DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.5.270 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于残差连接和 Conv-LSTM 的锂离子电池 SOH 估算

周奔滔[1,2]，陶吉利[2]，王清松[2]
(1.江西理工大学电气工程与自动化学院，赣州 341000；2.浙大宁波理工学院信息科学与工程学院，宁波 315000)

摘要：锂离子电池常被用作储能元件以实现电能的存储和使用，精确地估算其健康状态 SOH(state-of-health)可以为电池的实际使用提供理论依据。然而，SOH 无法被直接测量。为了准确且便捷地估算锂离子电池 SOH，从数据驱动法的角度提出 1 种基于残差连接和卷积长短时记忆 Conv-LSTM(convolutional long short-term memory)网络的锂离子电池 SOH 估算模型。该方法基于残差连接、Conv-LSTM 和卷积神经网络，利用锂离子电池充电过程中的电压、电流和容量，实现锂离子电池使用周期内的 SOH 估算。在多个电池测试数据集上的实验结果表明，与多种估算效果较好的现有模型相比，基于残差连接和 Conv-LSTM 的 SOH 估算模型具有更精准的估算结果，测试集 SOH 估算的最大相对误差 MAX PE(maximum percentage error)和平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)分别小于 3.3%和 1.7%。

关键词：锂离子电池；健康状态估算；残差连接；卷积长短时记忆网络

SOH Estimation of Lithium-ion Battery Based on Residual Connection and Conv-LSTM

ZHOU Bentao[1,2], TAO Jili[2], WANG Qingsong[2]
(1. College of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China; 2. School of Information Science and Engineering, NingboTech University, Ningbo 315000, China)

Abstract: Lithium-ion batteries are usually taken as energy storage components to realize the storage and utilization of electrical energy, and an accurate estimation of their state-of-health (SOH) can provide a theoretical basis for their actual applications. However, SOH is difficult to measure directly. To estimate the SOH of lithium-ion batteries accurately and conveniently, a model for estimating the SOH of lithium-ion batteries is proposed based on residual connection and convolutional long short-term memory (Conv-LSTM) networks from the perspective of data driven. This method is based on residual connection, Conv-LSTM and convolutional neural networks, and it uses the voltage, current and capacity during the charging process of a lithium-ion battery to realize the SOH estimation in its service cycle. The experimental results on multiple battery test datasets show that compared with those of the existing models with better estimation effects, the estimation result of the SOH estimation model based on residual connection and Conv-LSTM was more accurate, and the maximum percentage error and mean absolute percentage error of SOH estimation on the test dataset were less than 3.3% and 1.7%, respectively.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-health (SOH) estimation; residual connection; convolutional long short-term memory (Conv-LSTM) network

收稿日期：2022-10-18；**修回日期**：2022-12-05；**录用日期**：2022-12-28；**网络首发日期**：2023-03-01
基金项目：浙江省自然科学基金资助项目(LY19F030009)
This work is supported by the Zhejiang Province Natural Science Fund under the grant LY19F030009

锂离子电池的性能会在其使用生涯中不断降低，而锂离子电池健康状态 SOH(state-of-health)可以作为锂离子电池老化状态的定量衡量标准，需要持续的检测、诊断和管理，并为锂离子电池的实际使用提供理论依据[1-3]。目前，锂离子电池 SOH

估算方法主要包括构建物理模型法和数据驱动法。基于锂离子电池内部的反应机理构建物理模型再通过电池历史数据辨识物理模型参数的方法虽然具有较好的可解释性，但受到模型精度和参数准确度 2 个方面的制约，难以在电池管理系统 BMS(battery management system)中部署实施。同时，基于数据驱动的方法能够将锂离子电池 SOH 估算归纳为回归预测问题，构建出输入–输出之间的非线性化模型，具有估算精度高、自适应能力强、能够实时估计等优点，更适合在 BMS 中实际运用[4]。

目前，已经有多种研究通过数据驱动的算法对 SOH 进行估算，其中包括机器学习算法中的支持向量回归 SVR(support vector regression)。Feng 等[5]提出了 1 种将增量容量分析和 SVR 相结合的锂离子电池 SOH 估计算法；徐宏东等[6]提出 1 种基于证据推理规则和布谷鸟搜索的 SVR 模型来预测电池剩余寿命；宋健正等[7]提出 1 种改进灰狼优化多核极限学习机预测方法对电池性能进行预测。然而，SVR 类方法是通过核函数对数据集进行先验表达，再凭先验假设挖掘数据间的关系，估算性能优劣主要取决于核函数的选取，具有一定的随机性。

神经网络 NN(neural network)可以更深层次地挖掘数据之间的非线性关系，受到了广泛关注。王雪等[8]结合布谷鸟搜索算法与 NN，实现 SOH 估算；李超然等[9]采用卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)验证了一维卷积对循环内输入特征出色的提取能力；王英楷等[10]先采用 CNN 对电池循环内特征进行提取，再通过长短时记忆 LSTM(long short-term memory)网络以把握电池循环间的特征变换趋势，最终取得了较好的 SOH 估算结果；孙静等[11]通过鱼鹰优化算法优化双向门控循环单元网络进行 SOH 预测。

现有研究在采用 NN 来建立电池特征和 SOH 之间的映射关系时，往往采用先提取循环内输入特征再考虑循环间时序特征的网络架构。当负责特征提取的运算模块和负责挖掘时序特征的运算模块先后进行计算时，前者的改变会导致后者需要重新训练，造成了训练上的困难。因此，需要对网络进行繁琐的超参数优化，影响了在线应用。本文引入了卷积长短时记忆 Conv-LSTM(convolutional long short-term memory)网络，在 1 个网络模块中同时实现了循环内特征提取和循环间时序特征挖掘，避免了繁琐的超参数优化，提升了计算效率，同时提高了估计精度。

基于以上研究，本文提出了 1 种基于残差连接和 Conv-LSTM 的锂离子电池 SOH 估算方法。该算法首先应用 Conv-LSTM 获得电池循环间的数据特征，再将所获得的时序特征与输入做 1 次拼接并送入 CNN 中得到输出的 SOH 值，最后在多个数据集上进行实验验证。

1　基于残差连接和 Conv-LSTM 的估算方法

1.1　整体模型

本文所设计的网络具体结构如图 1 所示。输入经过 Conv-LSTM 网络获得输出，此输出会与输入进行拼接再送入网络，以形成残差映射。此后，数据经过一维卷积对特征进行再次提取，最后通过全连接层把输出整合。

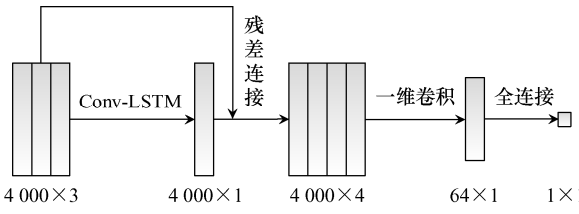


图 1　网络结构

Fig. 1 Network structure

本文把 Conv-LSTM 运用于 SOH 估算，在 1 个模块中同时提取充放循环间与循环内的 2 种时间特征，然后将 Conv-LSTM 产生的输出与输入进行 1 次拼接，对 3 种时间特征进行进一步挖掘。残差连接可以有效降低模型的内在复杂度。因此，相比于同等规模的其他模型，本模型可以有效减少过拟合现象，且利于网络的训练。

1.2 卷积长短时网络

锂离子电池的充放特征包含了 2 种时间信息，如图 2 所示。在 1 次充电周期内，同一颜色曲线代表同一循环内电流、电压、容量随时间的变化过程，定义为循环内的时序信息；曲线颜色由浅变深的整体偏移，表示随着电池循环次数的增加，充电截止电压等特征存在整体偏移的趋势，此为循环间的时序特征。传统 LSTM 在处理该数据时的主要缺点是其在输入到隐藏层和隐藏层迭代的过程中使用完全连接层，未对充放循环内的时间信息进行编码。为了克服这个问题，本文设计了 1 个一维卷积算子内核的 Conv-LSTM。

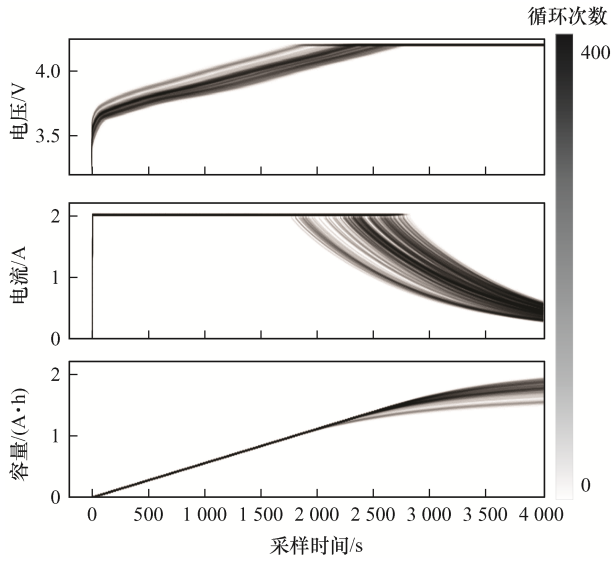


图 2 输入特征曲线

Fig. 2 Curves of input characteristics

Conv-LSTM 是 1 种热门的神经网络算法，其最初提出是为了解决时空类预测问题，如雷达图降雨预测、视频预测等。例如，Hu 等[12]将 Conv-LSTM 和注意力机制相结合用于大规模交通速度预测；Tang 等[13]提出了 1 种基于 Conv-LSTM 的视频显著度显示方法。Conv-LSTM 的核心本质与 LSTM 一样，将上一层的输出作为下一层的输入。两者之间的差异点在于，加上卷积操作之后，在 1 个模块中既可以得到循环间的时序特征，又可以像卷积层一样对循环内的时序特征进行编码。输入数据中的电压、电流、容量均是随时间变化的一维时序数据，且这些时序数据对应 1 个相同的 SOH。输入数据局部范围内具有相同特性的特点与一维卷积局部连接、权值共享的特点恰好对应。其中，局部连接的特点使得卷积核仅学习局部范围内的数据特征，权值共享的特点使得卷积核对局部范围内的数据提取相同的特性，即局部数据具有相同的权值参数[7]。此外，卷积核滑动的特点也对应电压、电流、容量随时间变化的时序性。

Conv-LSTM 具体运算步骤为

$$f_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{xf}*X_t+\boldsymbol{W}_{hf}*H_{t-1}+\boldsymbol{W}_{cf}\circ C_{t-1}+\boldsymbol{b}_f) \quad (1)$$

$$i_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{xi}*X_t+\boldsymbol{W}_{hi}*H_{t-1}+\boldsymbol{W}_{ci}\circ C_{t-1}+\boldsymbol{b}_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t=\tanh(\boldsymbol{W}_{xc}*X_t+\boldsymbol{W}_{hc}*H_{t-1}+\boldsymbol{b}_c) \quad (3)$$

$$C_t=f_t\circ C_{t-1}+i_t\circ\tilde{C}_t \quad (4)$$

$$o_t=\sigma(\boldsymbol{W}_{xo}*X_t+\boldsymbol{W}_{ho}*H_{t-1}+\boldsymbol{W}_{co}\circ C_t+\boldsymbol{b}_o) \quad (5)$$

$$H_t=o_t\circ\tanh(C_t) \quad (6)$$

式中：f_t 为遗忘门；X_t 为当前的输入；H_{t-1} 为先前的隐藏层输出；C_{t-1} 为先前的记忆元输出；i_t 为输入门；$\tilde{C}_t$ 为候选记忆元；o_t 为输出；$\boldsymbol{W}_{xf}$、$\boldsymbol{W}_{hf}$、$\boldsymbol{W}_{cf}$、$\boldsymbol{W}_{xi}$、$\boldsymbol{W}_{hi}$、$\boldsymbol{W}_{ci}$、$\boldsymbol{W}_{xc}$、$\boldsymbol{W}_{hc}$、$\boldsymbol{W}_{xo}$、$\boldsymbol{W}_{ho}$、$\boldsymbol{W}_{co}$ 为权重参数矩阵，这些矩阵是模型需要学习的核心参数，决定了信息如何流动和转换；$\boldsymbol{b}_f$、$\boldsymbol{b}_i$、$\boldsymbol{b}_c$、$\boldsymbol{b}_o$ 为偏置参数向量，是模型中另一类可学习参数，为门控机制提供基础偏移量，确保模型能在不同输入情况下维持合理的激活水平；σ 为 sigmoid 激活函数；$*$ 代表卷积算子；$\circ$ 代表 hadamard 积。

1.3 残差连接

原始数据经过 Conv-LSTM 后，得到包含循环内、循环间的时序特征。在此之后，仅增加后续神经网络的层数并不能较好地提高网络性能，故引入残差连接，如图 3 所示。

假设网络原始输入为 $\boldsymbol{x}$，残差块函数为 $h(\boldsymbol{x})$，后续网络函数为 $f(\boldsymbol{x})$，则进入后续网络之前网络所需拟合的理想函数为 $g(\boldsymbol{x})$。若不在神经网络中加入残差连接，如图 3(a)所示，图中虚线部分需拟合该映射 $g(\boldsymbol{x})$，即 $h(\boldsymbol{x})=g(\boldsymbol{x})$；加入残差连接，如图 3(b)所示，图中虚线部分需拟合出残差映射 $g(\boldsymbol{x})-\boldsymbol{x}$，即 $h(\boldsymbol{x})=g(\boldsymbol{x})-\boldsymbol{x}$。

神经网络难以自发地将不需要的模块主动训

练成恒等映射，但当神经网络变得更深时，网络过强的表达能力需要其主动将后续层训练为恒等映射。若以恒等映射作为希望学习的理想映射，在引入残差连接后，当网络将如图 3(b)中虚线部分内的加权运算的权重和偏置参数设置为 0 时，那么输入映射即为恒等映射。实际中，当理想映射接近于恒等映射时，残差映射也易于捕捉类恒等映射的细微波动，即输入与残差之间的关系相较于输入与输出之间的关系更易表示。而且，残差映射在实际训练中往往更容易优化。

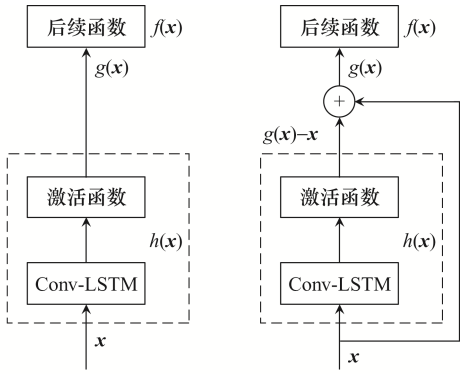


图 3　残差连接示意

Fig. 3 Schematic of residual connection

2　数据来源与模型分析

2.1 输入数据选取

实验所使用的数据集与 Tang 等[14]使用的数据集相同。该数据集选取额定容量为 3 A·h 的 SONY US18650VTC6 锂离子电池，在室温 25℃下，采集锂离子电池循环时的样本数据，并记录对应的 SOH 标签。该实验采用广泛使用的恒流−恒压充电策略对给定的电池进行充电，并采用恒流放电方式消耗电池容量。

数据集中每份数据分别为输入 $\boldsymbol{x}$ 和作为标签的 SOH 数值。其中输入 $\boldsymbol{x}$ 为 $m\times n$ 的矩阵，m 代表充电周期的数据样本数，n 代表输入变量数。在本项目中，$m=4\,000$，每个周期从充电曲线中离散采样 4 000 个数据，采样周期为 1 s；$n=3$，代表有 3 个输入变量分别为电压、电流和容量。

其中，电压和电流可以在电池的充电周期内直接测量，而容量则通过在给定的部分充电周期内对充电电流进行积分，使用安培小时积分法计算。输入具体形式为

$$\boldsymbol{x}=\begin{bmatrix} V_1 & I_1 & C_1 \\ V_2 & I_2 & C_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{4\,000} & I_{4\,000} & C_{4\,000} \end{bmatrix}_{4\,000\times 3} \tag{7}$$

电池老化试验共有 t 个周期，每个周期都有 $m\times n$ 的矩阵，故整体数据集输入为 $t\times m\times n$ 的张量；每个周期的输入 $\boldsymbol{x}$ 均有 1 个与其相匹配的1×1的矩阵作为标签，故整体数据集标签为 $t\times 1\times 1$的张量。作为标签的 SOH 值是从容量角度定义的。

2.2 模型训练步骤

训练的初始过程中，Conv-LSTM 的初始隐藏层均为 0。每一时间步中，模型的输入为当前时间步的输入、上一时间步的隐藏层，并会产生当前时间步的隐藏层。通过隐藏层的不断迭代，模型能获取锂离子电池循环间的特征，再将特征与当前时间步的输入进行拼接，共同送入一维卷积中。网络通过残差块提取循环间的特征后，通过一维卷积和全连接层进行后续处理。网络具体流程及参数设置见表 1。

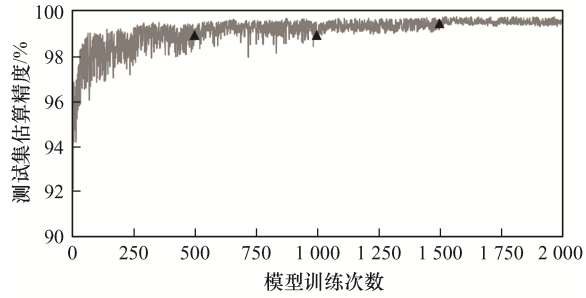
表 1　神经网络结构

Tab. 1 Structure of neural network

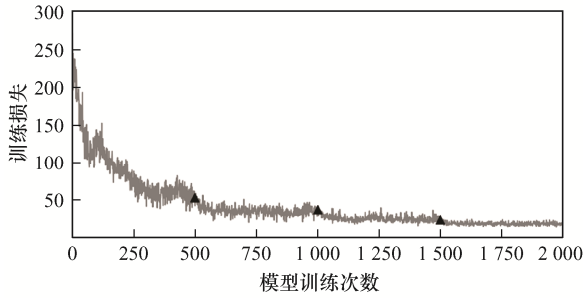
参数	设置
层数	5
输入	电压、电流、容量(4 000×3)
输出	锂离子电池 SOH
第 1 层	Conv-LSTM-隐藏层 4 000
第 2 层	CNN(4×4)@8 & 最大池化 4
第 3 层	CNN(2×8)@16 & 最大池化 2
第 4 层	全连接层 输入 1 024——输出 64
第 5 层	全连接层 输入 64——输出 1

数据集按照 80 %、20 % 的比例划分为训练集、测试集。采用的损失函数为均方根误差 RMSE(root mean square error)，采用的优化算法为 Adam 算法，初始学习率设置为1×10^{-5}，总训练轮次为 2 000 轮，每训练 500 轮学习率降低 1/2。测试集估算精度如

图 4(a)所示，训练集损失结果如图 4(b)所示。



(a)测试集估算精度



(b)训练集损失结果

图 4 训练过程参数变化

Fig. 4 Changes in parameters during training process

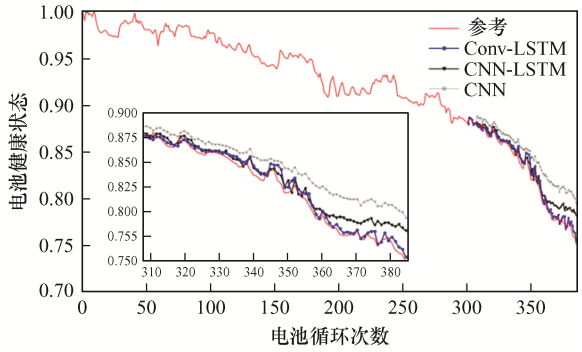
由图 4 可见，随着训练的进行，训练集的损失逐渐降低，测试集的估算精度逐渐升高。图中标记点是学习率发生改变的轮次，随着学习率的降低，所训练的模型在获得提升的基础上表现更加稳定。

3 实验设计与实验结果

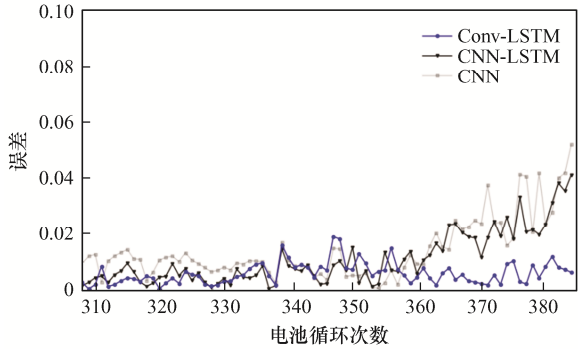
3.1 数据集 SOH 估算结果

为了验证本文提出的基于残差连接和 Conv-LSTM 的锂离子电池 SOH 估算方法的有效性，展示了数据的估算结果。测试硬件包括：CPU(Intel Core i5-9400)、GPU(NVIDIA GeForce 2070 8GB)、RAM(16 GB)；测试环境为 Python 语言下的 PyTorch 环境。

为了验证所提方法的具体效果，将所训练的网络与参数运算规模总量相近的 CNN、CNN-LSTM 网络进行对比，对比的网络架构参考文献[9-10]，且取得了与文献相近的预测结果。样本估算结果对比如图 5(a)所示，测试集误差对比如图 5(b)所示，不同模型估算性能对比见表 2。



(a)样本估算结果对比



(b)测试集误差对比

图 5 基于常规数据集的 SOH 估算结果

Fig. 5 SOH estimation results on conventional dataset

表 2 基于常规数据集的不同模型估算性能对比

Tab. 2 Comparison of estimation performance among different models on conventional dataset

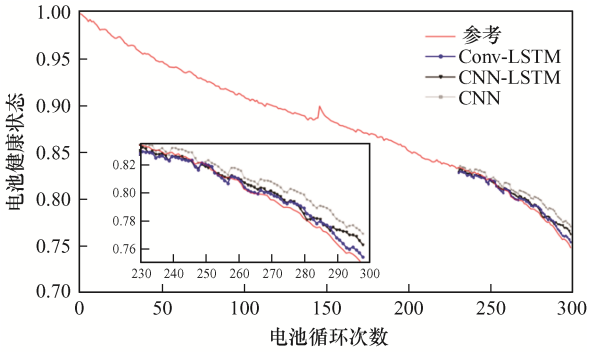
衡量指标	Conv-LSTM	CNN-LSTM	CNN
MAX PE/%	1.869 4	4.072 5	5.140 1
MAPE/%	0.556 9	1.950 7	1.348 0

由图 5 和表 2 可知，随着循环次数增加，3 种网络均识别出了 SOH 的整体下降趋势，且识别出容量再生导致的 SOH 曲线局部上升。3 种网络中，CNN 展现出了较好的序列拟合能力，但由于失去了循环间信息的传递，导致电池循环后期模拟失真。CNN-LSTM 取得的效果好于单纯的 CNN，但后期依旧无法准确拟合。本文所提出的方法，在计算规模相近的情况下，误差值除个别数据点外，均低于其他方法，各项评价指标均优于其他方法。

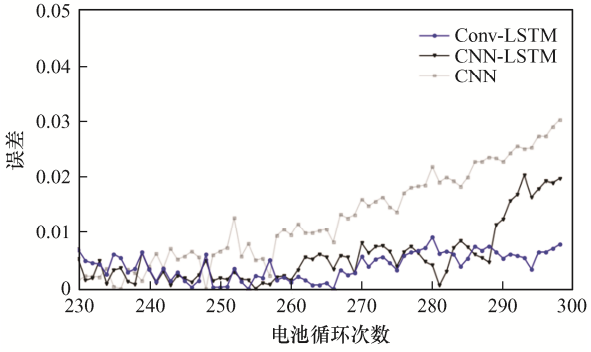
3.2 过充-过放数据集 SOH 估算结果

为了进一步验证模型的泛化性，本节选取过充-过放数据集。过充-过放数据集为同类型电池，在电池过充、过放情况下制成，在正常老化情况下，

电池的 SOH 在约 400 次循环后达到 75%，而在加速老化下，300 次循环 SOH 就达到了相同的值。将过充−过放数据集载入该模型，具体而言，所采集的数据集输入形状、类型均与 2.1 节中保持一致，所采用的模型结构和训练参数均与 2.2 节中保持一致，所得样本估算结果和误差分别如图 6(a)和(b)所示，不同模型估算性能对比见表 3。



(a)过充−过放样本估算结果对比



(b)过充−过放测试集误差对比

图 6　基于过充−过放数据集的 SOH 估算结果

Fig. 6 SOH estimation results on overcharge-overdischarge dataset

表 3　基于过充−过放数据集的不同模型估算性能对比

Tab. 3 Comparison of estimation performance among different models on overcharge-overdischarge dataset

衡量指标	Conv-LSTM	CNN-LSTM	CNN
MAX PE/%	0.914 3	2.033 3	3.020 8
MAPE/%	0.478 3	0.619 1	1.767 2

由图 6 和表 3 可知，进行测试的网络均可以识别出过充−过放模式下电池 SOH 整体的逐渐下降趋势。此外，Conv-LSTM 相较于 CNN，由于多考虑了循环间的时间信息，后期失真现象减少；Conv-LSTM 相较于 CNN-LSTM，能够学习到容量衰退的特征细节，估算效果总体变好。

3.3 NASA 数据集 SOH 估算结果

为了进一步验证本文所提方法在温度、放电电流改变情况下的适用性，本节在 NASA 数据集上对该方法进行应用。所采用的 NASA 数据集共包含 2 块锂离子电池的测试数据，具体参数见表 4。

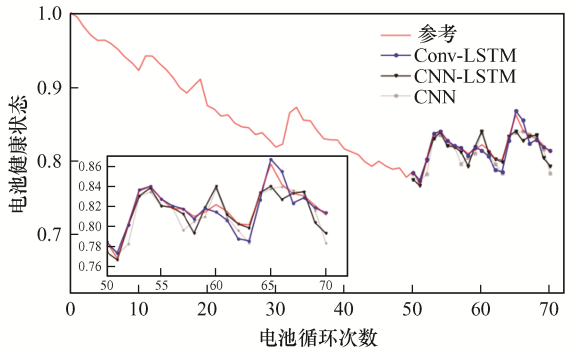
表 4　NASA 数据集测试参数

Tab. 4 Test parameters of NASA dataset

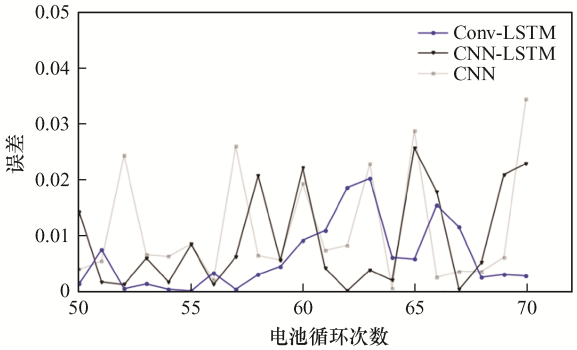
数据集	温度/℃	型号	容量/(A·h)	充电	放电
NASA-B0048	4	LG Chem18650	2.1	CC-CV 1.5 A-4.2 V	CC 1 A-2.7 V
NASA-B0056	4	LG Chem18650	2.1	CC-CV 1.5 A-4.2 V	CC 2 A-2.7 V

选取对应电池恒流−恒压充电中电压、电流、温度曲线作为网络的输入，其中 B0048 样本估算结果和误差分别如图 7(a)和(b)所示，B0056 样本估算结果和误差分别如图7(c)和(d)所示，不同模型估算性能对比见表 5。

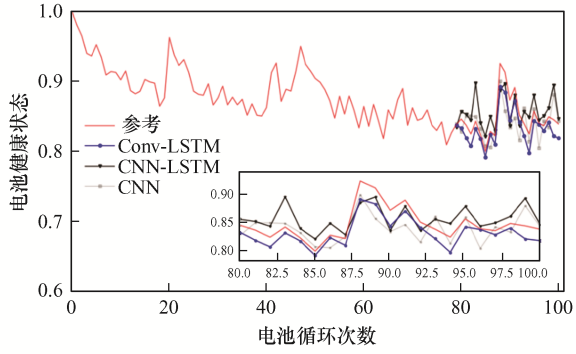
由图 7 和表 5 可知，本文所提出的 SOH 估算方法在 NASA-B0048 和 NASA-B0056 数据集上，



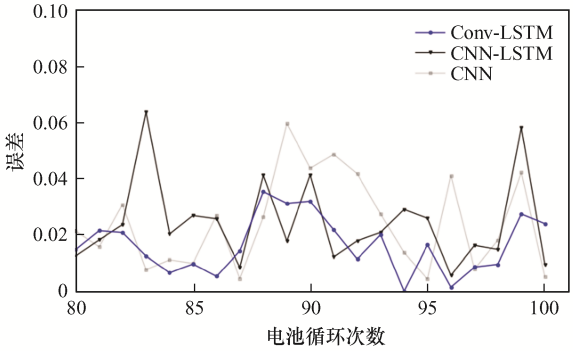
(a)B0048样本估算结果对比



(b)B0048测试集误差对比



(c)B0056样本估算结果对比



(d)B0056测试集误差对比

图 7 基于 NASA 电池数据集的 SOH 估算结果

Fig. 7 SOH estimation results on NASA battery dataset

表 5 基于 NASA 电池数据集的不同模型估算性能对比

Tab. 5 Comparison of estimation performance among different models on NASA battery dataset

数据集	衡量指标	Conv-LSTM	CNN-LSTM	CNN
NASA-B0048	MAX PE/%	1.857 3	2.286 8	3.441 3
	MAPE/%	0.553 6	0.886 6	1.060 4
NASA-B0056	MAX PE/%	3.274 7	6.387 6	5.973 8
	MAPE/%	1.653 8	2.227 0	2.224 8

均能实现较高的 SOH 估算精度。然而，由于 NASA 数据集在测试中会穿插进行交流阻抗谱测试、数据集训练样本数量少、容量再生现象较明显等原因，所估算的 SOH 会产生个别误差较大的异常点，但整体估算精度依然为 3 类方法中最高的。

4 结语

本文提出 1 种基于残差连接和 Conv-LSTM 的锂离子电池 SOH 估算方法。具体而言，本文以恒流−恒压充电周期内的特征作为 SOH 估算方法的输入，以从容量角度定义的 SOH 值作为输出。基于所测数据集的实验结果表明，相较于 CNN 和 CNN-LSTM，本文提出的方法在相同运算量的情况下估算精度更高。

参考文献：

[1] 陈港欣，孙现众，张熊，等. 高功率锂离子电池研究进展[J]. 工程科学学报, 2022, 44(4): 612-624.
Chen Gangxin, Sun Xianzhong, Zhang Xiong, et al. Progress of high-power lithium-ion batteries [J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44(4): 612-624. (in Chinese)

[2] 庞晓琼，王竹晴，曾建潮，等. 基于 PCA-NARX 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 北京理工大学学报, 2019, 39(4): 406-412.
Pang Xiaoqiong, Wang Zhuqing, Zeng Jianchao, et al. Prediction for the remaining useful life of lithium-ion battery based on PCA-NARX [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2019, 39(4): 406-412. (in Chinese)

[3] 马敬轩，赖铱麟，吕娜伟，等. 锂离子电池智能传感监测及预警技术[J]. 电工技术学报, 2025, 40(3): 941-963.
Ma Jingxuan, Lai Yilin, Lü Nawei, et al. Lithium-ion battery intelligent sensing monitoring and early warning technology [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(3): 941-963. (in Chinese)

[4] 胡晓亚，郭永芳，张若可. 锂离子电池健康状态估计方法研究综述[J]. 电源学报, 2022, 20(1): 126-133.
Hu Xiaoya, Guo Yongfang, Zhang Ruoke. Review of state-of-health estimation methods for lithium-ion battery [J] Journal of Power Supply, 2022, 20(1): 126-133. (in Chinese)

[5] Feng Xuning, Weng Caihao, He Xiangming, et al. Incremental capacity analysis on commercial lithium-ion batteries using support vector regression: A parametric study [J]. Energies, 2018, 11(9): 2323.

[6] 徐宏东，高海波，徐晓滨，等. 基于证据推理规则 CS-SVR 模型的锂离子电池 SOH 估算[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(4): 413-421.
Xu Hongdong, Gao Haibo, Xu Xiaobin, et al. State of health estimation of lithium-ion battery using a CS-SVR model based on evidence reasoning rule [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(4): 413-421. (in Chinese)

[7] 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)

[8] 王雪，游国栋，房成信，等. 基于 IMOCS-BP 神经网络的锂离子电池 SOH 估计[J]. 电源学报，2024, 22(1): 94-100.
Wang Xue, You Guodong, Fang Chengxin, et al. SOH estimation of lithium-ion battery based on IMOCS-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(1): 94-100. (in Chinese)

[9] 李超然，肖飞，樊亚翔，等. 基于卷积神经网络的锂离子电池 SOH 估算[J]. 电工技术学报, 2020, 35(19): 4106-4119.
Li Chaoran, Xiao Fei, Fan Yaxiang, et al. An approach to lithium-ion battery SOH estimation based on convolutional neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(19): 4106-4119. (in Chinese)

[10] 王英楷，张红，王星辉. 基于 1DCNN-LSTM 的锂离子电池 SOH 预测[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(1): 240-245.
Wang Yingkai, Zhang Hong, Wang Xinghui. Hybrid 1DCNN-LSTM model for predicting lithium ion battery state of health [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(1): 240-245. (in Chinese)

[11] 孙静，翟千淳. 基于融合特征和OOA-BiGRU的锂离子电池剩余使用寿命预测方法[J]. 电工技术学报，2025, 40(9): 2996-3012.
Sun Jing, Zhai Qianchun. A novel remaining useful life prediction method based on fusion feature and OOA-BiGRU for lithium-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(9): 2996-3012. (in Chinese)

[12] Hu Xiaojian, Liu Tong, Hao Xiatong, et al. Attention-based Conv-LSTM and Bi-LSTM networks for large-scale traffic speed prediction [J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 78(10): 12686-12709.

[13] Tang Yi, Zou Wenbin, Jin Zhi, et al. Multi-scale spatio-temporal conv-LSTM network for video saliency detection [C]// Proceedings of the 2018 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval. Yokohama, Japan, 2018: 362-369.

[14] Tang Xiaopeng, Zou Changfu, Yao Ke, et al. Aging trajectory prediction for lithium-ion batteries via model migration and Bayesian Monte Carlo method [J]. Applied Energy, 2019, 254: 113591.



周奔滔

作者简介：

周奔滔(1997—)，男，硕士研究生。研究方向：电池健康管理系统。E-mail：710991620@qq.com。

陶吉利(1978—)，女，通信作者，博士，教授。研究方向：多目标优化与深度学习。E-mail：tjl810@126.com。

王清松(2002—)，男，本科。研究方向：电池健康管理系统。E-mail：23812063920@qq.com。

(责任编辑：耿越)