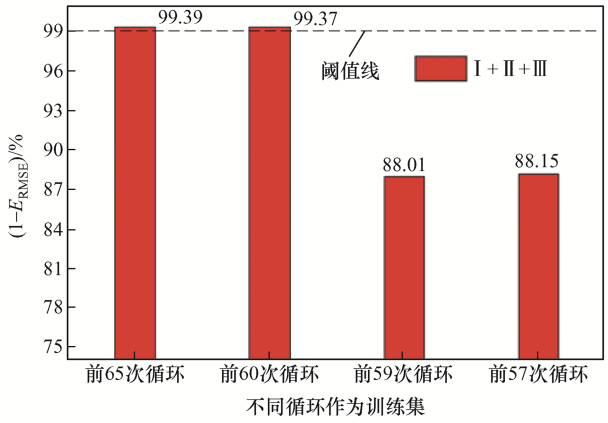
(a) NCR18650B电池寿命评估准确率



(b) NCR18650B电池寿命评估稳定性



(c) B0005电池寿命评估准确率



(d) B0005电池寿命评估稳定性

图 6　缩短模型训练集的电池容量估计结果对比

Fig. 6 Comparison of battery capacity estimation results with shortened model training set

训练集最为合适。

为了对模型的泛化性能进行更深层次的验证，本研究从 NASA 数据集中继续选择了 B0006、B0007 号电池数据，将前 50%循环作为模型训练集进行寿命评估，并对模型的参数进行了敏感性分析，估计结果见表 5。从表中可以看出，当批量大小为 15、卷积核大小为 2、LSTM 神经元设置为 200 时，模型性能最佳。

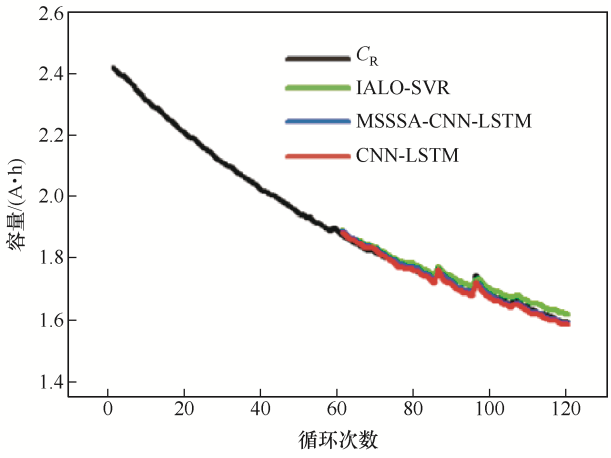
此外，为验证模型的有效性，本文将所提出的 CNN-LSTM 模型与传统的机器学习方法 IALO-SVR 和最新的深度学习模型 MSSSA-CNN-LSTM 进行了对比分析。其中 IALO-SVR 模型种群数量为 30，迭代次数为 100，惩罚因子和核函数搜索范围为 0.01~100.00。MSSSA-CNN-LSTM 模型中麻雀种群大小为 5，最大迭代次数为 50，卷积核搜索范围为 10~70，LSTM 神经元搜索范围为 8~128。3 种模型的电池容量估计结果对比如图 7 所示。可以看出：相较于 IALO-SVR，本文的 CNN-LSTM 模型在估计准确率上有所提升，且训练和预测的总时间几乎没有显著延长；与 MSSSA-CNN-LSTM 模型相比，虽然 MSSSA-CNN-LSTM 在 NCR18650B 中表现出稍高的估计准确率，但其训练和预测的总时间显著延长，远不及本文 CNN-LSTM 模型的计算效率。因此，本文所提 CNN-LSTM 模型在保证较高估计准确率的同时，具有更优的实时性和计算效率。

表 5 模型参数敏感性分析结果对比

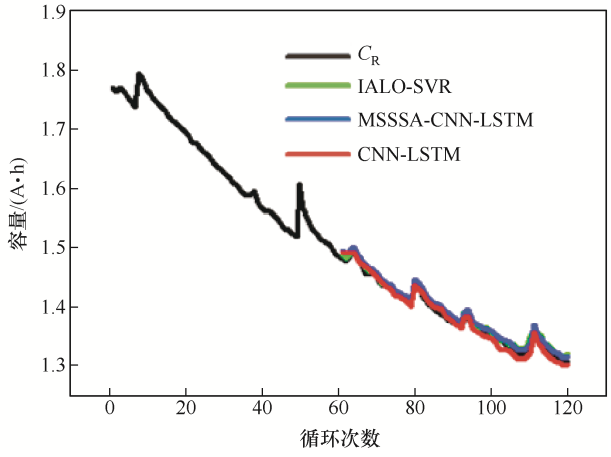
Tab. 5 Comparison of model parameter sensitivity analysis results

参数配置		NCR18650B		B0005		B0006		B0007	
		$(1-E_{MAE})$/%	$(1-E_{RMSE})$/%	$(1-E_{MAE})$/%	$(1-E_{RMSE})$/%	$(1-E_{MAE})$/%	$(1-E_{RMSE})$/%	$(1-E_{MAE})$/%	$(1-E_{RMSE})$/%
批量大小：15 LSTM：200	卷积核大小：1	98.74	82.90	88.77	87.96	93.75	92.83	88.78	87.76
	卷积核大小：2	99.29	99.16	99.47	99.37	99.15	98.93	99.47	99.38
	卷积核大小：3	96.36	96.10	96.36	96.15	99.36	99.22	95.90	95.52
批量大小：15 卷积核大小：2	LSTM：150	97.85	97.57	98.16	97.94	98.94	98.69	98.17	97.91
	LSTM：250	96.09	95.87	97.12	96.89	98.17	97.83	97.46	97.20
卷积核大小：2 LSTM：200	批量大小：10	98.32	98.23	98.80	98.69	99.31	99.14	98.97	98.85
	批量大小：20	97.68	97.48	97.34	97.19	99.27	99.07	96.97	96.77

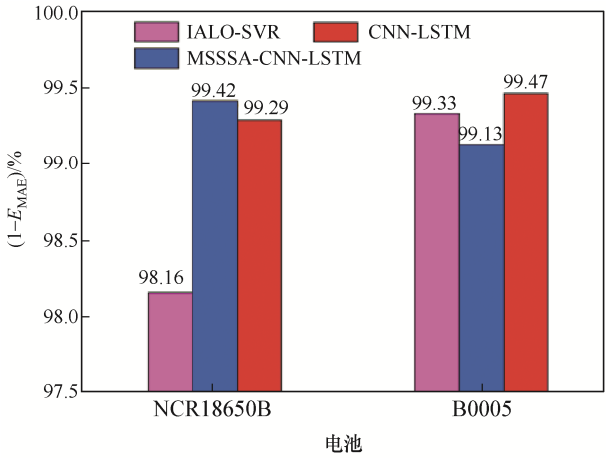
为了进一步提升 CNN-LSTM 模型在退役动力电池应用中的适应性和扩展性，未来的研究应考虑



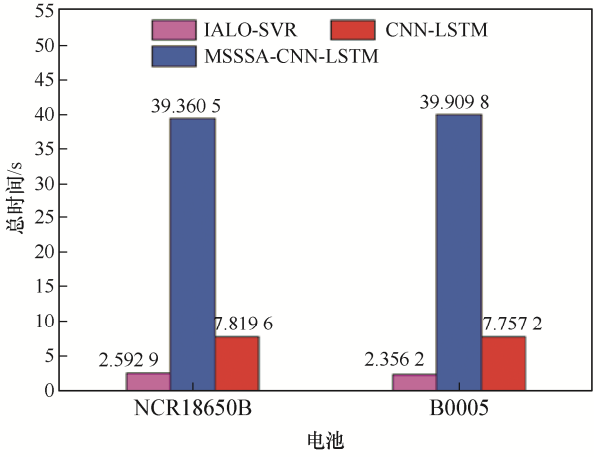
(a) 在NCR18650B电池上的估计曲线对比



(b) 在B0005电池上的估计曲线对比



(c) 估计结果对比



(d) 估计总时间对比

图 7 3 种模型的电池容量估计结果对比

Fig. 7 Comparison of battery capacity estimation results using three models

更细致的场景差异性优化，尤其是储能系统和低速电动车这 2 个领域。由于这 2 个场景的特点差异较大，模型的表现可能会受到不同环境因素的显著影响。当前的模型验证主要基于实验室恒温条件，未考虑实际应用中可能出现的温度波动、不规则充放电等复杂因素，因此其在真实环境中的表现可能存在一定的局限性。在储能系统中，电池的性能衰退特征和容量预测的准确率是影响模型可靠性的关键因素。由于储能系统往往需要长时间稳定运行，电池衰退过程和 SOH 对系统的整体性能起着决定性作用。因此，提升模型在储能系统中的表现效果需要特别关注如何精确建模电池的老化过程，并在此基础上优化容量预测精度。此外，储能系统的负载波动、充放电周期等因素，也需要在模型设计中充分考虑，以确保其在多样化使用条件下的可靠性。对于低速电动车应用，除了考虑温度波动、负载变化等环境因素，还应考虑更多实际场景下的变量，如驾驶习惯、电池充放电模式及不同道路条件对电池性能的影响。因此，未来的优化方向应包括设计更为灵活的模型框架，并在实际应用中进行更全面的验证，同时需要充分考虑温度波动、不规则充放电及其他环境因素对模型表现的影响，以提升模型在实际应用场景中的适应性和准确性。

4　结论

本文提出了基于 CNN-LSTM 的模型，为了减小模型计算量、提高估计精度，并使参数易于提取，通过在 T_V 的基础上继续增加输入特征参数来提高模型的准确性和稳定性。同时比较了单输入特征参数及不同特征参数组合作为模型输入参数所达到的估计效果，并将此方法在 NCR18650B 和 NASA 电池数据集上进行了验证。通过调整训练集和测试集的比例优化训练资源占比，以期提高模型在评估退役电池寿命时的效率。主要结论如下。

(1)本文通过综合考虑模型计算量、估计精度及参数易于提取性，在不显著增加计算资源的前提下，引入 T_V、T_T 和 T_C 用于电池的寿命评估。结果表明，这 3 种参数作为模型输入特征能全面反映电池老化情况，并精准拟合容量衰减曲线。在以电池前 75、85、95 次充放电循环数据作为模型训练集时，2 种三元锂电池的容量估计 MAE 均小于 5 mA·h，RMSE 均小于 0.6%。

(2)在保证模型对退役电池寿命评估的准确性和稳定性均高于 99.00%的前提下，将电池总充放电循环次数的前 50%作为模型训练集是一种有效的策略，能够显著提高电池寿命评估效率，确保估计结果的可靠性。

(3)后续研究将重点关注 CNN-LSTM 模型在不同应用场景中的适应性优化，提升其对环境变化和电池衰退的应对能力，从而进一步提高估计精度和稳定性。

参考文献：

[1] 宋健正, 刘洋, 崔来熙, 等. 基于 IGWO-MKELM 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2023, 21(1): 168-176.
Song Jianzheng, Liu Yang, Cui Laixi, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on improved grey wolf optimization multiple kernel extreme learning machine [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(1): 168-176. (in Chinese)

[2] Li Yongsheng, Garg A, Shevya S, et al. A hybrid convolutional neural network-long short term memory for discharge capacity estimation of lithium-ion batteries [J]. Journal of Electrochemical Energy Conversion and Storage, 2022, 19(3): 030901.

[3] Braco E, San Martín I, Sanchis P, et al. State of health estimation of second-life lithium-ion batteries under real profile operation [J]. Applied Energy, 2022, 326: 119992.

[4] 张若可, 郭永芳, 余湘媛, 等. 基于数据驱动的锂离子电池 RUL 预测综述[J]. 电源学报, 2023, 21(5): 182-190.
Zhang Ruoke, Guo Yongfang, Yu Xiangyuan, et al. Review of data-driven RUL prediction for lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(5): 182-190. (in Chinese)

[5] Zhang Wei, Ma Fenfen, Guo Sibei, et al. A model cathode for mechanistic study of organosulfide electroch-

emistry in Li-organosulfide batteries [J]. Journal of Energy Chemistry, 2022, 66: 440-447.

[6] Wang Yujie, Tian Jiaqiang, Sun Zhendong, et al. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 131: 110015.

[7] Wang Shunli, Ren Pu, Takyi-Aninakwa P, et al. A critical review of improved deep convolutional neural network for multi-timescale state prediction of lithium-ion batteries [J]. Energies, 2022, 15(14): 5053.

[8] 徐佳宁, 倪裕隆, 朱春波. 基于改进支持向量回归的锂电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3693-3704.
Xu Jianing, Ni Yulong, Zhu Chunbo. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on improved support vector regression [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3693-3704. (in Chinese)

[9] 王瑞洁, 惠周利, 杨明. 基于间接健康指标的高斯过程回归对锂电池 SOH 预测[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(2): 560-569.
Wang Ruijie, Hui Zhouli, Yang Ming. Gaussian process regression based on indirect health indicators for SOH estimation of lithium battery [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(2): 560-569. (in Chinese)

[10] Shahid F, Zameer A, Muneeb M. A novel genetic LSTM model for wind power forecast [J]. Energy, 2021, 223: 120069.

[11] Rincón-Maya C, Guevara-Carazas F, Hernández-Barajas F, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery using ICC-CNN-LSTM methodology [J]. Energies, 2023, 16(20): 7081.

[12] 吴疆颢, 单锦航, 王宁, 等. 基于电化学阻抗谱的 parallel CNN-DAM-BiLSTM 锂电池容量估计[J]. 电源技术, 2025, 49(8): 1671-1680.
Wu Jianghao, Shan Jinhang, Wang Ning, et al. EIS-based parallel CNN-DAM-BiLSTM capacity estimation for lithium-ion batteries [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(8): 1671-1680. (in Chinese)

[13] 王庭华, 鄢博, 吴静云, 等. 基于 HPO-LSTM 网络的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(1): 225-232.
Wang Tinghua, Yan Bo, Wu Jingyun, et al. State-of-health estimation for lithium-ion battery based on hunter-prey optimizer algorithm and long short-term memory neural network [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 225-232. (in Chinese)

[14] Zhang Xinghong, Xu Yi, Gong Zehao. A feature fusion optimization algorithm for predicting the remaining useful life of lithium-ion batteries [J]. Energy Reports, 2023, 9: 142-153.

[15] Yu Annuo, Wang Qingsong, Dong Xiaofeng, et al. Remaining useful life prediction of Li-ion batteries using an improved CNN-LSTM model [C]// 2023 IEEE 2nd International Power Electronics and Application Symposium (PEAS). Guangzhou, China, 2024: 1164-1169.

[16] 陈赐阳, 陈德旺. 基于 CNN-LSTM 的锂电池剩余寿命(RUL)间接预测研究[J]. 电源技术, 2021, 45(5): 589-594.
Chen Ciyang, Chen Dewang. Research on indirect prediction of lithium battery RUL based on CNN-LSTM [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(5): 589-594. (in Chinese)

[17] 黄晓凡, 李佳瑞, 秦玉文, 等. 基于多尺度 CNN 和残差 LSTM 网络的储能电站 SOC 估计[J]. 电源学报, 2026, 24(1): 233-241.
Huang Xiaofan, Li Jiarui, Qin Yuwen, et al. Estimation of State-of-charge in energy storage plant based multi-scale CNN and residual LSTM network [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 233-241. (in Chinese)

[18] Taye M M. Theoretical understanding of convolutional neural network: Concepts, architectures, applications, future directions [J]. Computation, 2023, 11(3): 52.

[19] Qian Cheng, Xu Binghui, Chang Liang, et al. Convolutional neural network based capacity estimation using random segments of the charging curves for lithium-ion batteries [J]. Energy, 2021, 227: 120333.

[20] Khan A, Fouda M M, Do D T, et al. Short-term traffic prediction using deep learning long short-term memory: Taxonomy, applications, challenges, and future trends [J]. IEEE Access, 2023, 11: 94371-94391.

[21] 王旭, 胡明茂, 宫爱红, 等. 基于 CEEMDAN-IGWO-

(下转第 223 页)

[12] Wei Zhongbao, Song Ruoyang, Ji Dongxu, et al. Hierarchical thermal management for PEM fuel cell with machine learning approach [J]. Applied Thermal Engineering, 2024, 236: 121544.

[13] 赵洪山，潘思潮，马利波，等. 基于分类回放双延迟贝叶斯深度确定性策略梯度的燃料电池温度控制[J]. 电工技术学报, 2024, 39(13): 4240-4256.
Zhao Hongshan, Pan Sichao, Ma Libo, et al. Control of fuel cell temperature based on classified replay twin delayed Bayesian deep deterministic policy gradient [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(13): 4240-4256. (in Chinese)

[14] Zou Wenjiang, Kim Y B. Temperature control for a 5 kW water-cooled PEM fuel cell system for a household application [J]. IEEE Access, 2019, 7: 144826-144835.

[15] 吴延波，韩志伟，王惠，等. 基于双延迟深度确定性策略梯度的受电弓主动控制[J]. 电工技术学报，2024, 39(14): 4547-4556.
Wu Yanbo, Han Zhiwei, Wang Hui, et al. Active pantograph control of deep reinforcement learning based on double delay depth deterministic strategy gradient [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(14): 4547-4556. (in Chinese)

[16] Rohendi D, Majlan E H, Mohamad A B, et al. Effects of temperature and backpressure on the performance degradation of MEA in PEMFC [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2015, 40(34): 10960-10968.



范一兴

作者简介：

范一兴(1994—)，男，硕士研究生。研究方向：燃料电池水热管理系统控制策略。E-mail：fanyixing2022@163.com。

田国富(1968—)，男，博士，教授。研究方向：工程车辆及装备的设计与分析技术。E-mail：tianguofu@126.com。

吴子尧(1986—)，男，中国电源学会会员，通信作者，博士。研究方向：氢燃料电池检测，水电解制氢。E-mail：wzy-1986520@163.com。

(责任编辑：孙美菊)

(上接第 174 页)

CNN-BiLSTM 模型的锂电池剩余寿命预测[J]. 电源技术, 2025, 49(5): 991-1005
Wang Xu, Hu Mingmao, Gong Aihong, et al. Remaining life prediction of lithium battery based on CEEMDAN-IGWO-CNN-BiLSTM models [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(5): 991-1005 (in Chinese)

[22] 宁雪峰，石正禄，许加柱. 基于健康因子和 PSO-LSTM 的锂离子电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(2): 223-232.
Ning Xuefeng, Shi Zhenglu, Xu Jiazhu. State-of-health estimation of lithium-ion batteries based on health factors and PSO-LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(2): 223-232. (in Chinese)

[23] 张梦迪，刘洋，陈健，等. 基于 ISSA-GPR 的锂离子电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(2): 233-243.
Zhang Mengdi, Liu Yang, Chen Jian, et al. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on ISSA-GPR [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(2): 233-243. (in Chinese)



李海军

作者简介：

李海军(2000—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：退役车用动力电池寿命评估及梯次利用。E-mail：1278676376@qq.com。

吴子尧(1986—)，男，中国电源学会会员，通信作者，博士，讲师。研究方向：氢燃料电池检测，车用动力电池及储能电池检测，水电解制氢。E-mail：wzy-1986520@163.com。

王浩(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池状态估计。E-mail：1264295639@qq.com。

(责任编辑：耿越)