DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.1.225 中图分类号：TM912 文献标志码：A

基于 HPO-LSTM 网络的锂电池健康状态估计

王庭华，鄢 博，吴静云，何大瑞
(国网江苏省电力有限公司经济技术研究院，南京 210000)

摘要：电池健康状态 SOH(state-of-health)是评价电池性能的重要指标。针对电池健康状态难以准确估算的问题，提出猎人猎物优化 HPO(hunter-prey optimizer)算法和长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络相结合的锂电池健康状态估计方法。通过分析电流、温度对容量增量 IC(incremental capacity)曲线的影响，引入 IC 曲线中最高峰的峰值及其对应的电压、温度、电流作为模型输入，利用 HPO 算法对 LSTM 网络进行动态调参，最后采用储能环境下削峰填谷工况的电池充放电数据进行实验验证。结果表明：基于 HPO-LSTM 网络的锂电池健康状态估计方法相较传统的 LSTM 网络方法具有更高的估算精度，在不同网络训练量下具有较好的鲁棒性。

关键词：锂电池；健康状态；容量增量曲线；猎人猎物优化算法；长短期记忆神经网络

State-of-health Estimation for Lithium-ion Battery Based on Hunter-prey Optimizer Algorithm and Long Short-term Memory Neural Network

WANG Tinghua, YAN Bo, WU Jingyun, HE Darui
(Economic and Technological Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, China)

Abstract: The state-of-health (SOH) of batteries is an important indicator for evaluating their performance. Aimed at the difficulty in accurately estimating the SOH of batteries, a novel SOH estimation method for lithium-ion batteries was proposed by combining the hunter-prey optimizer (HPO) algorithm and long short-term memory (LSTM) neural network. Through the analysis of influences of current and temperature on the incremental capacity (IC) curve, the peak value of the highest peak in the IC curve and the corresponding voltage, temperature and current were introduced as the model input, and the dynamic parameters of LSTM neural network were adjusted using the HPO algorithm. Finally, the battery charging and discharging data under the condition of peak cutting and valley filling in the environment of energy storage were used for experimental verification. Results indicate that the SOH estimation method for lithium-ion batteries based on HPO-LSTM neural network has higher estimation accuracy compared with the traditional LSTM network methods, and it also has good robustness under different network training amounts.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-health (SOH); incremental capacity (IC) curve; hunter-prey optimizer (HPO) algorithm; long short-term memory (LSTM) neural network

收稿日期：2023-03-14；**修回日期：**2023-06-25；**录用日期：**2023-08-26；**网络首发日期：**2023-10-23
基金项目：国网江苏省电力有限公司科技资助项目(J2022159)
This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. under the grant J2022159

在“碳中和”背景下，储能产业迎来井喷式发展，其中以锂离子电池为代表的电化学储能技术成为了主流。锂离子电池相比其他电化学储能元件来说具备高比能量、高充放电效率、长寿命、低自放电率等优点，在储能场景中往往以成组的形式出现。由于电池存在生产工艺、排布位置等差异，在

电池使用过程中会产生电压、温度等不一致的问题，从而影响电池老化速度。随着时间推移，电池组内的电池健康状态 SOH(state-of-health)两极分化，电池组容量利用率下降，安全隐患增加[1-2]。因此，准确地进行电池 SOH 估计对电池管理及储能系统安全至关重要。

关于电池 SOH 估计方法的研究，主要分为电化学模型 EM(electrochemical model)、等效电路模型 ECM(equivalent circuit model)[3]和数据驱动[4-5]模型 3 大类。电化学模型基于电化学基础理论建立，如基于宏观均质多孔电极理论建立的伪二维 P2D(pseudo-two-dimension)模型等，虽然具有一定的物理意义，但建模门槛高、参数复杂的缺点限制了算法的应用。等效电路模型是电池性能诊断领域的主流方法，主要为多阶 RC(resistor-capacitance)电路模型，其包含的欧姆内阻可以解释电池的欧姆压降，模型中的 RC 网络用来描述电池的电化学极化、浓差极化等极化效应。范刘洋等[6]在储能系统建模的过程中发现磷酸铁锂电池的欧姆内阻与电池 SOH 近似为线性关系，可用线性公式对其进行估算。数据驱动模型主要以神经网络为代表，其通过大量数据训练来达到预设精度。徐元中等[7]利用模拟退火SA(simulated annealing)算法优化反向传播 BP(back propagation)神经网络训练过程中易陷入局部最优解的问题，从而提高了模型估算电池 SOH 的精度。随着深度学习的快速发展，对时序数据具有长短期记忆 LSTM(long short-term memory)的网络得到了广泛应用。胡天中等[8]通过经验模态分解 EEMD(ensemble empirical mode decomposition)与相关性分析 CA(correlation analysis)将电池数据分为主趋势数据和波动数据，分别选取深度置信网络 DBN(deep belief network)和 LSTM 网络对其进行估算，结果表明该方法能对电池 SOH 趋势进行有效学习及预测。周才杰等[9]采用深灰色关联度分析法对容量增量曲线的特征进行筛选分析，采用 LSTM 网络进行训练，该模型具有较好的准确性及鲁棒性。

本文提出了 1 种基于猎人猎物优化 HPO(hunter-prey optimizer)算法与 LSTM 网络相结合的电池 SOH 估计方法。该方法通过分析电池容量增量曲线的变化趋势，提取其最高峰的峰值及其对应的电压、温度、电流作为模型输入。在 HPO 算法对网络参数的调整下，LSTM 网络易陷入局部极小值的问题得到了改善。最后，该模型在磷酸铁锂电池削峰填谷的工况数据下完成了验证。结果表明，基于 HPO-LSTM 网络的电池 SOH 估计方法相较传统 LSTM 网络具有更高的估算精度与实际应用价值。

1 电池健康状态影响因素

电池健康状态定量描述了电池的退化程度，决定了电池的可用容量。实验室环境中采用电池核容的方式对电池 SOH 进行测量，而在工程应用中往往无法具备电池核容的条件，因此电池 SOH 在线估计方法尤为重要。锂电池容量增量 IC(incremental capacity)曲线分析法是研究电池 SOH 变化的常用方法[10]，其计算公式为

$$\mathrm{IC}_t=\frac{\mathrm{d}Q_t}{\mathrm{d}V_t}\approx\frac{\Delta Q_t}{\Delta V_t}=\frac{Q_t-Q_{t-1}}{V_t-V_{t-1}} \tag{1}$$

式中：IC_t为 t 时刻的容量增量值；Q_t、Q_{t-1}分别为 t 和 t–1 时刻的电池容量；V_t、V_{t-1}分别为 t 和 t–1 时刻的电池端电压。在电池恒流充电过程中，IC 曲线中的峰值能够描述锂电池的电压平台信息，反映电池健康状态的变化。以磷酸铁锂电池为例，如图 1 所示，IC 曲线会随着电流倍率的升高而发生右移，这是因为电流增大会导致电池内阻上的分压增加。另外，IC 曲线的多峰峰值均随着倍率的增

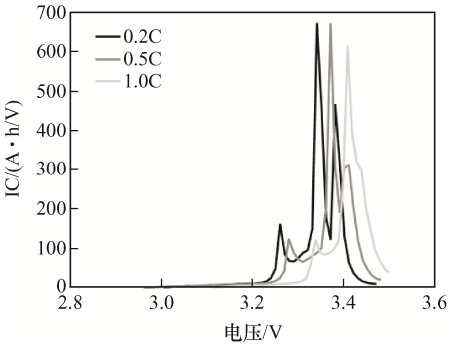


图 1 25 ℃下不同倍率的 IC 曲线

Fig. 1 IC curves with different magnifications at 25 ℃

加而减小，这是由于大电流下电池电解液中的锂离子无法在正负极中充分地进行嵌入和脱出，从而造成容量损失。

图 2 是磷酸铁锂电池在不同温度下以 0.2C 电流倍率进行恒流充电所获得的 IC 曲线，由图可知 IC 曲线随着温度的增高而左移，这是因为温度升高会导致电池内阻降低，电池端电压减小；图 2 中 IC 曲线的多峰峰值随着温度的下降而降低，反映了温度下降导致锂离子扩散速度变慢的问题[11]。

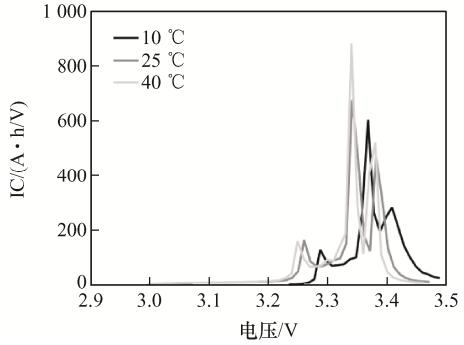


图 2　0.2C 倍率下不同温度的 IC 曲线

Fig. 2 IC curves with magnification of 0.2C at different temperatures

通过 IC 曲线可以分析电池内部的电化学变化，因此本文结合 IC 曲线最高峰峰值及其对应的电压、电流、温度这 4 个变量对电池 SOH 估计方法进行研究。

2　基于 HPO-LSTM 网络的电池 SOH 估计方法

2.1 HPO 算法

HPO 算法是由 Naruei 等[12]于 2022 年提出的 1 种优化搜索算法。该算法受肉食动物捕猎行为的启发，其具体方案如下。

首先需要初始化猎物种群位置，其中猎物种群第 i 个猎物的位置 x_i 的初始化为范围[l, u]内的随机数，即

$$x_i = \text{rand}(1,d).*(u-l)+l \tag{2}$$

式中，rand(1,d)为 1×d 的随机矩阵，d 为变量的维度。当初始化种群位置后，需根据目标函数 $f(x)$确定适应度。

猎人搜索机制为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + 0.5\{[2CZP_{\text{pos}} - x_{i,j}(t)] + [2(1-C)Z\,\bar{x}_{i,j} - x_{i,j}(t)]\} \tag{3}$$

式中：$x_{i,j}(t)$为猎人的当前位置；$\bar{x}_{i,j}$ 为所有猎物位置的平均值；$x_{i,j}(t+1)$为猎人的下一个位置；P_{pos} 为猎物位置；平衡参数 C 和自适应参数 Z 为

$$C = 1 - \frac{0.98\text{Iter}}{\text{MaxIter}} \tag{4}$$

$$P = \vec{R}_1 < C \tag{5}$$

$$\text{IDX} = (P == 0) \tag{6}$$

$$Z = R_2 \otimes \text{IDX} + \vec{R}_3 \otimes (\sim \text{IDX}) \tag{7}$$

式中：Iter 为算法的当前迭代次数；MaxIter 为算法的最大迭代次数；$\vec{R}_1$ 和 $\vec{R}_3$ 为[0, 1]内的随机向量；R_2 为[0, 1]内的随机数；P 为 $\vec{R}_1 < C$ 的索引值；IDX 为满足 $(P == 0)$ 条件的 $\vec{R}_1$ 索引值。

然后，猎人选取离种群平均位置最远的猎物作为捕猎目标，需计算各成员的欧几里得距离 $D_{\text{euc}}(i)$ 为

$$D_{\text{euc}}(i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{d}(x_{i,j} - \bar{x}_{i,j})^2} \tag{8}$$

最后，考虑猎物被捕获后猎人会继续移动到新猎物位置，因此加入递减机制，具体为

$$k = \text{round}(C \times N) \tag{9}$$

式中：round 为四舍五入取整函数；N 为搜索代理数量。随着迭代次数的变化，猎物位置 $\vec{P}_{\text{pos}}$ 不断更新，具体为

$$\vec{P}_{\text{pos}} = \vec{x}_i \mid i \text{ is sorted } D_{\text{euc}}(k) \tag{10}$$

猎物的位置更新公式为

$$x_{i,j}(t+1) = T_{\text{pos}} + CZ\cos(2\pi R_4) \times [T_{\text{pos}} - x_{i,j}(t)] \tag{11}$$

式中：R_4 为[0, 1]内的随机数；T_{pos} 为全局最优位置。猎人猎物优化算法在寻找全局最优解的过程中，根据参数 R_5 及调节参数 β 的大小来选择猎人和猎物，其中 R_5 为[0, 1]内的随机数。当 $R_5 < \beta$

时，搜索代理为猎人，选取式(3)进行位置更新；否则，搜索代理为猎物，通过式(11)进行位置更新。

2.2 LSTM 网络模型

LSTM 网络是 1 种时间循环神经网络，具有很强的非线性拟合能力[13]。作为一般循环神经网络 RNN(recurrent neural network)的变种，LSTM 网络引入门控机制和细胞状态，增强序列前后的相关性，使网络具备长期记忆，在一定程度上缓解 RNN 网络梯度消失、难以处理序列长期依赖的问题。

LSTM 网络结构如图 3 所示，分为遗忘门、输入门、存储单元和输出门 4 部分。遗忘门决定上一时刻单元状态 C_{t-1} 保留到当前时刻单元状态 C_t 的比例，即

$$f_t = \text{sigmoid}(W_{fh} \times h_{t-1} + W_{fx} \times x_t + b_f) \tag{12}$$

式中：f_t 为遗忘门；W_{fh} 和 b_f 为遗忘门的权值和偏置；W_{fx} 为输入到遗忘门的权值；h_{t-1} 为上一个单元的输出；x_t 为当前时刻的输入。

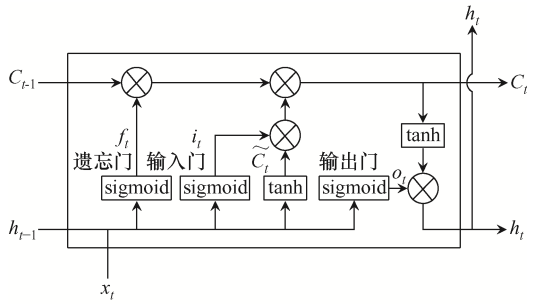


图 3 LSTM 网络结构

Fig. 3 Structure of LSTM network

输入门负责调控当前时刻网络的输入 x_t 传递到当前时刻单元状态 C_t 的比例，即

$$i_t = \text{sigmoid}(W_{ih} \times h_{t-1} + W_{ix} \times x_t + b_i) \tag{13}$$

式中：i_t 为输入门；W_{ih} 和 b_i 为输入门的权值和偏置；W_{ix} 为输入到输入门的权值。

存储单元主要用来存储序列的相关信息，计算公式为

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{Ch} \times h_{t-1} + W_{Cx} \times x_t + b_C) \tag{14}$$

式中：$\tilde{C}_t$ 为存储单元；W_{Ch} 和 b_C 分别为存储单元的权值和偏置；W_{Cx} 为输入到存储单元的权值。当前时刻单元状态 C_t 的更新为

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \tag{15}$$

输出门控制当前时刻单元状态 C_t 传递到当前输出值 h_t 的比例，具体为

$$o_t = \text{sigmoid}(W_{oh} \times h_{t-1} + W_{ox} \times x_t + b_o) \tag{16}$$

式中：o_t 为输出门；W_{oh} 和 b_o 分别为输出门的权值和偏置；W_{ox} 为输入到输出门的权值。单元输出 h_t 的更新为

$$h_t = o_t \times \tanh C_t \tag{17}$$

2.3 基于 HPO-LSTM 的模型搭建

LSTM 网络的性能受学习率、神经元数量、迭代次数的影响，为了提升网络估计精度，本文利用 HPO 算法对上述参数进行寻优，构建了基于 HPO-LSTM 的模型框架，如图 4 所示。模型由数据处理、HPO-LSTM 网络和电池 SOH 估计 3 个部分组成。

模型的数据处理过程中，首先需要对电池的电压、温度、电流进行数据清洗，其中包含数据降噪和恒流充电片段的筛选；然后对筛选后的数据片段进行 IC 曲线解析，提取对应 IC 曲线中最高峰峰值及其对应的电压、电流、温度作为 LSTM 网络的输入；最后再对输入数据集进行训练集和测试集的划分，输入 HPO-LSTM 网络进行训练。

模型的 HPO-LSTM 网络模块的主要流程如下。

步骤 1 将 LSTM 网络中的学习率、神经元数量、迭代次数输入 HPO 算法并初始化 HPO 算法的种群。

步骤 2 将LSTM网络的误差函数均方误差MSE(mean-square error)函数作为 HPO 算法的适应度函数计算适应度，并记录当前种群位置作为历史最优位置。

步骤 3 更新 HPO 算法中的种群位置。

步骤 4 按照当前的学习率、神经元数量、迭代次数进行 LSTM 网络训练。

步骤 5 根据训练结果计算适应度，更新种群历史最优位置。

步骤 6 判断结果是否满足终止条件，若满足

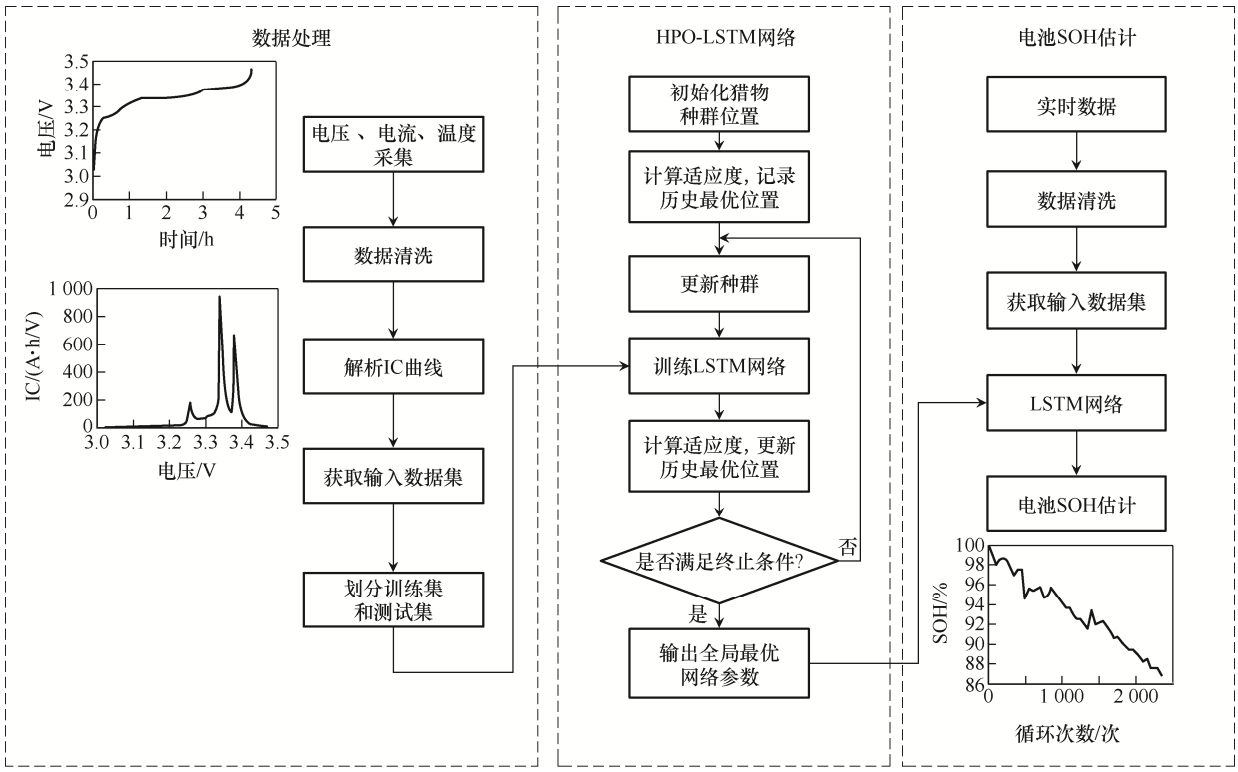


图 4　基于 HPO-LSTM 的模型框架

Fig. 4 Model framework based on HPO-LSTM

则将当前结果作为全局最优网络参数并输出；否则，返回步骤 3 继续执行，直至满足终止条件。

在完成 HPO-LSTM 网络的训练后，得到了电池 SOH 估计模型。模型在线运行阶段中，通过电池管理系统对实时数据进行清洗，以获取相应输入数据并导入训练好的 LSTM 网络中，实现了电池 SOH 的在线估计。

3　实验及结果分析

实验平台由 NBT5V200AC8-T 电池测试系统、THM120K 多通道无纸记录仪、ZTH100R 恒温箱及上位机组成。算法在 MATLAB R2016b 中搭建，电脑配置为：Intel(R) Core(TM) i5-9400 CPU @ 2.90 GHz、16 GB 运行内存、64 位 Windows 10 专业版操作系统。测试电池选取力神公司生产的磷酸铁锂电池，其额定容量为 180 Ah。实验采用削峰填谷工况对电池进行循环充放电实验，如图 5 所示，实验过程中恒温箱的温度设定为 25 ℃。

考虑到电池健康状态衰减较为缓慢，实验中每

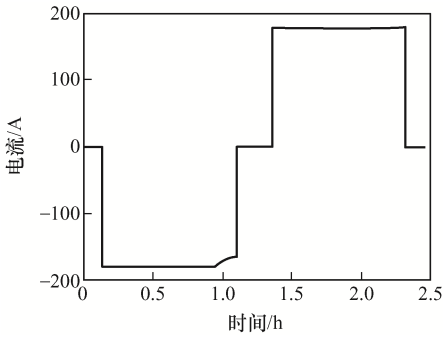


图 5　削峰填谷电流工况

Fig. 5 Working condition of peak cutting and valley filling for current

50 次削峰填谷工况就要进行一次核容，计算核容过程中 IC 曲线最高峰峰值及其对应的电压、电流和温度；实验工况共循环了 2 350 次(对应 48 组输入数据)，首先对数据集进行归一化处理，将所有特征映射到[0,1]范围内，这样做能够消除量纲差异的影响并使特征具有相同的度量尺度，有助于加速模型收敛、提升模型准确率[14]；在 HPO-LSTM 网络模型的训练过程中，将前 1 000 次的循环数据作为训练集，剩余循环数据作为测试集，采用 HPO

算法不断调整 LSTM 网络的学习率、神经元数量、迭代次数，从而实现 LSTM 网络模型精度的提高。

3.1 准确性分析

为了体现 HPO-LSM 网络对电池 SOH 的估计效果，实验中引入传统 LSTM 网络进行对照，2 种网络的评价指标选择神经网络回归预测模型中 2 种常见的度量标准：平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和均方根误差 RMSE(root-mean-square error)，其计算公式为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i| \tag{18}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{19}$$

经训练，2 种网络的电池 SOH 估计结果如图 6 所示，其评价指标见表 1。由图表可知，本文提出的 HPO-LSTM 网络在 MAE 和 RMSE 2 种指标上均优于 LSTM 网络，表明其对于电池健康状态的估计效果更好，与真实值更接近。

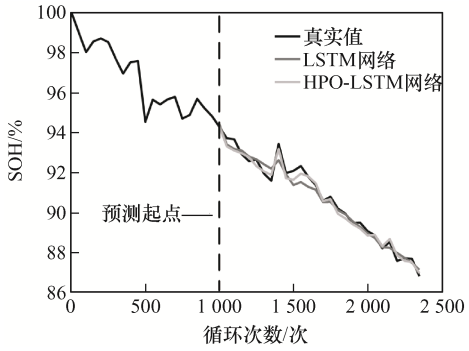


图 6 2 种网络的电池 SOH 估计结果

Fig. 6 SOH estimation results of battery based on two kinds of networks

表 1 2 种网络的电池 SOH 估计误差

Tab. 1 SOH estimation errors of battery based on two kinds of networks

网络类别	MAE	RMSE
LSTM	0.002 8	0.003 6
HPO-LSTM	0.002 0	0.002 4

3.2 鲁棒性分析

HPO-LSTM 网络一方面采用 HPO 算法对超参数进行寻优，解构了输入变量间的关联特征；另一方面，网络选取 IC 曲线最高峰峰值及其对应的电压、电流、温度作为输入变量，增强了网络输入与网络输出之间的映射关系；综上，网络在不同网络训练量下具有较好的鲁棒性。

为了验证基于 HPO-LSTM 网络的电池健康状态估计方法的鲁棒性，分别挑选前 400 次、前 700 次、前 1 000 次的循环数据对 HPO-LSTM 网络进行训练，剩余数据用于网络验证，其训练结果如图 7 所示。由图可知，随着训练数据的增加，网络预测误差减小，但即使在较少的训练数据下，网络预测结果表现的趋势仍具有较好的一致性，体现了其具备较好的鲁棒性。

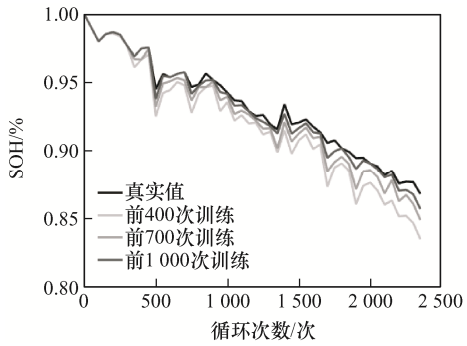


图 7 不同网络训练量下的电池 SOH 估计结果

Fig. 7 SOH estimation results of battery under different network training amounts

4 结语

本文提出基于 HPO-LSTM 网络的锂电池健康状态估计模型，解决了 LSTM 网络易陷入局部极小值的问题。通过分析对电池健康状态具有强相关性的 IC 曲线，确定引入 IC 曲线最高峰峰值及其对应的电压、电流、温度作为电池健康状态的特征，最后采用储能场景下削峰填谷的工况对模型进行验证。实验结果表明，该模型比基于传统 LSTM 网络的方法具有更高的估计精度，在不同网络训练量下具有较好的鲁棒性，对于储能应用下的电池健康状态估计具有一定的实际应用价值。

参考文献：

[1] 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)

[2] 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)

[3] 马锐, 贾学翠, 张永康, 等. 基于三次样条插值法的储能锂电池建模与参数辨识[J]. 电源学报, 2023, 21(1): 133-141.
Ma Rui, Jia Xuecui, Zhang Yongkang, et al. Modeling and parameters identification of Li-ion battery for energy storage based on cubic spline interpolation method [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(1): 133-141. (in Chinese)

[4] 尹杰, 刘博, 孙国兵, 等. 基于迁移学习和降噪自编码器−长短时间记忆的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(1): 289-302.
Yin Jie, Liu Bo, Sun Guobing, et al. Transfer learning denoising autoencoder-long short term memory for remaining useful life prediction of Li-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(1): 289-302. (in Chinese)

[5] 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)

[6] 范刘洋, 汪可友, 张宝群, 等. 考虑电池组不一致性的储能系统建模及仿真[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(3): 110-115.
Fan Liuyang, Wang Keyou, Zhang Baoqun, et al. Modeling and simulation of battery energy storage system considering intrinsic inconsistency [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3): 110-115. (in Chinese)

[7] 徐元中, 曹翰林, 吴铁洲. 基于 SA-BP 神经网络算法的电池 SOH 预测[J]. 电源技术, 2020, 44(3): 341-345.
Xu Yuanzhong, Cao Hanlin, Wu Tiezhou. Estimation of SOH for battery based on SA-BP neural network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(3): 341-345. (in Chinese)

[8] 胡天中, 余建波. 基于多尺度分解和深度学习的锂电池寿命预测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(10): 1852-1864.
Hu Tianzhong, Yu Jianbo. Life prediction of lithium-ion batteries based on multiscale decomposition and deep learning [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2019, 53(10): 1852-1864. (in Chinese)

[9] 周才杰, 汪玉洁, 李凯铨, 等. 基于灰色关联度分析−长短期记忆神经网络的锂离子电池健康状态估计[J]. 电工技术学报, 2022, 37(23): 6065-6073.
Zhou Caijie, Wang Yujie, Li Kaiquan, et al. State of health estimation for lithium-ion battery based on gray correlation analysis and long short-term memory neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(23): 6065-6073. (in Chinese)

[10] 薛楠, 孙丙香, 白恺, 等. 基于容量增量分析的复合材料锂电池分区间循环衰退机理[J]. 电工技术学报, 2017, 32(13): 145-152.
Xue Nan, Sun Bingxiang, Bai Kai, et al. Different state of charge range cycle degradation mechanism of composite material lithium-ion batteries based on incremental capacity analysis [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(13): 145-152. (in Chinese)

[11] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.
Peng Yu, Liu Datong. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495. (in Chinese)

[12] Naruei I, Keynia F, Sabbagh Molahosseini A. Hunter-prey optimization: Algorithm and applications [J]. Soft

Computing, 2022, 26(3): 1279-1314.

[13] 王鑫, 吴际, 刘超, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(4): 772-784.
Wang Xin, Wu Ji, Liu Chao, et al. Exploring LSTM based recurrent neural network for failure time series prediction [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(4): 772-784. (in Chinese)

[14] 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)



王庭华

作者简介：

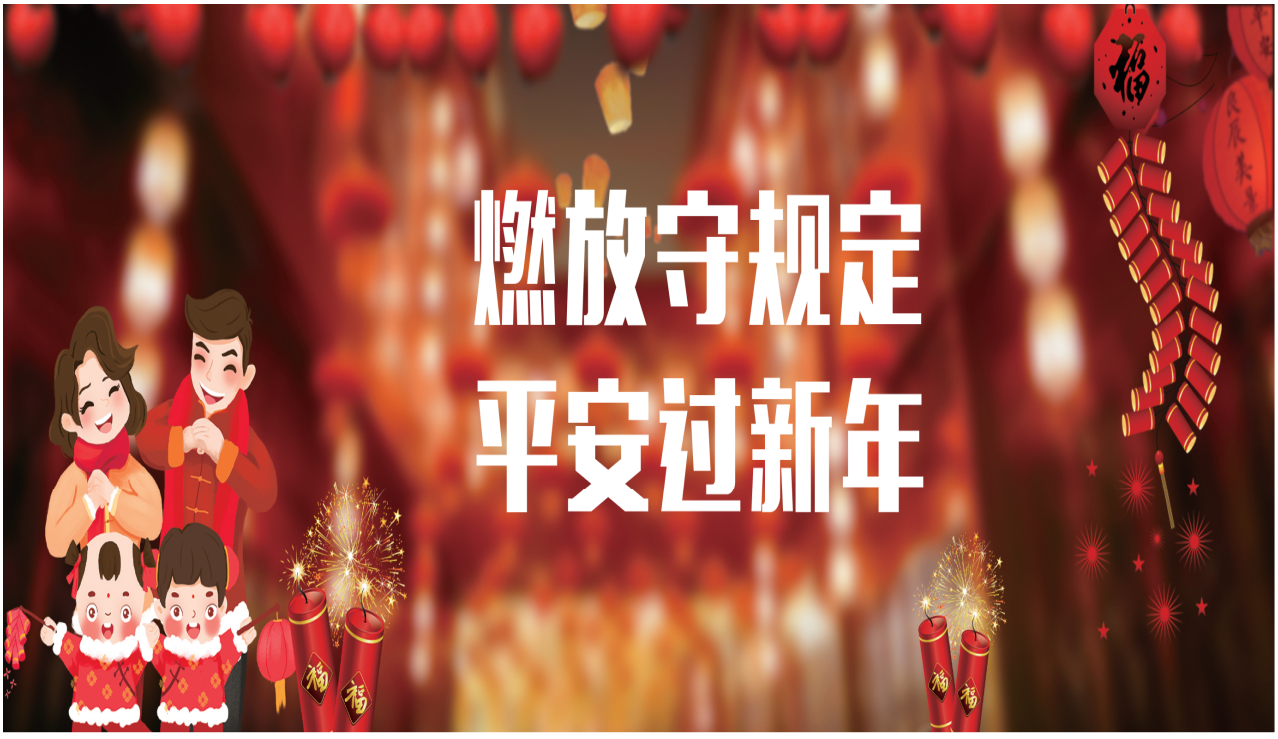
王庭华(1967—)，男，通信作者，硕士，教授级高级工程师。研究方向：电网储能及安全技术。E-mail：1395284 5166@139.com。

鄢博(1994—)，女，硕士。研究方向：电网储能及安全技术。E-mail：511612029@qq.com。

吴静云(1989—)，女，博士，高级工程师。研究方向：电网储能及安全技术。E-mail：673112739@qq.com。

何大瑞(1991—)，男，硕士。研究方向：电力系统及其自动化。E-mail：hdr2908@163.com。

(责任编辑：孙美菊)



公益广告来源：中国文明网