DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.2.223　　**中图分类号**：TM912; TK02　　**文献标志码**：A

基于健康因子和 PSO-LSTM 的锂离子电池健康状态估计

宁雪峰[1]，石正禄[2](中国电源学会会员)，许加柱[2]

(1.广东电网有限责任公司东莞供电局，东莞 523000；2.湖南大学电气与信息工程学院，长沙 410082)

摘要：锂离子电池 LIBs(lithium-ion batteries)健康状态 SOH(state-of-health)是表征电池实际寿命的关键参数。为了提高锂离子电池 SOH 估计精度，提出了 1 种基于健康因子和改进的长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络的 SOH 估计方法。首先选取 10 个与 SOH 变化高度相关的健康因子作为 SOH 特征，然后引入粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法对 LSTM 超参数进行寻优，构建 PSO-LSTM 估计模型，最后用提取的健康因子作为模型输入实现 SOH 的准确估计。结果表明，分别以整个样本 70%、60%和 50%的数据作为训练集，剩余数据作为测试集，其 SOH 估计误差主要分布在 2%以内。同时与现有的 LSTM 和前馈神经网络 FNN(feed-forward neural networks)相比，PSO-LSTM 表现出较高的估计精度和较好的鲁棒性。

关键词：健康因子；锂离子电池；改进的长短期记忆神经网络；健康状态估计

State-of-health Estimation of Lithium-ion Batteries Based on Health Factors and PSO-LSTM

NING Xuefeng[1], SHI Zhenglu[2], *Member, CPSS*, XU Jiazhu[2]

(1. Dongguan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Dongguan 523000, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The state-of-health (SOH) of lithium-ion batteries (LIBs) is a key parameter that characterizes their real lifespan. To improve the accuracy of SOH estimation for LIBs, a novel SOH estimation method based on health factors and improved long short-term memory (LSTM) neural network is proposed. First, ten health factors that are highly correlated with the changes in SOH are selected as the characteristics of SOH. Second, the particle swarm optimization (PSO) algorithm is introduced to optimize the hyper-parameter of the LSTM neural network, and an estimation model based on PSO-LSTM is constructed. Finally, the extracted health factors are used as model input to achieve an accurate estimation of SOH. Results show that when 70%, 60% and 50% of data from the whole sample are taken as the training set respectively and the remaining data is taken as the test set, the SOH estimation errors are mainly distributed in a range of less than 2%. Meanwhile, the PSO-LSTM model demonstrates higher estimation accuracy and better robustness compared with the existing LSTM and feed-forward neural networks (FNN).

Keywords: Health factor; lithium-ion batteries (LIBs); improved long short-term memory (LSTM) neural network; state-of-health (SOH) estimation

收稿日期：2023-03-23；**修回日期**：2023-06-08，2023-07-27；**录用日期**：2023-09-10；**网络首发日期**：2023-11-24

基金项目：南方电网公司科技资助项目(031900KK52220037)；国家自然科学基金资助项目(52077069)

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Corporation under the grant 031900KK52220037; National Natural Science Foundation of China under the grant 52077069

锂离子电池 LIBs(lithium-ion batteries)因其具有循环寿命长、无记忆效应、能量密度高和功率密度高等优点，在电网储能电站、电动汽车及智能电子设备中得到广泛的应用[1-2]。然而在实际运行中，LIBs 的性能会随着电化学反应的改变而发生不可逆的退化，导致整个储能系统的性能下降，甚至带来安全问题[3-4]。LIBs 的健康状态 SOH(state-of-health)

作为电池管理系统的关键参数，其准确估计可以为电池管理系统提前做出合理的决策，降低电池故障发生的概率，保证整个电池系统的安全运行[5-6]。

LIBs 的 SOH 估计主要有直接测量法和模型法[7-8]。直接测量法采用电池测试系统对与电池老化有关的参数(如容量、阻抗)进行测试，然后通过简单的函数映射得到 SOH，具有直观、计算量少等优点[9]。但是其需要大量的试验来分析电池的老化行为，鲁棒性较弱，估计精度在很大程度上依赖测量技术，不适用于实时的 SOH 估计。模型法主要包括基于自适应滤波的 SOH 估计和基于数据驱动的 SOH 估计[10]。在自适应滤波算法的 SOH 估计中，大多需要建立电池的等效电路模型或电化学等效模型，其准确估计依赖于模型的精度和参数的准确度，同时其在线应用能力较差[11-12]。Zhou 等[13]建立电池的电化学等效模型，利用扩展卡尔曼滤波算法对电池 SOH 进行估计，显示出较低的误差，但该模型需要辨识较多参数，增加了计算量，仅适合实验室研究。目前也有诸多等效电路模型被应用于 SOH 估计，但这些模型参数缺乏实际的物理化学意义，难以在复杂工况下保持较高精度[14]。相比之下，基于数据驱动的方法受到更多关注，该方法利用测量获得的电池电压、电流和温度数据，提取与 SOH 变化高度相关的特征，并将特征数据作为训练集构建 SOH 估计模型[15]。在 SOH 估计过程中无需对电池内部的复杂电化学机理进行建模，具有更大的灵活性和较好的鲁棒性。

目前，常用的数据驱动算法主要有支持向量机、高斯过程回归、长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络等[16]。在这些方法中，LSTM 网络对时间序列数据的处理具有较强的建模和分析能力，在电池 SOH 的估计中具有巨大的潜力和应用前景[17]。文献[18]提出了 1 种融合卷积神经网络对数据强大的特征提取能力和 LSTM 对时序数据处理能力的电池 SOH 估计方法；文献[19]提出了 1 种基于 LSTM 和电化学阻抗谱的 SOH 估计方法；文献[20]采用 LSTM 结合经验模态分解对电池进行 SOH 估计，减小了容量自恢复效果的影响，显示出较高的精度。但上述方法的主要局限性在于几乎均需人为设置网络的超参数，随机性较大，会降低模型的估计效果。文献[21]利用充放电过程的电压曲线和容量增量 IC(incremental capacity)曲线提取 5 个健康指标，最后采用 LSTM 对电池进行 SOH 估计，然而该方法考虑的健康因子 HFs(health factors)不全面，易造成 SOH 估计不准确。

为了进一步提高 SOH 的估计精度，本文提出了 1 种基于 HFs 和 PSO-LSTM 的储能电池 SOH 估计方法。首先采用实测的 HFs 和计算的 HFs 来描述 LIBs 老化过程，利用皮尔逊相关系数 PCC(Pearson correlation coefficient)数值分析 HFs 与 SOH 的相关性。然后选取相关性高的 HFs 作为 LSTM 模型的输入数据，同时采用 PSO 优化 LSTM 网络中的超参数，构建改进的 LSTM 以挖掘 HFs 与 SOH 之间的潜在关系来实现 SOH 的估计。最后在美国国家航空航天局 NASA(National Aeronautics and Space Administration)和麻省理工学院 MIT(Massachusetts Institute of Technology)提供的电池测试数据集上进行模型有效性的验证。

1 电池 SOH 估计算法和评估指标

1.1 LSTM 模型

LSTM 网络有效地解决了传统神经网络梯度消失和梯度爆炸的问题[22]。LSTM 的核心思想是引入 1 种称为“门”的机制，这些门可以根据输入数据和先前的状态来控制信息的流动，从而实现时序数据处理。LSTM 网络结构如图 1 所示，由遗忘门、输入门和输出门组成。LSTM 单元中各个门和状态更新的计算过程可表示为

$$\begin{cases} f_t=\sigma(W_f\cdot[x_t,h_{t-1}]+b_f) \\ i_t=\sigma(W_i\cdot[x_t,h_{t-1}]+b_i) \\ \widetilde{C}_t=\tanh(W_c\cdot[x_t,h_{t-1}]+b_c) \\ C_t=\widetilde{C}_t*i_t+C_{t-1}*f_t \\ o_t=\sigma(W_o\cdot[x_t,h_{t-1}]+b_o) \\ h_t=\tanh(C_t)*o_t \end{cases} \tag{1}$$

式中：f_t、i_t、$\widetilde{C}_t$ 和 o_t 分别为遗忘门、输入门、输入节点及输出门的输出；W_f、W_i、W_c 和 W_o 为权值参数；x_t 为 LSTM 网络在 t 时刻的输入，在本文中指所提取的 10 个 HFs 数据，具体 HFs 见表 1；h_{t-1} 和 h_t 分别为 $t-1$ 和 t 时刻的输出门；b_f、b_i、b_c 和 b_o 为偏置参数；C_t 和 C_{t-1} 分别为 t 和 $t-1$ 时刻的单元状态；σ 和 tanh 表示激活函数，分别为 Sigmoid 函数和 tanh 函数。

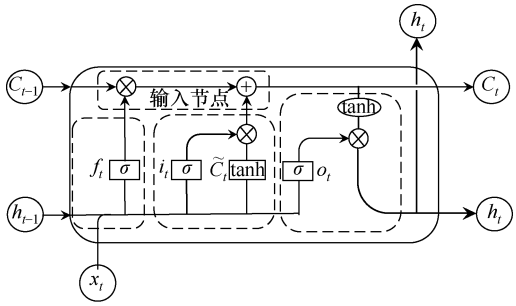


图 1　LSTM 网络结构

Fig. 1 Structure of LSTM network

表 1　B0005 号电池的 PCC 计算结果

Tab. 1 Calculation results of PCC for No. B0005 battery

HFs	PCC
充电过程电流-时间曲线所包围的面积	0.907 7
恒流充电电流-时间曲线所包围的面积	0.939 2
恒压充电电流-时间曲线所包围的面积	−0.987 5
相同时间电压变化量	−0.960 3
恒流充电过程所需时间	0.939 6
恒压充电过程所需时间	−0.911 5
恒流充电占总充电时间的比例	0.944 4
充电过程的最大温度	−0.935 3
IC 曲线的峰值	0.881 7
IC 曲线峰值对应的电压	0.955 8

1.2 PSO-LSTM 的 SOH 估计模型

Greff 等[23]探讨了 LSTM 网络相关超参数的设置。结果表明，学习率是 LSTM 最关键的超参数，而动量梯度对最终结果影响不大。为了使 LSTM 模型与 LIBs 的数据特性相匹配，本研究构建了 PSO-LSTM 的 SOH 估计模型。以隐藏层神经元数(ls)、初始学习率(lr)、最大训练周期(ep)、学习率下降因子($lrdf$)和学习率下降周期($lrdp$)作为粒子群优化目标。PSO-LSTM 的估计流程如图 2 所示，其具体步骤如下。

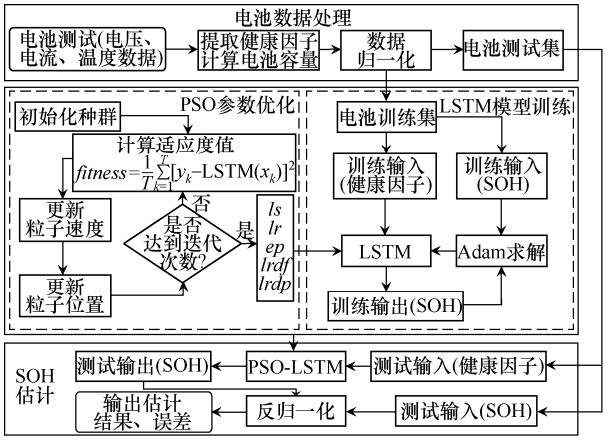


图 2　PSO-LSTM 估计流程

Fig. 2 Flow chart of estimation based on PSO-LSTM

步骤 1 数据预处理。不同输入数据的单位量纲不同，数值的差异可能较大，这将影响模型的训练速度和精度，有必要对采集到的数据进行归一化处理。在本研究中，首先将提取的 10 个 HFs 数据和 SOH 数据映射到[0, 1]区间，然后将归一化的实验数据分为训练集和测试集。

步骤 2 PSO 算法优化 LSTM 网络的超参数。

(1)参数初始化。确定粒子维数 D、种群大小 N、迭代次数 M、学习因子 c_1 和 c_2、惯性权重 w。

(2)初始化粒子的速度 v 和位置 x，随机生成种群粒子 $x=(ls,lr,ep,lrdf,lrdp)$。

(3)取均方误差作为粒子的适应度值 $fitness$，根据粒子的适应度值计算初始个体极值 p_{ij} 和全局极值 p_{gi}。均方误差可表示为

$$fitness=\frac{1}{T}\sum_{k=1}^{T}[y_k-\mathrm{LSTM}(x_k)]^2 \tag{2}$$

式中：T 为序列的长度；y_k 为 k 时刻电池 SOH 的真实值；$\mathrm{LSTM}(x_k)$ 为 k 时刻电池 SOH 的估计值。

(4)更新粒子位置 x_{ij} 和速度 v_{ij}，然后根据新位置计算适应度值，更新个体极值和全局极值，即

$$\begin{cases} v_{ij}(t+1)=w\cdot v_{ij}(t)+c_1r_1[p_{ij}(t)-x_{ij}(t)]+ \\ \qquad c_2r_2[p_{gi}(t)-x_{ij}(t)] \\ x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \end{cases} \tag{3}$$

式中，r_1 和 r_2 为 2 个[0, 1]区间上的随机数。

(5)判断是否满足终止条件。如果满足，输出优化结果 $x_{\mathrm{best}}=(ls,lr,ep,lrdf,lrdp)$；否则，返回步

骤 2 中的第(3)步。

步骤 3 利用 PSO 优化的参数建立改进的 LSTM 网络，并对该网络进行训练。

1.3 电池 SOH 估计评价指标

在本研究中，取电池测试数据的前 70%、60%和 50%分别作为训练集，剩余数据作为测试集。利用训练集和测试集对 PSO-LSTM 模型进行训练和估计，并对模型误差进行评估。为了证实 PSO-LSTM 模型的有效性，采用均方误差 MSE(mean square error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)和平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percenttage error)作为评价指标，对模型的 SOH 估计效果进行评价[24]。评价指标的计算方法为

$$\begin{cases} \mathrm{RMSE}=\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}}\times 100\% \\ \mathrm{MAE}=\dfrac{\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i|}{n}\times 100\% \\ \mathrm{MAPE}=\dfrac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\dfrac{\hat{y}_i-y_i}{y_i}\right| \\ \mathrm{MSE}=\dfrac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}\times 100\% \end{cases} \tag{4}$$

式中：y_i 为 i 时刻电池 SOH 的真实值；$\hat{y}_i$ 为 i 时刻电池 SOH 的估计值；n 为样本数量。估计的结果越接近真实值，其 MSE、MAE、RMSE 和 MAPE 值越小，说明模型越好。

2 电池老化实验数据分析及健康因子提取

2.1 电池数据测试与分析

本研究利用 NASA 预测中心和 MIT 的开源电池数据集进行电池 SOH 的估计[25-26]，该数据集主要包含了在不同温度下充电和放电测试的电流、电压、温度及放电容量数据。

本文通过电池的 SOH 来确定电池的老化程度，其 SOH 可以通过容量的比值计算得到，即

$$\mathrm{SOH}(\%)=\frac{C_j}{C_0}\times 100\% \tag{5}$$

式中：C_0 为电池的初始放电容量；C_j 为第 j 次循环时的放电容量。

2.2 电池 SOH 估计的健康因子选取

在实际应用中，电池放电过程具有较强的随机性和动态性，而充电过程相对稳定，通常在电池的整个生命周期内采取相同的充电策略。因此，本文选取电池充电数据进行 SOH 估计。图 3 是 NASA 的 B0005 号电池在不同循环次数下的充电曲线，包括电压-时间、电流-时间、温度-时间曲线。从图 3 中可以看出，随着电池的不断循环，其电压比起始循环更早达到 4.2 V。同样，经过多次循环后的电池电流比起始循环更早开始下降。此外，随着电池不断老化，其温度能更快达到最高值。以上分析表明，充电过程的电压、电流和温度曲线依赖于电池 SOH。

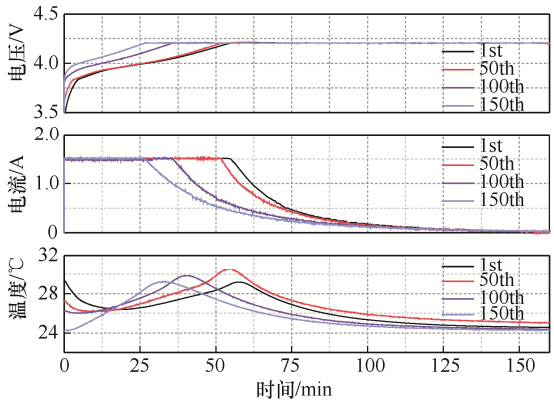


图 3 电池在不同循环下的充电曲线

Fig. 3 Charging curves of battery under different cycles

通过对电压、电流和温度的充电曲线进行分析，选取实测和计算得到的 10 个 HFs 进行电池 SOH 估计。NASA 的 B0005 号电池的 PCC 计算结果见表 1，提取的 HFs 从不同角度反映了电池老化过程。

为了进一步证实选取的 HFs 与电池 SOH 之间的相关程度，采用统计学中的 PCC 计算各个 HFs 与 SOH 之间的相关性[1]，可表示为

$$\mathrm{PCC}=\frac{\sum_i(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_i(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_i(y_i-\bar{y})^2}} \tag{6}$$

式中：x_i 和 y_i 分别为 HFs 和 SOH 的真实值；$\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为 HFs 和 SOH 的均值。

PCC 的绝对值越大，代表其相关性越强。由表 1 可以看出，B0005 号电池选取的 HFs 与 SOH 呈现出强关联度，其 PCC 绝对值均大于 0.8，说明了选取 HFs 的有效性。

3　仿真结果分析

为了验证PSO-LSTM模型的有效性，选取NASA预测中心的 B0005、B0018 号电池及 MIT 电池数据来测试模型性能。对于电池测试数据，分别选取其前 70%、60%和 50%的数据作为训练集，剩余数据作为测试集。

图 4 为 PSO-LSTM 模型应用于 B0005 号电池的 SOH 估计曲线和误差曲线。从图 4(a)~(d)中可以观察到，以 70%、60%和 50%的电池数据作为训练集的估计均显示出较高的估计精度；在图 4(a)~(c)中，PSO-LSTM 模型估计的 SOH 曲线与参考曲线具有较高的一致性，曲线几乎重合，充分体现了

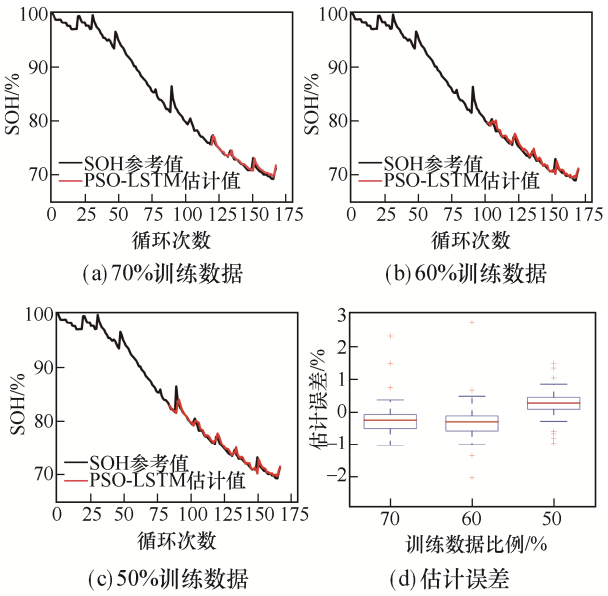


图 4　B0005 号电池 SOH 估计曲线和误差

Fig. 4 SOH estimation curves and errors for No. B0005 battery

本研究所提模型的有效性。此外，图 4(d)显示了该方法的估计误差，从图中可以看出，在不同训练集下，PSO-LSTM 估计的相对误差主要分布在−1.0%~1.0%之间，表明 PSO-LSTM 模型显示出较低的误差。相似地，本文也将 PSO-LSTM 模型应用于 B0018 号电池。从图 5(a)~(c)中可以发现，PSO-LSTM 模型估计的 SOH 曲线与参考曲线高度一致，进一步说明该方法具有较高的估计能力；图 5(d)显示了 B0018 号电池的估计误差，其范围主要分布在−1.5%~1.0%之间。

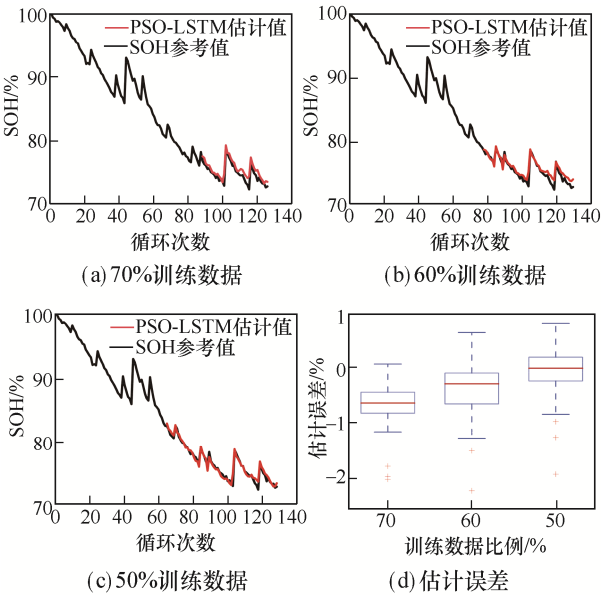


图 5　B0018 号电池 SOH 估计曲线和误差

Fig. 5 SOH estimation curves and errors for No. B0018 battery

为了进一步验证所提方法的优势，本文还采用了 LSTM[22]和前馈神经网络 FNN(feed-forward neural networks)[27]方法对锂电池进行 SOH 估计。图 6 和图 7 分别为 B0005 和 B0018 号电池在 3 种方法下，以不同比例的数据集作为训练集的 SOH 估计结果。从图中可以看出，本研究所提方法具有较高的精度，在不同训练集下，PSO-LSTM 估计曲线与真实曲线几乎重合。与 LSTM 和 FNN 方法相比，本文所提方法的估计结果更接近于 SOH 参考曲线，误差更小。

此外，还计算了不同估计模型的估计精度，采用 RMSE、MAE、MAPE 和 MSE 指标进行对比分

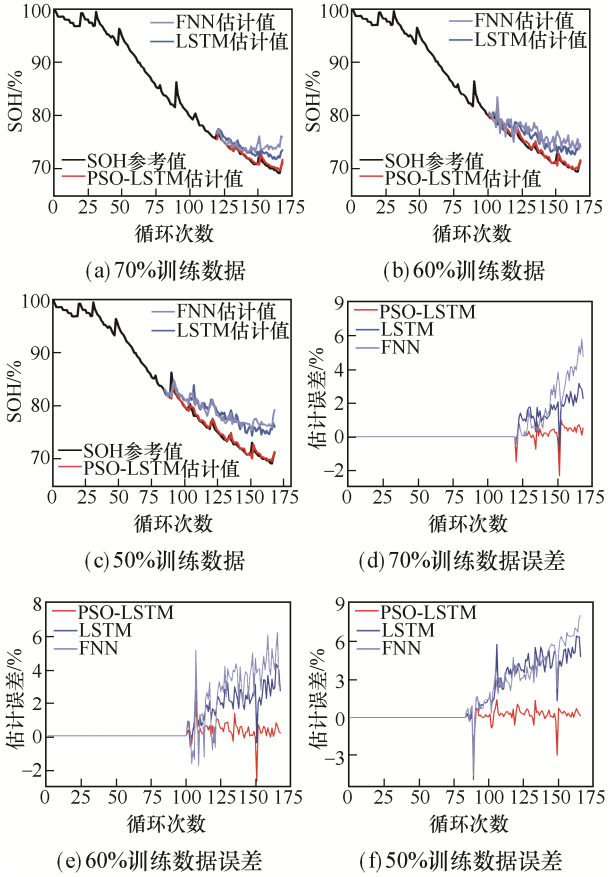


图 6 B0005 号电池在不同模型下的 SOH 估计曲线和误差曲线

Fig. 6 SOH estimation and error curves for No. B0005 battery under different methods

析，结果见表 2。PSO-LSTM 估计模型对 B0005 和 B0018 号电池在不同训练集比例下进行的 SOH 估计要优于 LSTM 和 FNN 估计模型，具有更小的估计误差。具体而言，B0005 号电池在 70%数据比例的训练集下进行估计，本文所提 PSO-LSTM 相较于传统 LSTM 和 FNN 估计模型，RMSE 分别降低了 66.9%和 78.5%；MAE 分别降低了 74.6%和 80.8%；MAPE 分别降低了 74.7%和 81.0%；MSE 分别降低了 8.0%和 41.1%。同样，在数据比例为 60%和 50%下进行估计时，PSO-LSTM 估计模型得到的 RMSE、MAE、MAPE 和 MSE 均得到有效降低。

在 B0018 号电池中，使用 70%数据比例的训练集进行估计，本文所提 PSO-LSTM 相较于传统 LSTM、FNN 估计模型，RMSE 分别降低了 46.1%和 56.9%；MAE 分别降低了 46.5%和 55.0%；MAPE 分别降低了46.5%和 54.6%；MSE 分别降低了 48.0%和 58.1%。将 60%和 50%的数据作为训练集，同样基于 PSO-LSTM 模型的误差更小，显示出更高的估计精度。

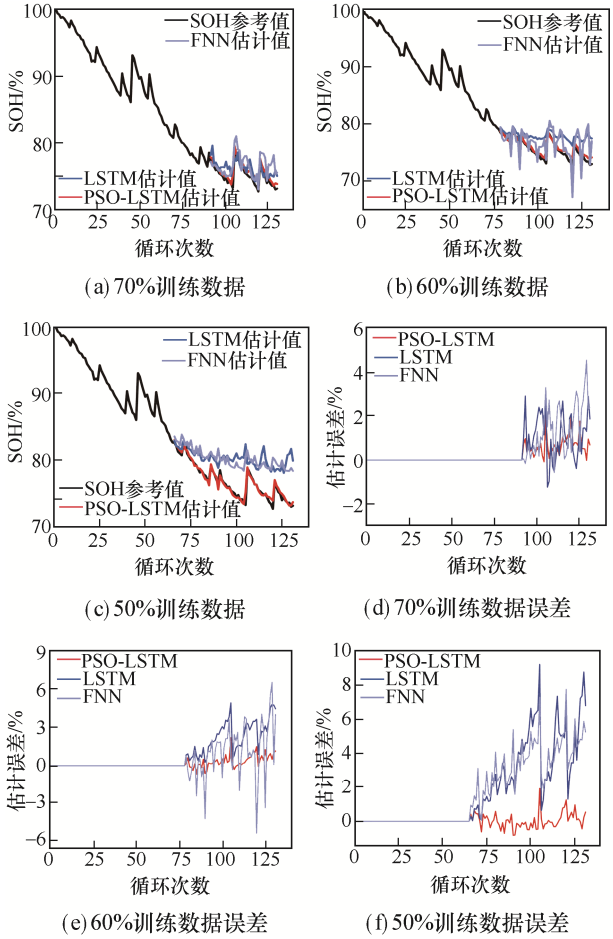


图 7 B0018 号电池在不同模型下的 SOH 估计曲线和误差曲线

Fig. 7 SOH estimation and error curves for No. B0018 battery under different methods

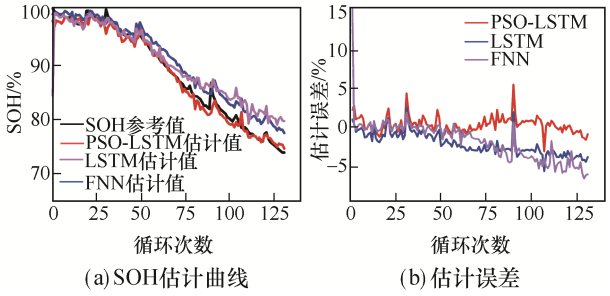
为了进一步验证所提方法的有效性，采用 B0005 号电池数据作为训练集、B0018 号电池数据作为测试集来验证 PSO-LSTM 模型的估计能力。图 8(a)显示了 B0018 号电池在不同方法下的估计曲线，从图中可以看出，PSO-LSTM 模型的估计曲线能较好地与参考曲线重合，而 LSTM 和 FNN 模型的估计曲线与参考曲线偏差较大。图 8(b)为 3 种方法对应的误差曲线，PSO-LSTM 显示出较低的误差，而 LSTM 和 FNN 模型在循环 60 次之后，估计误差明显偏大。3 种方法的估计结果见表 3。PSO-

表 2　B0005 和 B0018 号电池在不同估计模型下的 SOH 估计结果

Tab. 2 SOH estimation results of Nos. B0005 and B0018 batteries under different estimation methods　%

训练数据比例	估计模型	B0005				B0018			
		RMSE	MAE	MAPE	MSE	RMSE	MAE	MAPE	MSE
70	PSO-LSTM	0.58	0.41	0.57	0.230	0.82	0.68	0.91	0.13
	LSTM	1.75	1.61	2.25	0.250	1.52	1.27	1.70	0.25
	FNN	2.69	2.13	3.00	0.390	1.90	1.51	2.02	0.31
60	PSO-LSTM	0.63	0.45	0.61	0.076	0.66	0.50	0.66	0.31
	LSTM	2.33	2.11	2.90	0.280	2.63	2.29	3.06	0.37
	FNN	3.77	3.05	4.20	0.400	2.43	1.91	2.55	0.34
50	PSO-LSTM	0.78	0.45	0.59	0.300	0.47	0.34	0.45	0.06
	LSTM	3.92	3.52	4.79	1.500	4.18	3.52	4.68	0.52
	FNN	4.24	3.73	5.09	0.460	3.80	3.47	4.59	0.47

LSTM 模型的 RMSE、MAE、MAPE、MSE 分别为 1.14%、0.81%、0.92%和 0.50%；相较于 LSTM 模型，其值分别降低了 50.4%、59.7%、61.8%和 54.5%；相较于 FNN 模型，其值分别降低了 62.0%、61.1%、63.9%和 5.6%。结果表明，PSO-LSTM 以 B0005 号电池数据作为训练集，对 B0018 号电池进行 SOH 估计时，依然能显示出较高的估计精度和估计能力。



(a) SOH估计曲线　(b) 估计误差

图 8　不同模型下电池 SOH 估计曲线和误差曲线

Fig. 8 SOH estimation and error curves for battery under different methods

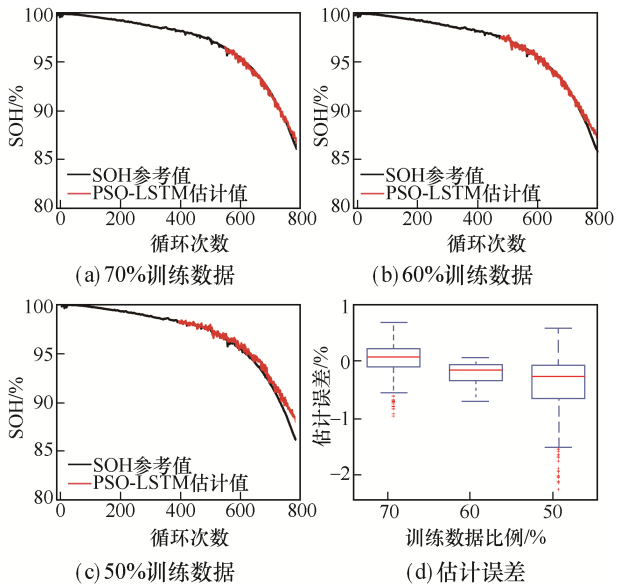
表 3　不同估计模型下的 SOH 估计结果

Tab. 3 SOH estimation results under different estimation methods　%

训练数据	测试数据	估计模型	RMSE	MAE	MAPE	MSE
B0005	B0018	PSO-LSTM	1.14	0.81	0.92	0.54
		LSTM	2.30	2.01	2.41	1.10
		FNN	3.00	2.08	2.55	0.53

本文同时采用 MIT 提供的数据集进行验证[26]。

从图 9(a)~(c)中可以观察到，以 70%、60%和 50%的电池数据作为训练集的估计均显示出较高的估计精度。SOH 在 88%~98%之间时，PSO-LSTM 估计曲线与参考曲线保持较高的一致性，说明所提方法显示出较高的估计能力。图 9(d)显示了该方法的估计误差，在不同训练集下，PSO-LSTM 估计的相对误差主要分布在−2%~1%之间。所提方法在不同训练数据比例下的估计结果见表 4，在不同训练数据比例下，其 RMSE 值均小于 1%，显示出满意的结果。



(a) 70%训练数据　(b) 60%训练数据

(c) 50%训练数据　(d) 估计误差

图 9　MIT 电池 SOH 估计曲线和误差

Fig. 9 SOH estimation curves and errors based on battery data from MIT

表 4 MIT 电池在不同训练数据比例下的 SOH 估计结果

Tab. 4 SOH estimation results based on battery data from MIT at different proportions of training data %

训练数据比例	RMSE	MAE	MAPE	MSE
70	0.31	0.23	0.39	0.019 8
60	0.52	0.36	0.40	0.029 1
50	0.89	0.67	0.73	0.044 6

4 结语

本文提出了 1 种基于健康因子和 PSO-LSTM 的储能电池 SOH 估计方法，分析了充电循环过程中的电压、电流和温度曲线，从中提取 10 个特征作为 HFs，通过皮尔逊相关系数法分析发现这些 HFs 与 SOH 具有较强的相关性。将这些 HFs 作为 PSO-LSTM 神经网络的输入来建立 SOH 估计模型，利用 PSO 算法优化 LSTM 网络的超参数，实现 SOH 的准确估计。然后以 NASA 和 MIT 数据集为依托，验证了该方法的有效性。该方法对不同比例的数据进行 SOH 估计，显示出较强的鲁棒性和稳定性，电池 SOH 估计的均方根误差均低于 2%。同时与 LSTM 和 FNN 估计模型相比，所提 PSO-LSTM 方法显示出更高的估计能力和更低的估计误差。在未来的工作中，将进一步探索更多神经网络模型来对电池的 SOH 进行估计，提升电池 SOH 估计的精度与模型的泛化性能。

参考文献：

[1] Cheng Ming, Zhang Xuan, Ran Aihua, et al. Optimal dispatch approach for second-life batteries considering degradation with online SoH estimation [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 173: 113053.

[2] Yang Sijia, Zhang Caiping, Jiang Jiuchun, et al. Review on state-of-health of lithium-ion batteries: Characterizations, estimations and applications [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 314: 128015.

[3] Atalay S, Sheikh M, Mariani A, et al. Theory of battery ageing in a lithium-ion battery: Capacity fade, nonlinear ageing and lifetime prediction [J]. Journal of Power Sources, 2020, 478: 229026.

[4] 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)

[5] Li Penghua, Zhang Zijian, Grosu R, et al. An end-to-end neural network framework for state-of-health estimation and remaining useful life prediction of electric vehicle lithium batteries [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 156: 111843.

[6] Hu Xiaosong, Feng Fei, Liu Kailong, et al. State estimation for advanced battery management: Key challenges and future trends [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 114: 109334.

[7] Sui Xin, He Shan, Vilsen S B, et al. A review of non-probabilistic machine learning-based state of health estimation techniques for Lithium-ion battery [J]. Applied Energy, 2021, 300: 117346.

[8] 刘大同, 宋宇晨, 武巍, 等. 锂离子电池组健康状态估计综述[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 1-18.
Liu Datong, Song Yuchen, Wu Wei, et al. Review of state of health estimation for lithium-ion battery pack [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 1-18. (in Chinese)

[9] 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).

[10] 顾菊平, 蒋凌, 张新松, 等. 基于特征提取的锂离子电池健康状态评估及影响因素分析[J]. 电工技术学报, 2023, 38(19): 5330-5342.
Gu Juping, Jiang Ling, Zhang Xinsong, et al. Estimation

and influencing factor analysis of lithium-ion batteries state of health based on features extraction [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(19): 5330-5342. (in Chinese)

[11] Tang Xiaopeng, Zou Changfu, Yao Ke, et al. A fast estimation algorithm for lithium-ion battery state of health [J]. Journal of Power Sources, 2018, 396: 453-458.

[12] Xiong Rui, Li Linlin, Tian Jinpeng. Towards a smarter battery management system: A critical review on battery state of health monitoring methods [J]. Journal of Power Sources, 2018, 405: 18-29.

[13] Zhou Xin, Stein J L, Ersal T. Battery state of health monitoring by estimation of the number of cyclable Li-ions [J]. Control Engineering Practice, 2017, 66: 51-63.

[14] 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)

[15] 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)

[16] 李旭东, 张向文. 基于主成分分析与 WOA-Elman 的锂离子电池 SOH 估计[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(12): 4010-4021.
Li Xudong, Zhang Xiangwen. State of health estimation method for lithium-ion batteries based on principal component analysis and whale optimization algorithm-Elman model [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(12): 4010-4021. (in Chinese)

[17] Ma Yan, Shan Ce, Gao Jinwu, et al. A novel method for state of health estimation of lithium-ion batteries based on improved LSTM and health indicators extraction [J]. Energy, 2022, 251: 123973.

[18] 楚瀛, 陈一凡, 米阳. 一种基于注意力机制的 CNN-LSTM 锂电池健康状态估算[J]. 电源技术, 2022, 46(6): 634-637, 651.
Chu Ying, Chen Yifan, Mi Yang. Lithium battery health state estimation based on attention mechanism-CNN-LSTM [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(6): 634-637, 651. (in Chinese)

[19] 刘家豪, 张宏伟, 袁永军. 基于 LSTM 和 EIS 的锂电池健康状态估计[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(12): 59-61, 65.
Liu Jiahao, Zhang Hongwei, Yuan Yongjun. Health state estimation of lithium battery based on LSTM and EIS [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(12): 59-61, 65. (in Chinese)

[20] Cheng Gong, Wang Xinzhi, He Yurong. Remaining useful life and state of health prediction for lithium batteries based on empirical mode decomposition and a long and short memory neural network [J]. Energy, 2021, 232: 121022.

[21] Wu Yitao, Xue Qiao, Shen Jiangwei, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries based on healthy features and long short-term memory [J]. IEEE Access, 2020, 8: 28533-28547.

[22] Li Penghua, Zhang Zijian, Xiong Qingyu, et al. State-of-health estimation and remaining useful life prediction for the lithium-ion battery based on a variant long short term memory neural network [J]. Journal of Power Sources, 2020, 459: 228069.

[23] Greff K, Srivastava R K, Koutník J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2222-2232.

[24] 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)

[25] Saha B, Goebel K. Battery Data Set. NASA Ames Prognostics Data Repository [DS/OL]. Moffett Field, http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-datarepository.

[26] Severson K A, Attia P M, Jin N, et al. Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation [J]. Nature Energy, 2019, 4(5): 383-391.

[27] Wu Ji, Zhang Chenbin, Chen Zonghai. An online method for lithium-ion battery remaining useful life estimation using importance sampling and neural networks [J]. Applied Energy, 2016, 173: 134-140.



宁雪峰

作者简介：

宁雪峰(1980—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：大规模储能技术，新能源与分布式发电。E-mail：754082537@qq.com。

石正禄(1996—)，男，中国电源学会会员，博士研究生。研究方向：大规模储能技术。E-mail：zlshi0305@hnu.edu.cn。

许加柱(1980—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：交直流电能变换新技术。E-mail：xjz@hnu.edu.cn。

(责任编辑：耿越)

(上接第 154 页)

Wei Yanping, Wang Jun, Li Nanfan, et al. Grid-connected switch control strategy suitable for energy storage converter in microgrid [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(1): 156-163. (in Chinese)

[16] Ju Zeli, Lü Xinliang, Wu Biao, et al. Advanced model predictive control for three-phase inverter circuit based on disturbance observer [C]// 2019 IEEE 10th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG). Xi'an, China, 2019: 900-904.

[17] 郑昊, 杜贵平, 雷雁雄, 等. 混合储能双向DC/DC变换器线性自抗扰控制研究[J]. 电力电子技术, 2022, 56(9): 80-83.

Zheng Hao, Du Guiping, Lei Yanxiong, et al. Research on linear active disturbance rejection control of hybrid energy storage bidirectional DC/DC converter [J]. Power Electronics, 2022, 56(9): 80-83. (in Chinese)

[18] 赵耀, 赵毅君, 周扬. 基于模糊 PI 控制的双级式储能变流器运行特性仿真分析[J]. 湖南工程学院学报(自然科学版), 2023, 33(1): 16-22.

Zhao Yao, Zhao Yijun, Zhou Yang. Simulation analysis of operating characteristics of two-stage power conversion system based on fuzzy PI control [J]. Journal of Hunan Institute of Engineering (Natural Science Edition), 2023, 33(1): 16-22. (in Chinese)

[19] 赵峰, 帅智康, 彭也伦, 等. 含电流限幅器的逆变器暂态稳定性评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(6): 2245-2255.

Zhao Feng, Shuai Zhikang, Peng Yelun, et al. Evaluation method for transient stability of inverter containing current limiter [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(6): 2245-2255. (in Chinese)

[20] 荆哲, 米珂, 张浩淼, 等. 基于抗扰动观测器的光储反相均流 DC-DC 变换电路控制策略[J]. 热力发电, 2020, 49(8): 71-77.

Jing Zhe, Mi Ke, Zhang Haomiao, et al. Control strategy of inverse current sharing DC-DC converter based on anti disturbance observer [J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(8): 71-77. (in Chinese)



李祥柱

作者简介：

李祥柱(1999—)，男，硕士。研究方向：新能源电力系统技术研究。E-mail：13681392657@163. com

徐永海(1966—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：新能源电力系统技术研究。E-mail：yonghaixu@263.net

(责任编辑：孙美菊)