DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.1.217　　**中图分类号**：TM912　　**文献标志码**：A

一种改进的 CNN-Seq2Seq 电池荷电与健康状态联合估计方法

张　宇，周天宇，张永康，吴铁洲
(湖北工业大学电气与电子工程学院，武汉 430068)

摘要：为保证电动汽车长期安全稳定运行，降低锂电池故障率，针对电动汽车电池管理系统能否精准有效地检测电池荷电状态 SOC(state-of-charge)与电池健康状态 SOH(state-of-health)这 2 个重要参数的问题，提出了 1 种基于卷积神经网络-长短期记忆 CNN-LSTM(convolutional neural networks-long short-term memory)神经网络改进的卷积神经网络-序列到序列 CNN-Seq2Seq(CNN-sequence-to-sequence)神经网络的锂电池 SOC 与 SOH 联合估计方法。在公共数据集上的对比实验表明，该方法提高了锂电池 SOC 与 SOH 估计结果的稳定性与准确性。

关键词：荷电状态；健康状态；卷积神经网络；序列到序列；锂电池；深度学习

Improved CNN-Seq2Seq Joint Estimation Method for SOC and SOH of Batteries

ZHANG Yu, ZHOU Tianyu, ZHANG Yongkang, WU Tiezhou
(College of Electrical and Electronic Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: To ensure the long-term safe and stable operation of electric vehicles and reduce the failure rate of lithium-ion batteries, aimed at the issue of whether the battery management system of electric vehicles can accurately and effectively detect the two important parameters of batteries, i.e., state-of-charge (SOC) and state-of-health (SOH), an improved convolutional neural networks-sequence-to-sequence (CNN-Seq2Seq) neural networks joint estimation method for the SOC and SOH of lithium-ion batteries based on CNN-long short-term memory (CNN-LSTM) neural networks was proposed. The results of comparative experiments on the public data set show that the proposed method improves the stability and accuracy of SOC and SOH estimation results for lithium-ion batteries.

Keywords: State-of-charge (SOC); state-of-health (SOH); convolutional neural networks (CNN); sequence-to-sequence (Seq2Seq); lithium-ion battery; deep learning

电动汽车的安全运行依赖于电池管理系统。而电池管理系统主要依靠监控电池荷电状态 SOC(state-of-charge)与电池健康状态 SOH(state-of-health)这 2 项重要指标来控制电池的工作状态使其保持在安全系数之内[1]。目前车载锂电池 SOC 与 SOH 联合估算的主要方法为数据驱动法，数据驱动法主要包括神经网络法和卡尔曼滤波法[2]。随着信息时代的到来，数据驱动法克服了其对数据要求量大和全面的缺点，与各种传统的 SOC 与 SOH 估算方法相比，基于数据驱动的方法无需考虑锂电池内部复杂的化学反应过程，因此得到国内外学者的广泛关注与研究[3-5]。

以神经网络为主要框架的研究方法中，循环神经网络 RNN(recurrent neural network)主要以长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络为研究对象[6]，是 1 种能够有效预测时序数据的神经网络。LSTM 网络的优势在于，缓解了 RNN 在训

收稿日期：2023-03-10；**修回日期**：2023-06-08；**录用日期**：2023-07-17；**网络首发日期**：2023-10-20
基金项目：国家自然科学基金资助项目(51677058)
This work is supported by the National Natural Science Foundation of China under the grant 51677058

练长序列数据过程中会出现的梯度消失和梯度爆炸等问题[7]。同时，其劣势在于，LSTM 网络中存在递归结构，当输入的数据序列过长或过短时，其多特征输入的并行网络的预测效率和损失率收敛效果会不稳定[8]。序列数据需要依次通过每个处理单元以提取有用的特征，这会不可避免地导致忘记重要信息的问题，造成该网络在学习长期依赖性方面效果较差[9]。因此，提出 1 种基于 CNN-LSTM 网络的锂电池 SOC 与 SOH 联合估计方法，通过结合卷积神经网络 CNN(convolutional neural networks)与 LSTM 神经网络，克服了 LSTM 神经网络并行效果差的缺点，使得预测结果的精度进一步提高[10]。

在实际情况中，由于测量后用于估算锂电池 SOH 的数据量远远小于锂电池 SOC 的数据量，因此用于估算锂电池 SOH 的模型需要另外搭建[11]。为降低建模难度的同时进一步优化 RNN 神经网络的梯度消失与梯度爆炸问题，本文提出 1 种基于 CNN-LSTM 网络改进而来的 CNN-Seq2Seq 网络，使用 Seq2Seq 网络代替 LSTM 网络，经实验验证，该模型的估算精度更高。

1 基本原理

1.1 锂电池 SOC 与锂电池 SOH 的关联性分析

锂电池 SOC 和 SOH 均为表示锂离子电池状态的定义量，而不是具体物理量[12]。在汽车电池管理系统中电池 SOC 指的是当前可用总电荷量与当前可用最大电荷容量之比，不同时刻 t 的 SOC 的定义为

$$\mathrm{SOC}(t)=Q(t)/Q(t)_{\mathrm{MAX}} \tag{1}$$

式中：$Q(t)$为当前锂电池可用总电荷量；$Q(t)_{\mathrm{MAX}}$为当前锂电池可用最大电荷容量。

锂电池健康状态 SOH 指的是当前循环可用最大电荷容量与锂电池生产出厂时的额定最大电荷容量之比，其定义为

$$\mathrm{SOH}(C)=Q(C)_{\mathrm{MAX}}/Q_{\mathrm{N}} \tag{2}$$

式中：C 为锂电池充放电循环次数；$Q(C)_{\mathrm{MAX}}$为当前循环可用最大电荷容量；Q_{N} 为锂电池生产出厂时的额定最大电荷容量。

在锂电池的使用过程中，单次循环的 SOH 由于变化较小可以忽略不记[13]，在估算过程中每次循环的 SOH 为固定值，因此 $Q(C)_{\mathrm{MAX}}$ 可以等同于 $Q(t)_{\mathrm{MAX}}$，所以锂电池 SOC 又可以由式(2)推导为

$$\mathrm{SOC}(t)=Q(t)/[Q_{\mathrm{N}}\cdot\mathrm{SOH}(C)] \tag{3}$$

由上述重新推导的式(3)可以看出，锂电池 SOH 与锂电池 SOC 有非常强的线性关系，因此本文提出将锂电池 SOH 作为特征估算锂电池 SOC，以提高预测得到的锂电池 SOC 的精度。

1.2 一维卷积神经网络

本文所使用的一维卷积神经网络 1D-CNN (one-dimensional CNN)模型如图 1 所示。将锂电池的输入电流 I、电压 V、温度 T、时间 t 和健康状态 SOH 通过 CNN 提取出隐含特征，由卷积 α 计算输入数据 $x_t\in R^{\tau\times d}$，得到一维特征向量 $\boldsymbol{f}_{t,i}$，其公式为

$$\boldsymbol{f}_{t,i}=\alpha_i * x_t+b_i \tag{4}$$

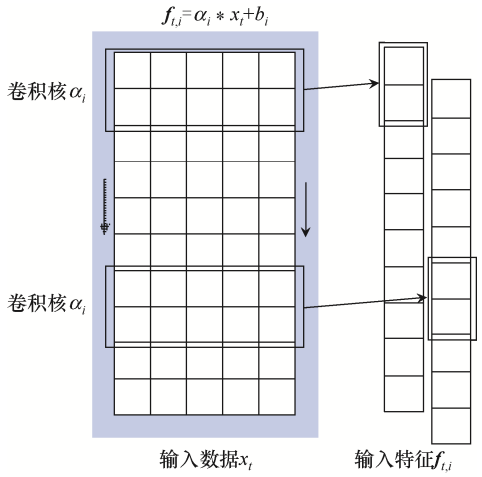


图 1 一维卷积神经网络结构

Fig. 1 Structure of 1D-CNN

式中：*为卷积计算；b_i为偏置项；$\boldsymbol{f}_{t,i}$为将 M 个卷积核组合得到的一维 CNN 输出的特征向量，具体为

$$\boldsymbol{f}_{t,i}=\{f_{t,1},f_{t,2},\cdots,f_{t,i},\cdots f_{t,M}\}\in R^{\tau\times M} \tag{5}$$

1.3 长短期记忆神经网络

LSTM 神经网络是 1 种 RNN 网络的变体。一

个 LSTM 网络由不同的单元状态和门结构组成，门结构为遗忘门、输入门和输出门。通过单元状态储存不同时间步的不同序列特征，遗忘不重要信息并以此循环更新输入，来克服 RNN 网络的梯度消失或者梯度爆炸问题。图 2 为单个 LSTM 神经网络结构的原理图，单元状态 C_t 的主要功能为记忆不同时间步的特征信息，其直接与输入门、遗忘门和输出门相连。所有门结构都有 1 个 sigmoid 激活函数使得输入值被归一化到 0~1 之间，使得数据的保留程度在 0~100%之间变化，以此来筛选信息给单元状态 C_t。

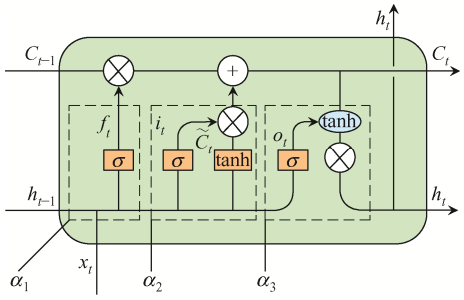


图 2　LSTM 神经网络结构

Fig. 2 Structure of LSTM neural networks

如图 2 所示，α_1 为遗忘门，输入为上一时刻的隐藏状态 $\boldsymbol{W}_f$ 和当前时刻的输入数据 x_t；α_2 为输入门，输入门将选择输入新信息的保留度，并将其输入到单元状态 C_t；α_3 为输出门，输出门通过计算上一层隐藏层的状态和当前的输入来输出结构，其公式及实现过程为

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{6}$$

$$i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \tag{7}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{8}$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_{t-1} * \tilde{C}_t \tag{9}$$

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{10}$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{W}_f$、$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{W}_c$、$\boldsymbol{W}_o$ 和 b_f、b_i、b_c、b_o 分别为不同输入状态的权重系数矩阵与偏置；σ 和 tanh 为 sigmoid 函数的双曲与正切激活函数；$\tilde{C}_t$ 为备用更新内容；h_t 为 LSTM 神经网络的输出值；o_t 为输出门的输出，用于控制当前时刻单元状态 C_t 传递到隐藏状态 h_t 中的信息量。

1.4　序列到序列模型

Seq2Seq 模型由编码器-解码器这 2 个模块组成，基本思路就是利用 2 组 RNN 网络，一组作为编码器，另一组作为解码器。编码器将输入特征序列提取压缩成指定长度的向量，这个过程称为编码。解码器则负责根据输入与输出的映射关系生成指定的序列，这个过程也称为解码。编码器与解码器一般通过状态编码器连接，本文经实验验证后发现状态编码器会降低估算的精度，因此没有加入该结构。通常组成 Seq2Seq 模型的 RNN 网络有许多不同的选择，由于 LSTM 网络能够在一定程度上解决 RNN 网络在训练的过程中产生的梯度爆炸或消失问题，因此本文选用 LSTM 网络来构建 Seq2Seq 模型。Seq2Seq 神经网络的基本结构如图 3 所示。

1.5　基于改进 CNN-Seq2Seq 的锂电池荷电与健康状态联合估计方法

本文所提出的基于 CNN-Seq2Seq 模型的锂电池 SOC 与 SOH 的联合估计具体流程如图 4 所示，分为 SOC 与 SOH 估算 2 部分。首先输入选定的锂电池 SOH 估算特征矩阵 $\boldsymbol{Z}$，经由一维卷积神经网络进行特征提取，形成一维特征向量 $\boldsymbol{z}_i$，然后分步输入到序列到序列模型，经过编码器重新编码，形成权重函数，并输出锂电池 SOH 预测值。再将 SOH 估算值作为待选特征与选定的锂电池 SOC 估算特征组成新的特征矩阵 $\boldsymbol{y}_i$，经过同样的计算流程得到 SOC 的预测值。此种模型意在解决 CNN-LSTM 网络对于输入特征的长程依赖问题，因为单 LSTM 网络在面对多特征输入的序列预测问题时，并行效果差，输入序列过长时误差大。CNN-LSTM 网络通过一维卷积神经网络解决了该问题，但是依旧在输入序列过长时会产生误差过大的问题。锂电池的 SOC 在实际估算过程中，由于输入序列过长，LSTM 网络会产生遗忘早期重要特征等问题。因此本文提出用 Seq2Seq 模型来取代 LSTM 模型，并结合锂电池 SOH 以提高锂电池 SOC 的总体估算精度。

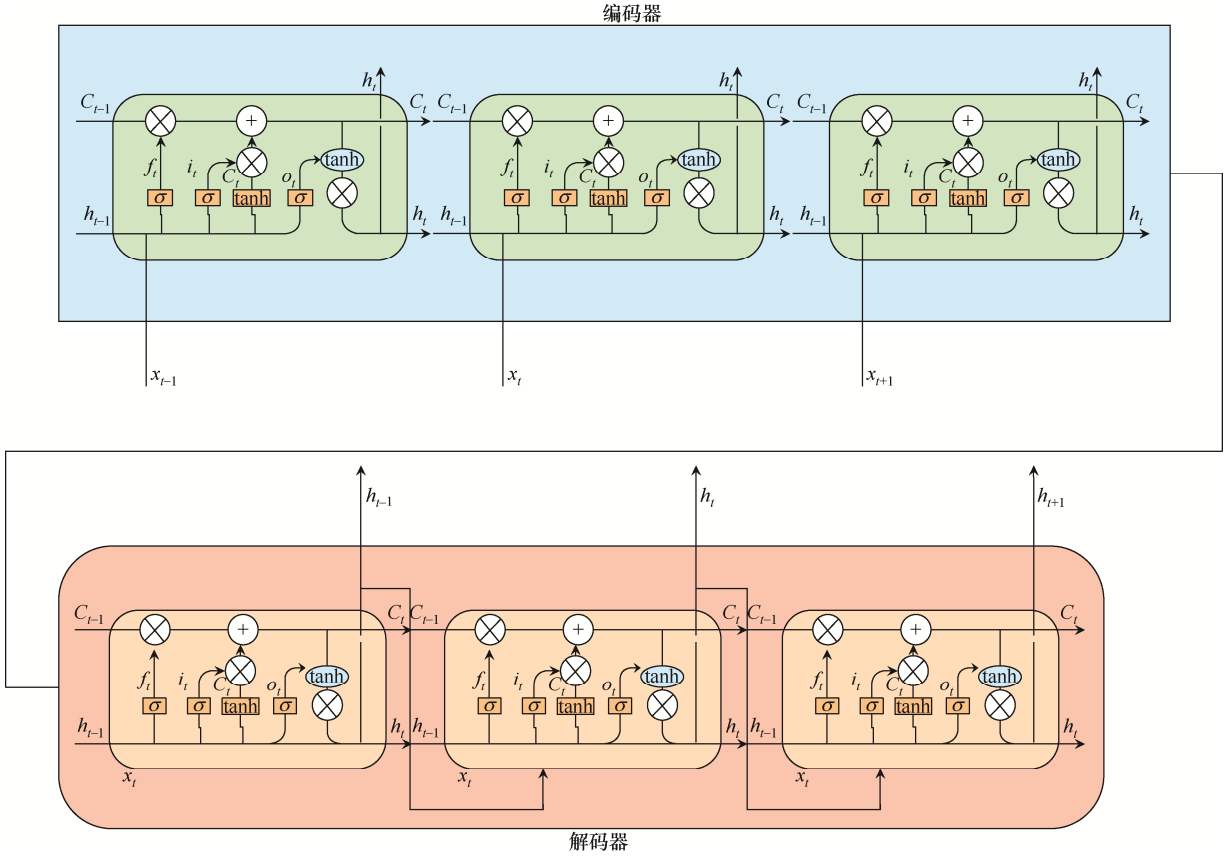


图 3 Seq2Seq 神经网络结构

Fig. 3 Structure of Seq2Seq neural networks

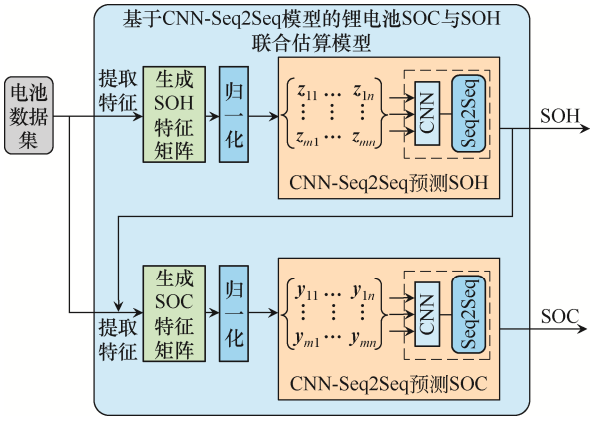


图 4 CNN-Seq2Seq 模型训练流程

Fig. 4 Flowchart of CNN-Seq2Seq model training

2 实验与分析

2.1 锂离子电池数据集

本文使用了牛津电池老化数据集(Oxford battery degradation dataset)[14]，该数据集使用 ARTEMIS[15]市区行驶工况对锂离子电池进行 2C(1C=740 mA)的恒流充放电，锂电池一共分为 8 个组，每块电池均为 Kokam 公司生产的额定容量为 740 mA·h 的钴酸锂离子电池，其充放电的工作环境尽量控制在 40 ℃左右的恒温环境中。具体记录的数据类型为电压、电流、温度、电量等。最终的总数据量在 15 万左右，其中包含了 517 条曲线。为了对本文提出的模型效果进行验证，本节将在此公共数据集上进行验证实验，并通过不同的神经网络模型进行横向对比实验，以证明该模型的精确度与实用性。

2.2 特征提取与数据集预处理

本节的实验流程为训练预测锂电池 SOH 并将其作为特征之一来预测锂电池 SOC。本文选取的特征提取方法为差热伏安分析法 DTV(differential thermal voltammetry)。该方法的优势在于通过温度来测量热力学信息，具有新颖性，考虑到传统电压

对锂电池健康状态影响的同时，也考虑到锂电池表面温度对于锂电池的健康状态的影响[16-17]。该方法的特征的提取过程如下。

第一步：从数据集获取锂电池的温度和电压数据。

第二步：计算 DTV 曲线，由于该数据集的电压温度数据采集密度过大，因此为降低计算时间和难度，改为每 30 个数据取 1 个有效值，其计算公式为

$$\mathrm{DTV}(i)=\frac{\mathrm{d}T(i)}{\mathrm{d}t(i)}\Big/\frac{\mathrm{d}V(i)}{\mathrm{d}t(i)}=\frac{\mathrm{d}T(i)}{\mathrm{d}V(i)} \tag{12}$$

式中：DTV(i)为第 i 个时刻的 DTV 值；T 为电池表面温度；t 为数据集采样时间；V 为电池充放电电压。

通过 MATLAB 提取出的牛津老化数据集电池 1 的 DTV 曲线在局部加权平滑处理后如图 5 所示。

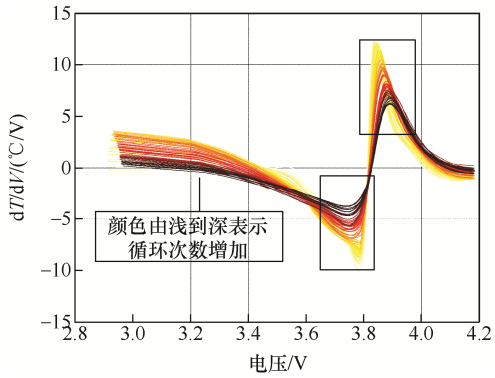


图 5　DTV 曲线

Fig. 5 DTV curves

该曲线的特征为每个循环都有 1 个明显的峰值和谷值，其位置也发生明显变化，定义峰值和峰值位置为 DTV_max 和 DTV_p-max，谷值和谷值位置为 DTV_min 和 DTV_p-min，并选用 Pearson 分析法分析 DTV_max 和 DTV_p-max、DTV_min 和 DTV_p-min 与锂电池 SOH 的相关性。

Pearson 相关分析主要用于量化 2 个连续变化的向量之间的关系。在自然科学领域中，皮尔逊相关系数广泛用于度量 2 个变量之间的相关程度，其值介于[−1,1]。绝对值越接近 1，则代表两者相关性越强，令 2 个变量分别为 $a=(a_1,a_2,\cdots,a_i)$ 和 $b=(b_1,b_2,\cdots,b_i)$，其计算公式为

$$\rho=\frac{\sum_{i=1}^{N}(a_i-\bar{a})(b_i-\bar{b})}{\left[\sum_{i=1}^{N}(a_i-\bar{a})^2\sum_{i=1}^{N}(b_i-\bar{b})^2\right]^{\frac{1}{2}}} \tag{13}$$

计算结果见表 1，由表 1 可以得出 DTV_min、DTV_max 和 DTV_p-max 与 SOH 的关联度较高，故将其选为特征来估计锂电池 SOH，并将其组合成特征矩阵。

表 1　Pearson 分析结果

Tab. 1 Results of Pearson correlation analysis

特征值	Cell1	Cell2	Cell3	Cell4
DTV_max	0.945 5	0.904 3	0.880 9	0.938 6
DTV_p-max	−0.972 3	−0.971 0	−0.952 9	−0.953 1
DTV_min	−0.931 1	−0.913 7	−0.886 1	−0.933 7
DTV_p-min	0.687 6	0.047 7	0.745 9	0.883 4

锂电池 SOC 的特征选取为传统的电压 V、电流 I、温度 T、时间 t 及锂电池的 SOH 组成的 SOC 特征矩阵，由上文可知，在单次循环中锂电池 SOH 视为定值。另外，所有用于训练的序列特征在输入到神经网络前都要进行归一化处理，使所有特征值压缩在[0,1]。其计算公式为

$$\hat{x}_i=\frac{x_i-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{14}$$

式中：$\hat{x}_i$ 为归一化后的特征值；x_i 为特征原始值；$x_{\max}$ 为该特征的最大值；$x_{\min}$ 为该特征的最小值。

2.3　硬件配置与参数设置

本文所用的硬件平台为 AMD 锐龙 7-5800H CPU 和 NVIDIA GTX 3060 GPU，编程语言为 Python，虚拟环境使用 Pycharm 为环境配置器。采用平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和均方根误差 RMSE(root mean square error)这 2 个值作为评价模型预测性能的指标。MAE 和 RMSE 的计算公式为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{15}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{16}$$

式中：y_i 为预测结果的真实值；$\hat{y}_i$ 为预测值。

由于从牛津电池老化数据集中提取的锂离子电池 SOH 与 SOC 特征数据结构不同，因此训练预测该数据集的 SOH 与 SOC 的神经网络的参数配置也不同[18-19]。经过反复实验，测得的最优参数配置为：SOC 与 SOH 预测与训练网络的一维 CNN 层卷积核个数为 64，添加最大池化层，设置其窗口长度为 2；搭建 Seq2Seq 所用的 LSTM 网络模型的层数为 2，神经元个数为 50，隐藏层神经元个数为 25；2 个网络均采用 Adam 优化算法，且设置默认参数；SOC 的单次输入数据长度为 200，迭代次数为 50；SOH 的输入历史数据长度为 30，迭代次数为 70。

2.4 实验结果

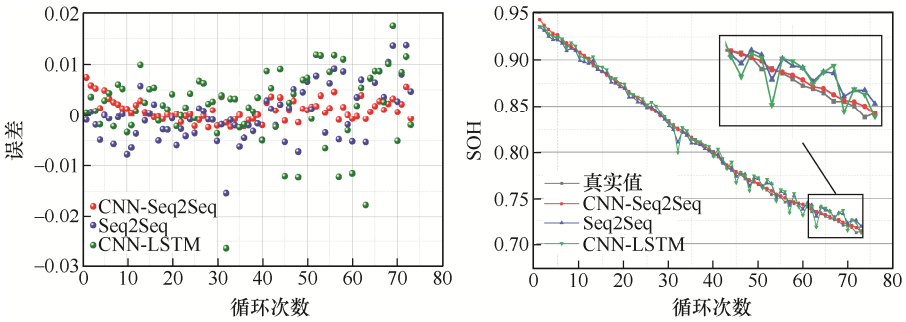
为了验证本文所提估算方法的优势，通过 Pycharm 软件搭建了 3 种不同的神经网络模型，分别为 CNN-Seq2Seq 模型、Seq2Seq 模型和 CNN-LSTM 模型。同时使用这 3 种模型进行联合估计训练预测，并反复实验测算模型最佳参数，使每个模型的预测结果达到最优，具体的参数配置不再赘述。各模型的 SOC 与 SOH 预测误差见表 2，本文所提模型的各项评价模型预测性能指标都为最优。

表 2 各模型的预测误差

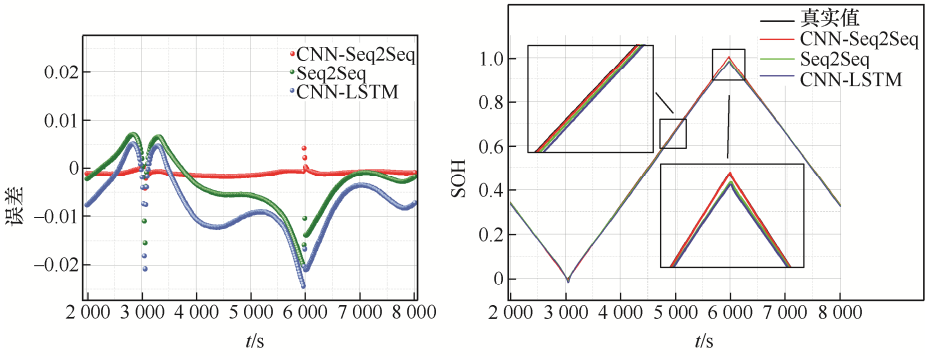
Tab. 2 Prediction errors of each model

模型	SOC&SOH	MAE/%	RMSE/%
CNN-Seq2Seq	SOC	0.08	0.10
	SOH	0.17	0.23
Seq2Seq	SOC	0.45	0.59
	SOH	0.43	0.55
CNN-LSTM	SOC	0.79	0.93
	SOH	0.57	0.74

图 6(a)所示为各个模型的 SOH 预测结果及误差分布图。由于数据集限制及 SOH 特征提取的需要，8 个锂电池除去有明显测量误差的数据外一共提取了 515 条数据。使用前 7 个锂电池的特征数据为训练集，最后 1 个电池为测试集。一般锂电池的寿命终止 SOH 值为 80%，由于样本量小，其他模型在锂电池 SOH 达到 80%以前与真实 SOH 均有较好的拟合效果，但是随着循环次数的增加 CNN-LSTM 模型与 Seq2Seq 模型的拟合效果明显下降。另外，从模型的误差分布图中可以明显看出，



(a) 不同模型SOH预测结果与预测误差



(b) 不同模型SOH预测结果与预测误差

图 6 SOH 与 SOC 对比试验结果

Fig. 6 Results of SOH and SOC comparative experiments

CNN-LSTM 模型的预测误差能够始终保持在±0.01 以内，误差离散更加稳定。结果证明在数据样本较少的情况下，该模型的预测结果依旧能保持较高的精确度和稳定性。

图 6(b)所示为本次实验各个模型的 SOC 预测的部分结果。由于 SOC 数据量十分庞大，本次结果仅取电池 1 的部分数据，数据量为 34 287 行，其中前 70%为训练集，后 30%为测试集。从图中可以明显看出 CNN-Seq2Seq 模型在 SOC 的预测上拟合效果明显优于其他模型，且误差分布更加稳定。在锂电池连续工作时，CNN-LSTM 模型与 Seq2Seq 模型在预测结果上均有拟合度明显不足的情况。从以上实验可以得出，CNN-Seq2Seq 模型相比于 CNN-LSTM 模型与 Seq2Seq 模型，在处理多特征、长序列数据和短序列数据集时，均有更加准确、稳定的预测结果。

3　结语

为提高锂电池的 SOC 与 SOH 联合估计精度，本文提出了 1 种基于 CNN-LSTM 模型改进的 CNN-Seq2Seq 模型。首先通过结合一维卷积解决了 LSTM 网络并行效果差的问题，其次在锂电池的 SOH 预测中引入了差热伏安法提取锂电池特征，提高了锂电池 SOH 的预测精度。通过对比实验证明，该模型预测 SOC 与 SOH 的 RMSE 和 MAE 值仅为 0.08%、0.10%和 0.17%、0.23%，在精度上有了进一步提升，相比于之前提出的 CNN-LSTM 模型，MAE 和 RMSE 在 SOC 与 SOH 上的误差分别降低了 89.9%、70.2%和 89.2%、73.7%，解决了输入的数据序列过长或过短时，其多特征输入的并行网络的预测效率和损失率收敛效果不稳定的问题。通过以上分析本文证明了该模型的优势与可行性，下一步将探究该模型在实际运用中的效果。

参考文献：

[1] 罗承东, 吕桃林, 解晶莹, 等. 电池管理系统算法综述[J]. 电源技术, 2021, 45(10): 1371-1375.
Luo Chengdong, LüTaolin, Xie Jingying, et al. Overview of electric vehicle battery management system algorithms [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(10): 1371-1375. (in Chinese)

[2] Wei Zhongbao, Ruan Haokai, Li Yang, et al. Multistage state of health estimation of lithium-ion battery with high tolerance to heavily partial charging [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(6): 7432-7442.

[3] Hannan M A, How D N T, Hossain Lipu M S, et al. SOC estimation of Li-ion batteries with learning rate-optimized deep fully convolutional network [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(7): 7349-7353.

[4] 张立佳, 徐国宁, 赵向阳, 等. 基于神经网络的老化锂电池 SOC 估算方法的研究[J]. 电源学报, 2020, 18(1): 54-60.
Zhang Lijia, Xu Guoning, Zhao Xiangyang, et al. Research on SOC estimation method for aging lithium battery based on neural network [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(1): 54-60. (in Chinese)

[5] 王萍, 彭香园, 程泽, 等. 基于数据驱动模型融合的锂离子电池多时间尺度状态联合估计方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(3): 362-371, 378.
Wang Ping, Peng Xiangyuan, Cheng Ze, et al. A multi-time scale joint state estimation method for lithium-ion batteries based on data-driven model fusion [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(3): 362-371, 378. (in Chinese)

[6] Ng M F, Zhao Jin, Yan Qingyu, et al. Predicting the state of charge and health of batteries using data-driven machine learning [J]. Nature Machine Intelligence, 2020, 2(3): 161-170.

[7] 李超然, 肖飞, 樊亚翔, 等. 基于深度学习的锂离子电池 SOC 和 SOH 联合估算[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 681-692.
Li Chaoran, Xiao Fei, Fan Yaxiang, et al. Joint estimation of the state of charge and the state of health based on deep learning for lithium-ion batteries [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 681-692. (in Chinese)

[8] Chemali E, Kollmeyer P J, Preindl M, et al. Long short-term memory networks for accurate state-of-charge estimation of Li-ion batteries [J]. IEEE Transactions on

Industrial Electronics, 2018, 65(8): 6730-6739.

[9] Kim T Y, Cho S B. Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks [J]. Energy, 2019, 182: 72-81.

[10] 张帅涛，蒋品群，宋树祥，等. 基于注意力机制和CNN-LSTM融合模型的锂电池SOC预测[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 269-277.
Zhang Shuaitao, Jiang Pinqun, Song Shuxiang, et al. SOC prediction for lithium battery based on fusion model of attention mechanism and CNN-LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(5): 269-277. (in Chinese)

[11] Shen Ping, Ouyang Minggao, Lu Languang, et al. The co-estimation of state of charge, state of health, and state of function for lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 92-103.

[12] Tian Jinpeng, Xiong Rui, Shen Weixiang. State-of-health estimation based on differential temperature for lithium ion batteries [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(10): 10363-10373.

[13] Birkl C. Diagnosis and prognosis of degradation in lithium-ion batteries [D]. Oxford: University of Oxford, 2017.

[14] Andrl M. The ARTEMIS European driving cycles for measuring car pollutant emissions [J]. Science of the Total Environment, 2004, 334-335: 73-84.

[15] Hua Xiao, Zhang Teng, Offer G J, et al. Towards online tracking of the shuttle effect in lithium sulfur batteries using differential thermal voltammetry [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 21: 765-772.

[16] 员祥，张鑫，王超，等. 基于联合参数辨识的粒子群优化扩展粒子滤波的锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 595-606.
Yuan Xiang, Zhang Xin, Wang Chao, et al. State of charge estimation of Li-ion battery using particle swarm optimization extended Kalman particle filter based on joint parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 595-606. (in Chinese)

[17] 宋显华，姚全正. 基于片段充电数据和 DEKF-WNN-WLSTM 的锂电池健康状态实时估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(5): 1565-1576.
Song Xianhua, Yao Quanzheng. Real-time state of health estimation for lithium-ion batteries based on daily segment charging data and dual extended Kalman filters-wavelet neural network-wavelet long short-term memory neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(5): 1565-1576. (in Chinese)

[18] 舒俊豪，武小花，杨佳珞，等. 新能源汽车动力电池安全问题分析及改进趋势综述[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 354-362.
Shu Junhao, Wu Xiaohua, Yang Jialuo, et al. Review of analysis and improvement trend of new energy vehicle power battery safety issues [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 354-362. (in Chinese)

[19] 许傲然，戴菁，谷彩莲，等. 基于 WOA 优化扩展卡尔曼算法的锂离子电池 SOC 估算研究[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 232-239.
Xu Aoran, Dai Jing, Gu Cailian, et al. Research on SOC estimation of lithium-ion battery based on WOA optimized extended Kalman algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 232-239. (in Chinese)



张宇

作者简介：

张宇(1972—)，女，硕士，教授。研究方向：电池管理系统。E-mail：zhangyu.3383@163.com。

周天宇(1998—)，男，通信作者，硕士研究生。研究方向：电池管理系统。E-mail：1137388934@qq.com。

张永康(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：光伏发电技术。E-mail：2279970471@qq.com。

吴铁洲(1966—)，男，博士，教授。研究方向：光伏发电技术。E-mail：wtz315@163.com。

(责任编辑：孙美菊)