DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.3.230　　**中图分类号**：TM912.9　　**文献标志码**：A

基于容量序列分解与重构的LSTM锂电池剩余寿命预测算法

冯 杰[1](中国电源学会学生会员)，吕志刚[1]，邸若海[1]，王 鹏[2]，王 储[1]
(1.西安工业大学电子信息工程学院，西安 710021；2.西安工业大学发展规划处，西安 710021)

摘要：锂电池未来容量的准确预测是锂电池健康管理系统的关键。针对锂电池容量序列受容量再生等影响，设计了1种基于容量序列分解与重构的长短期记忆LSTM(long short-term memory)神经网络锂电池剩余寿命预测模型。首先，使用自适应噪声完备集合经验模态分解CEEMDAN(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)技术将原始序列分解为多个固有模态分量，可以消除容量回升现象；其次，采用Hurst技术将各分量重组成多个规律性强的子序列，可以降低测试阶段的时耗；然后，分别对多个子序列利用鲸鱼优化算法WOA(whale optimization algorithm)对LSTM的参数进行优化并将多组预测结果进行叠加，从而获得最终的预测结果；最后，在2组具有不同退化特征的锂电池失效数据集上验证了设计模型的有效性。实验结果表明，所提方法在平均绝对误差和均方根误差方面均能保持在一定范围内。

关键词：锂离子电池；经验模态分解；赫斯特；鲸鱼优化算法；长短期记忆神经网络

Remaining Useful Life Prediction Algorithm for Lithium-ion Batteries Based on LSTM of Capacity Sequence Decomposition and Reconstruction

FENG Jie[1], *Student Member*, *CPSS*, LÜ Zhigang[1], DI Ruohai[1], WANG Peng[2], WANG Chu[1]
(1. School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China; 2. Development and Planning Department, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: The accurate prediction of the futural capacity of lithium batteries is crucial for their health management systems. Aimed at the impact of capacity regeneration on the capacity sequences of lithium-ion batteries, a long short-term memory (LSTM) neural network-based remaining useful life prediction model is proposed, which is based on capacity sequence decomposition and reconstruction. First, the CEEMDAN technology is used to decompose the original sequence into various intrinsic mode components, so as to eliminate the phenomenon of capacity rebound. Second, the Hurst technique is utilized to reassemble each component into multiple systematically strong sub-sequences, which can reduce the time consumption during the testing phase. Third, the whale optimization algorithm is applied to multiple sub-sequences to optimize the parameters of LSTM, and the outcomes from various sets of predictions are further aggregated to derive the ultimate prediction results. Finally, the effectiveness of the proposed model is verified on two sets of lithium-ion battery failure datasets with different degradation characteristics. Experimental results show that the proposed method can maintain both the mean absolute error and root mean square error in certain ranges.

Keywords: Lithium-ion battery; empirical mode de-

收稿日期：2023-10-21；**修回日期**：2023-12-09；**录用日期**：2023-12-25；**网络首发日期**：2024-04-26
基金项目：国家自然科学基金资助项目(62171360)；陕西省科技厅重点研发计划资助项目(2023-LL-QY-25)；国家重点研发计划资助项目(2022YFF0604900)；2022年度陕西高校青年创新团队资助项目；山东省智慧交通重点实验室(筹)资助项目；2023年陕西省高校工程研究中心资助项目
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 62171360; Shaanxi Science and Technology Department under the grant 2023-LL-QY-25; National Key Research and Development Program under the grant 2022YFF0604900; 2022 Shaanxi University Youth Innovation Team Project; Shandong Key Laboratory of Smart Transportation (Preparation); 2023 Shaanxi University Engineering Research Center

composition; Hurst; whale optimization algorithm; long short-term memory (LSTM) neural network

锂电池作为 1 种高效的能源存储解决方案，已广泛应用于移动设备、电动汽车、可再生能源系统及许多其他领域[1-3]，为了保障系统安全运行，通常需要在电池失效阈值 EOL(end of life)之前更换电池，一般取 EOL 为 80%电池额定容量[4]。但锂电池的剩余寿命预测是 1 个复杂而具有挑战的问题。电池在充放电循环过程中处于静止状态时，电池内部的化合物反应使容量有一定程度的回升，下一个循环的容量将立即增加[5]，这种现象会影响对锂电池健康状态 SOH(state of health)估计的准确性。当前，锂离子电池剩余寿命的预测方法主要分为 2 类：基于物理模型和基于数据驱动的方法[6]。物理模型建模方法要求建立准确的模型，这些模型需要一定的先验信息，用于描述电池内部的物理和化学过程，如电化学模型[7]、等效电路模型[8]和粒子滤波器[9]等。虽然这些方法在一定程度上可以预测电池的剩余容量，但面对真实电池使用的复杂场景，在实际应用中存在较大的局限性。数据驱动的方法在解决非线性和受众多随机因素影响的问题方面有着天然的优势。文献[10]提出了 1 种基于 BP 神经网络的剩余寿命预测方法，由于锂电池的退化过程具有时序性，该神经网络在时序数据预测方面略显不足；文献[11]提出了 1 种基于长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络的预测模型，该模型在处理时序类的数据方面有着天然的优势，但是锂电池容量退化过程中的容量再生会影响该网络模型的性能；文献[12]提出了 1 种组合预测的方式，通过模态分解获取不同的分量和残差，提高模型的预测性能，但该方法需要对所有的分量进行分别预测，随后将结果进行叠加，导致预测效率较差；文献[13]使用 LSTM 网络进行预测锂电池的容量衰退情况，在一定程度上解决了梯度消失的问题，但无法很好地处理容量再生现象；文献[14]提出了 1 种自适应噪声完备集合经验模态分解 CEEMDAN(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)与 LSTM 的组合预测模型，CEEMDAN 可以有效消除容量回升现象，但该方法会使整个预测过程显得烦琐且需要较长的时间，同时 LSTM 参数的确定较为困难，进而影响后续的预测性能。

综上所述，LSTM 网络具有良好的预测性能，但需要人为设置参数；信号分解方法虽在一定程度上解决了容量回升缺陷，提高了模型预测的准确性，但其整个预测过程较为烦琐且耗时较长。针对上述问题，本文设计了 1 种基于完全自适应噪声集合经验模态分解−赫斯特指数与改进 LSTM 的混合预测方法 CHWLSTM(CEEMDAN-Hurst-WOA-LSTM)。

1　本文算法

本文所提出的锂电池剩余寿命预测模型 CHWLSTM 的总体架构如图 1 所示，可以分为以下 4 个阶段。

阶段 1：由于锂电池容量退化数据存在容量再生现象，进而影响后续的 LSTM 网络性能，故使用 CEEMDAN 将退化容量数据分解为 k 个模态分量，可有效消除容量再生的缺陷。

阶段 2：通过分解得到的 k 个分量若分别进行预测，会使整个预测流程变得烦琐，因此使用 Hurst 指数重构方法将各个容量子序列重构为多个新的容量序列，同时划分训练集和测试集。

阶段 3：对于重构的多个新的容量序列，分别采用鲸鱼优化算法 WOA(whale optimization algorithm)-LSTM 对多个容量序列进行寻优，寻优结束后将超参数带入 LSTM 网络对未来容量序列进行预测。

阶段 4：阶段 3 所得的预测结果全部叠加得到最终的容量预测结果。

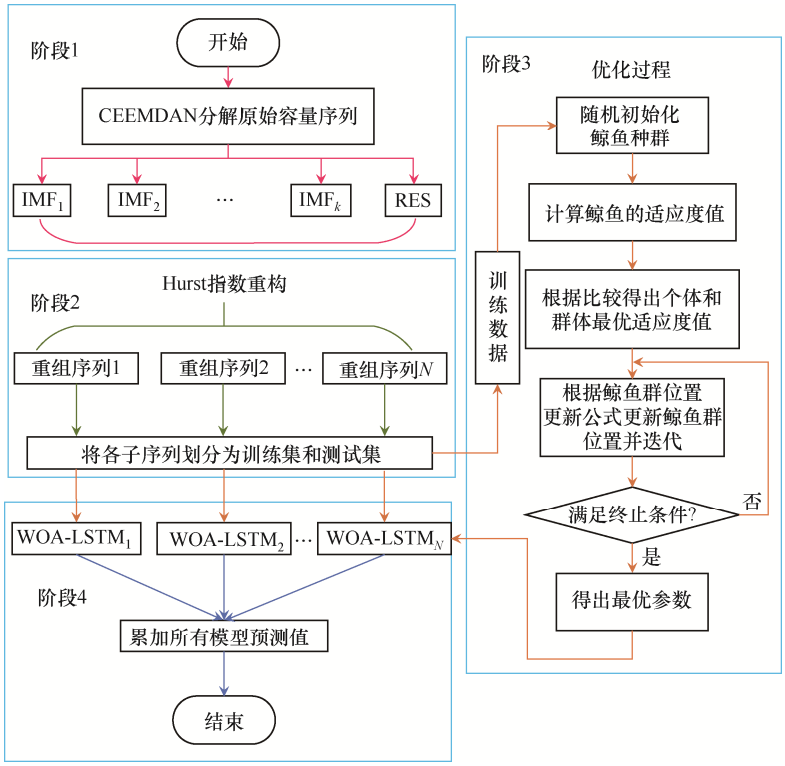


图 1 CHWLSTM 模型预测流程

Fig. 1 Flow chart of prediction based on CHWLSTM model

2 基于锂电池容量序列分解与重构的模型建立

2.1 完全自适应噪声集合经验模态分解

经验模态分解 EMD(empirical mode decomposition)可以把非平稳信号分解为若干个本征模态函数 IMF(intrinsic mode function)和 1 个残差序列。IMF 能反映信号在不同时间尺度上的局部特征，而残差序列能反映信号的整体趋势。但是，原有的 EMD 方法会将同一尺度的信号分解为多个 IMF，导致模态混叠。因此，CEEMDAN 方法是 Torres 等提出的 1 种分解方式。该方法在鲁棒性和参数选择上有更好的优势[15]，其构建步骤如下。

(1)将高斯白噪声序列添加进原始容量序列，构成新的容量序列，随后对其进行 EMD 分解，并计算第一阶的 IMF 为

$$\overline{\mathrm{IMF}}_1(t)=\frac{\sum_{i=1}^{n}\mathrm{IMF}_1^i(t)}{n} \tag{1}$$

式中：n 为添加高斯白噪声的次数；$\mathrm{IMF}_1^i(t)$ 为第 i 次添加噪声后对原始信号进行 EMD 分解得到的第 1 阶本征模态函数。

(2)使用原始容量数据减去第一阶的本征模态分量，计算第一阶分解的残量为

$$x_1(t)=P(t)-\overline{\mathrm{IMF}}_1(t) \tag{2}$$

式中：$x_1(t)$ 为第一阶残量；$P(t)$ 为原始容量序列。

(3)给第一阶残量 $x_1(t)$ 引入高斯白噪声序列，获得新的待分解序列 $x_1'(t)$。然后，对这一序列执行 EMD 分解操作，得到第二阶的 IMF 分量为

$$\overline{\mathrm{IMF}}_2(t)=\frac{\sum_{i=1}^{n}\mathrm{IMF}_2^i(t)}{n} \tag{3}$$

(4)重复式(2)和式(3)，直至残量单调为止，此时的容量序列可表示为

$$P(t)=\sum_{j=1}^{m}\overline{\mathrm{IMF}}_j(t)+x_k(t) \tag{4}$$

2.2 赫斯特指数

通过 CEEMDAN 分解电池容量衰减序列以获得

多个分量。如果让神经网络直接学习和预测所有的容量序列，由于数据维度大，将消耗大量的计算资源。如何有效地减少计算量，最大限度地保留分解后的有效信息是 1 个关键问题。本文使用该分析方法计算各个容量序列的 Hurst 指数，具体计算过程如下[16]。

(1)将长度为 M 的分量序列 IMF_i 作为输入数据，得到长度为 N=M−1 的对数差分序列，具体为

$$N_j = \log(\mathrm{IMF}_{i,(j+1)} - \mathrm{IMF}_{i,j}) \qquad j = 1, 2, \cdots, M-1 \tag{5}$$

(2)将长度为 N 的对数差分序列分成 A 个子集，每个子集的长度为 n=N/A。计算每个子集 e_a 的平均值，a=1, 2, ⋯, A。

(3)在每个子集 e_a 中逐个计算前 k 个点相对于该子集的平均值 e_a 的累积偏差，具体为

$$X_{k,a} = \sum_{j=1}^{k}(N_{j,a} - e_a) \qquad k = 1, 2, \cdots, n \tag{6}$$

(4)计算每个子集 e_a 内对数差序列的波动范围 R_a，其等于最大和最小累积偏差之差，具体为

$$R_a = \max(X_{k,a}) - \min(X_{k,a}) \qquad k = 1, 2, \cdots, n \tag{7}$$

(5)计算每个子集 e_a 内的对数序列的标准差 S_a。

(6)在每个子集 e_a 中，其标准差 S_a 被用于标准化其波动范围 R_a，并且获得重新标度的范围 R_a / S_a。对于所选择长度 n，存在 A 个子集，因此存在 A 个重新缩放的范围。它们的平均值被取在长度为 n 的时间跨度上的原始对数差序列的重新缩放的范围，即 $(R/S)_n$ 为

$$(R/S)_n = \frac{1}{A}\sum_{a=1}^{A}\frac{R_a}{S_a} \tag{8}$$

(7)增加 n 的值并重复前 6 个步骤，以获得不同长度时间跨度的重新缩放范围 $(R/S)_n$。

(8)根据 Hurst 指数的定义可以得到

$$(R/S)_n = C \times n^H \tag{9}$$

式中：H 为 Hurst 指数；C 为常数。

3　基于 WOA 的 LSTM 预测模型建立

3.1　WOA

WOA 是模拟自然界座头鲸捕猎策略的优化算法，具备优秀的全局搜索能力，主要包含包围猎物、泡泡网攻击和随机搜索 3 个部分[17]，具体为

$$D = \left|\boldsymbol{C}X^*(t) - X(t)\right| \tag{10}$$

$$X(t+1) = X^*(t) - \boldsymbol{A}D \tag{11}$$

$$X(t+1) = D'\mathrm{e}^{bl}\cos(2\pi l) + X^*(t) \tag{12}$$

$$D' = \left|X^* - X(t)\right| \tag{13}$$

$$D = \left|\boldsymbol{C}X_{\mathrm{rand}}(t) - X(t)\right| \tag{14}$$

$$X(t+1) = X_{\mathrm{rand}}(t) - \boldsymbol{A}D \tag{15}$$

式中：D 为当前个体到当前最优解的距离；D' 为猎物与最优搜索代理之间的距离；$X^*(t)$ 为猎物位置；$X(t)$ 为鲸鱼位置；t 为迭代次数；$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{C}$ 均为系数向量；b 为对数螺旋的形状参数；l 为 0~1 之间的随机数；$X_{\mathrm{rand}}(t)$ 为猎物的随机位置。

在 WOA 寻优的过程中，生成的随机数 $q \in [0,1]$ 起到了重要作用。如果生成的随机数 $q > 0.5$，则该算法会进行泡泡网攻击，反之需要对向量 $\boldsymbol{A}$ 进行评估判断。若该向量大于等于 1，则对猎物进行搜索；否则对猎物实行包围措施。随着寻优次数的不断增加，状态逐渐从搜索转为包围。

3.2　LSTM 网络模型

LSTM 神经网络属于一类特殊的递归神经网络。其通过引入遗忘、输入和输出 3 个门对 RNN 输入信息的长期依赖问题提出了解决办法，LSTM 相较于 RNN 能够对输入信息进行长期依赖学习，同时解决 RNN 存在的梯度缺陷问题，使 LSTM 在反向传播中能保持在一个稳定的范围内，在锂离子电池剩余容量预测方面能够提高预测精度，进而更准确地预测锂电池的剩余寿命。LSTM 神经网络结构如图 2 所示，主要包括输入门、遗忘门、输出门和承载长期信息的单元状态(记忆单元)。

LSTM 神经网络的核心门控机制与细胞状态更新方程完整刻画了记忆单元内部信息的筛选、存储和传递过程，具体为

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f \cdot [h_{t-1}, \alpha_t] + b_f) \tag{16}$$

$$i_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i \cdot [h_{t-1}, \alpha_t] + b_i) \tag{17}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_C \cdot [h_{t-1}, \alpha_t] + b_C) \tag{18}$$

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \tag{19}$$

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_\mathrm{o} \cdot [h_{t-1}, \alpha_t] + b_\mathrm{o}) \tag{20}$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \tag{21}$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \tag{22}$$

式中：$\boldsymbol{W}_f$ 为遗忘门的权重矩阵；h_{t-1} 为上一时刻的输出状态；α_t 为当前时刻的输入状态，b_f 和 f_t 分别为遗忘门的偏置值和输出；$\boldsymbol{W}_i$ 和 b_i 分别为输入门的权重矩阵和偏置值；$\boldsymbol{W}_C$ 和 b_C 分别为细胞状态的权重矩阵和偏置值；$\tilde{C}_t$ 为候选细胞状态；$\boldsymbol{W}_o$、b_o 和 o_t 分别为输出门的权重矩阵、偏置值和输出值；C_t 为当前时刻的细胞状态；h_t 为 t 时刻细胞的输出；f_t 为遗忘门的输出；i_t 为输入门的输出；C_{t-1} 为上一时刻的细胞状态。

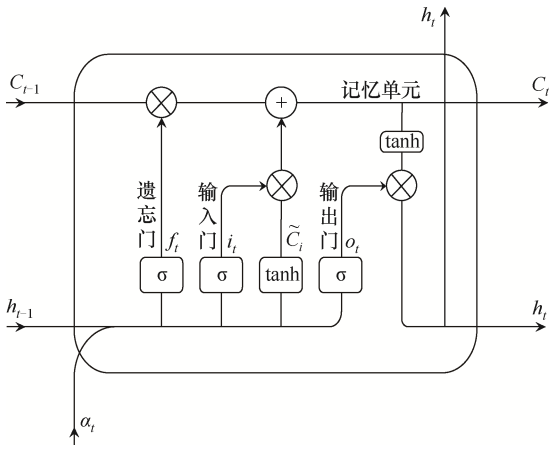


图 2 LSTM 单元结构

Fig. 2 Structure of LSTM unit

3.3 WOA-LSTM 网络模型

WOA-LSTM 网络模型的预测流程如图 3 所示。首先进行数据预处理，划分训练集和测试集；其次设置种群数量，初始化参数，确定 LSTM 寻优参数的范围并将隐藏层的节点数和学习率作为寻优对象；最后进行不断地迭代更新，使平均绝对误差满足终止条件或达到最大迭代次数，代表整个寻优结果结束。

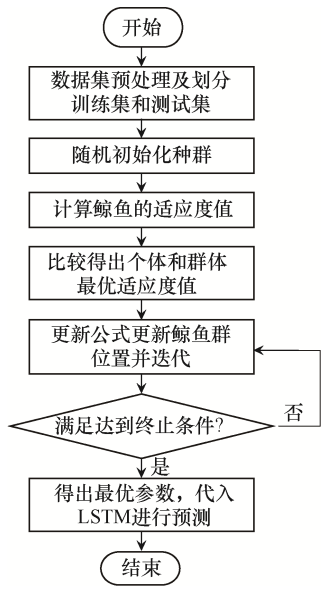


图 3 WOA-LSTM 模型预测流程

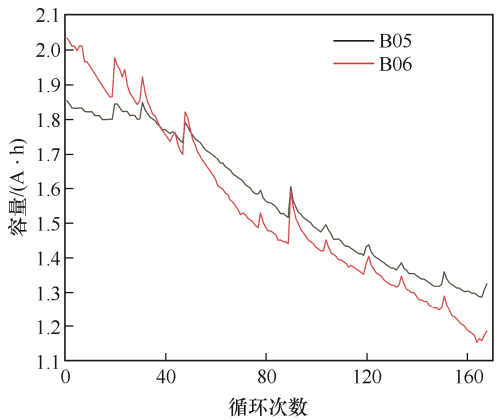
Fig. 3 Flow chart of prediction based on WOA-LSTM model

4 实验结果与分析

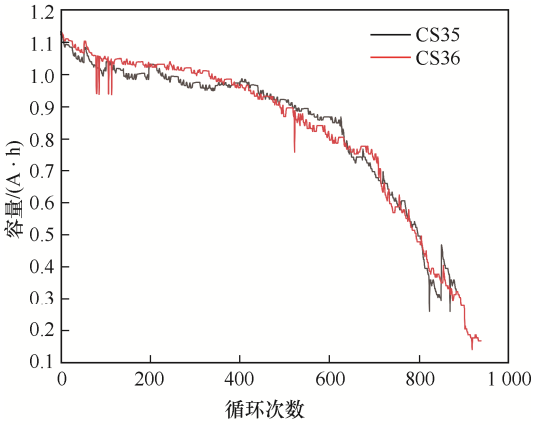
4.1 实验数据与参数设置

为了验证所提出模型的有效性，本文选择了 NASA 数据集中的 B05 和 B06 号锂电池和马里兰大学的 CS35 和 CS36 号锂电池的老化实验数据进行验证和比较。NASA 数据集的 B05 和 B06 号电池是标称容量为 2 A·h 的 18650 锂离子电池。马里兰大学数据集的 CS35 和 CS36 号锂电池的阳极材料和阴极材料分别是 $LiCoO_2$ cathode 和 graphite anode，大小为 5.4 mm×33.6 mm×50.6 mm，质量为 21.1 g。图 4(a)和(b)展示了这 2 组锂电池的电池容量随着充放电循环次数的变化情况。可以观察到，锂电池剩余容量随着充放电的不断循环呈现出逐渐下降的趋势，同时在某些时刻还出现了电池容量的再生现象。

本文采用 NASA 数据集中的 B05 和 B06 号锂电池和马里兰大学的 CS35 和 CS36 号失效锂电池数据进行仿真验证分析，NASA 数据由于循环次数较少，因此采用 5:5 的划分训练集和测试集；而马里兰大学数据循环次数较多，分别按照 3:7 和 5:5



(a) NASA锂电池容量衰减



(b) 马里兰大学锂电池容量衰减

图 4　NASA 和马里兰大学锂电池容量衰减

Fig. 4 Capacity attenuation of lithium-ion batteries at NASA and University of Maryland

的方式划分训练集和测试集，采用迭代式进行训练及预测，通过滑窗口将前 n 条数据作为特征，第 n+1 条采样数据作为标签，将锂电池剩余容量数据作为模型的输入，获取了下一个时间点的预测数值。随后，采用滑动窗口的方法将下一次真实容量作为新的特征继续向后预测。本文模型在 NASA 锂电池数据中 n 取 3，在马里兰大学数据中 n 取 10。

使用 MATLAB 2022a，本文采用 WOA-LSTM 模型来逐一预测重组的 Cap1、Cap2、Cap3 和 Cap4 子序列。操作系统为 Windows 10、16 GB 内存、英特尔酷睿 i7-10875 处理器和 GeForce RTX 2060 显卡。WOA-LSTM 模型的架构包括输入层、1 个 LSTM 层和输出层。使用均方误差作为损失函数，采用自适应矩估计(Adam)方法对 LSTM 网络的隐藏层参数进行梯度迭代。最大训练轮数设定为 200 次。在模型优化过程中，通过鲸鱼算法来调整 LSTM 模型的隐藏层节点数 L_1 和学习率 L_r 这 2 个超参数。初始搜索范围为[100, 200]和[0.001, 0.01]，设置鲸鱼算法的种群数量为 30，最大迭代次数为 30，个体维度为 2。WOA 在不同电池的各个重组子序列的寻优参数见表 1。

表 1　各分量经 WOA 优化后的 LSTM 网络参数

Tab. 1 LSTM network parameters optimized by WOA for each component

重组子序列	LSTM 网络参数	B05	B06	CS35(3:7)	CS35(5:5)	CS36(3:7)	CS36(5:5)
Cap1	L_1	108	111	125	112	125	114
	L_r	0.001 8	0.001 7	0.002 3	0.001 7	0.002 2	0.002 2
Cap2	L_1	—	—	—	—	148	149
	L_r	—	—	—	—	0.003 2	0.003 8
Cap3	L_1	—	180	151	160	147	155
	L_r	—	0.003 8	0.003 9	0.003 8	0.003 6	0.003 9
Cap4	L_1	125	152	129	128	132	121
	L_r	0.003 3	0.003 6	0.002 6	0.002 2	0.002 8	0.002 4

4.2　评价指标

本文的误差指标包括平均绝对误差 MAE (mean absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)和剩余寿命绝对误差 $\mathrm{RUL}_{\mathrm{error}}$，作为精度评价指标[11]，其定义为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|Y_t-\hat{Y}_t\right| \tag{23}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(Y_t-\hat{Y}_t)^2} \tag{24}$$

$$\mathrm{RUL}_{\mathrm{error}}=\left|\mathrm{RUL}_{\mathrm{prediction}}-\mathrm{RUL}_{\mathrm{true}}\right| \tag{25}$$

式中：Y_t 为实际值；$\hat{Y}_t$ 为预测值；n 为预测样本数；$\mathrm{RUL}_{\mathrm{prediction}}$ 为剩余寿命预测值；$\mathrm{RUL}_{\mathrm{true}}$ 为剩余寿命真实值。

4.3　容量序列分解与重构

本文提出的 CHWLSTM 在 CS36 号锂电池数据集上取得了较好的效果。因此，通过该数据验证 Hurst 重组方法。

一般来说，当 Hurst 指数小于 0.5 时，表示时间具有负的长期记忆特性；当 Hurst 指数接近于 0.5 时，表示时间是随机的，没有长期记忆特性；当

Hurst 指数大于 0.5 时，表示时间序列具有真正的长期记忆性。根据每组锂电池退化容量数据经 CEEMDAN 方法分解所得 Res 序列的 Hurst 指数均大于 0.9，表示其具有很强的记忆特性，故提出 3 种序列重组方法。方法 1：Hurst 指数 $H\in[0.9,1.0]$ 的序列重组为 Cap1，$H\in[0,0.4)$ 的序列重组为 Cap2，$H\in[0.4,0.6)$ 的序列重组为 Cap3，$H\in[0.6,0.9)$ 的序列重组为 Cap4。方法 2：Hurst 指数 $H\in[0.9,1.0]$ 的序列重组为 Cap1，$H\in[0,0.3)$ 的序列重组为 Cap2，$H\in[0.3,0.7)$ 的序列重组为 Cap3，$H\in[0.7,0.9)$ 的序列重组为 Cap4。方法 3：Hurst 指数 $H\in[0.9,1.0]$ 的序列重组为 Cap1，$H\in[0,0.6)$ 的序列重组为 Cap2，$H\in[0.6,0.9)$ 的序列重组为 Cap3。这种重组在很大程度上不仅可以降低数据的维数，而且充分保留了 CEEMDAN 所获得的有效信息。为了验证提出的 3 种方法的对比，使用 CS36 号电池数据进行验证，划分数据集为 3:7，最终计算出的结果误差如图 5 所示，故本文选择方法 2 进行序列重组。CS36 号电池容量经 CEEMDAN 分解的结果如图 6 所示。表 2 为 4 种电池在各个分量上的 Hurst 指数计算结果。以 CS36 号电池为例，通过表 2 计算出各个分量的 Hurst 指数结果，按照方法 2 重组后的 4 组容量退化数据如图 7 所示。图中展现了不同频段下容量的变化规律，CS36 号电池经分解得到了一系列的波动分量，以及 1 个能表示原始容量退化趋势的残差分量。

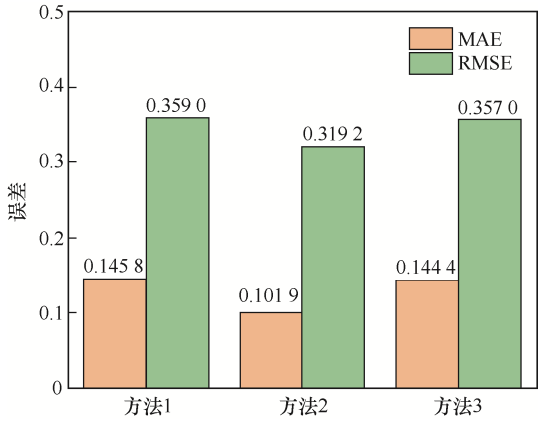


图 5 3 种重组方法误差对比

Fig. 5 Comparison of errors among three reconstruction methods

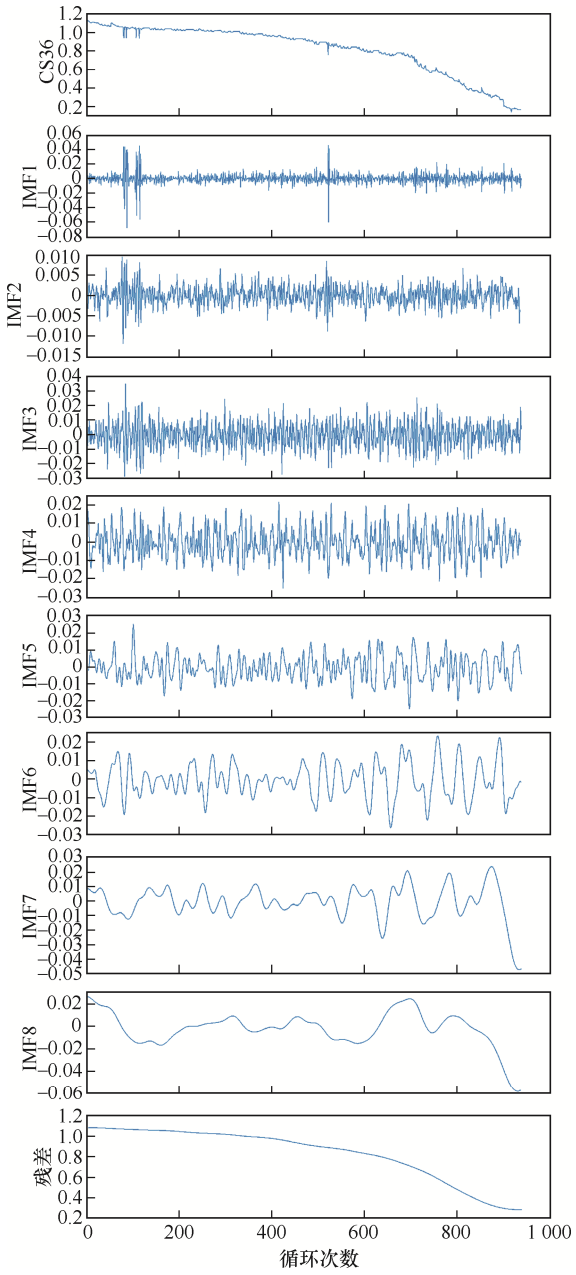


图 6 CEEMDAN 分解序列

Fig. 6 CEEMDAN decomposition sequence

4.4 预测结果对比分析

为了进一步验证本文提出方法的有效性，选择 LSTM、C-LSTM 和 CHWLSTM 进行实验对比。使用预测误差和预测阶段消耗的时间进行对比分析，B05 和 B06 号电池因循环次数较少，使用 5:5 划分训练集和测试集，CS35 和 CS36 号电池因循环次数较多，分别使用 3:7 和 5:5 的方式划分训练集和测试集。图 8 是 3 种算法在 B05 和 B06 号电池上的剩余容量预测结果曲线。图 9 是 3 种算法在 CS35

和 CS36 号电池上的剩余容量预测结果曲线。

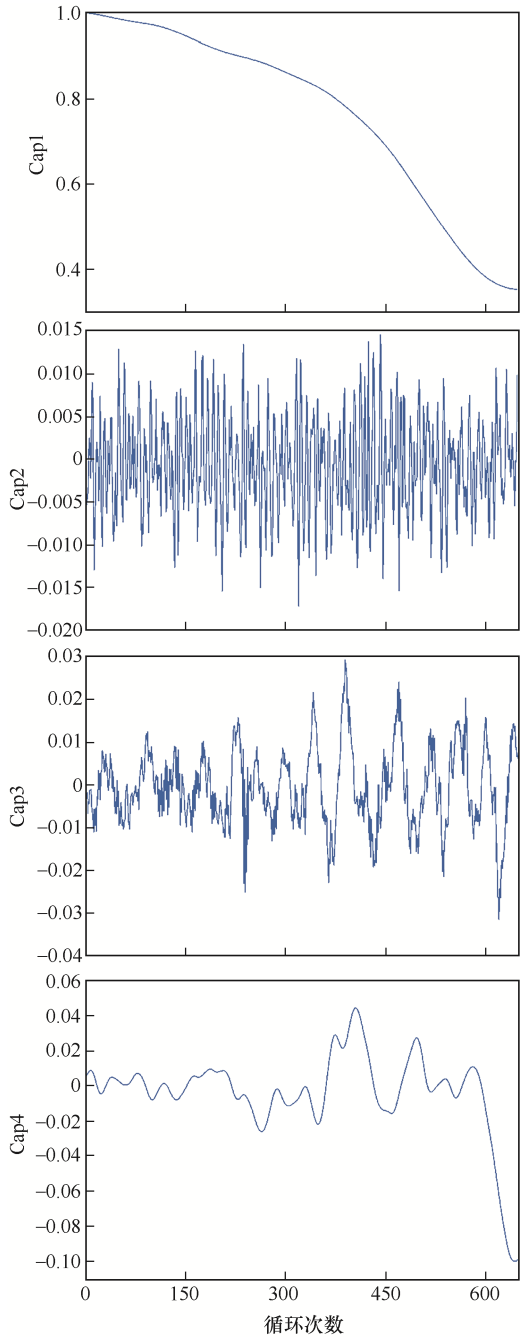


图 7　Hurst 重构子序列

Fig. 7 Hurst reconstruction sub-sequence

由图 8 和图 9 可以看出，本文提出算法预测的结果明显更接近实际电池容量值，由此可得 CHW-LSTM 模型的性能明显优于其他算法。这也表明，该方法可以解决容量再生、子序列叠加烦琐及 LSTM 参数确定等问题。

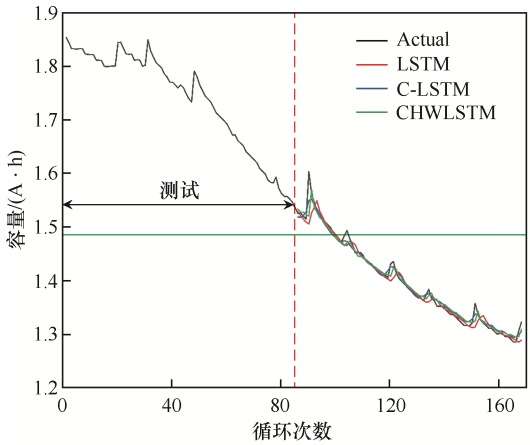
从表 3 的消融实验结果来分析，针对 B05 号电池，因其循环组数较少且在 RUL 附近容量波动较小，3 种算法均表现出不错的效果，本文设计的 CHWLSTM 算法虽然 RUL 误差为 1 个循环，但是其容量的预测精度和时间均有一定的优势，B06 号电池在未来容量预测精度和时耗上均体现出和 B05 号电池相同的优势，因剩余寿命点在训练集内，故不分析其 RUL_{error}。针对 CS35 和 CS36 号电池，本文设计的 CHWLSTM 表现出了较好的效果，不仅提高了预测的精度，同时在时耗性能上也体现出优势，只是在 CS35 号电池上 RUL 预测误差超过 30。因为训练集仅仅占了总数据的 30%，更大的原因是 CS35 号电池在剩余寿命阈值附近波动较大，造成预测不准确，但是针对于 50%训练集和 CS36 号电池模型精度有了一定提升且提高了锂电池 RUL 预测的准确性。本文设计的 CHWLSTM 算法在预测阶段的时间介于 LSTM 和 C-LSTM 之间，但预测精度有提升，由于锂电池寿命预测阶段对时间的实时性要求并不是很高，因此该方法具有一定实际意义。

为进一步验证该方法的有效性，使用 CS35 和 CS36 锂电池的数据，将该方法与现有方法进行比较。采用 MAE、RMSE 和剩余寿命预测误差 3 种评价指标对各方法的预测性能进行评估，具体比较结果见表 4。

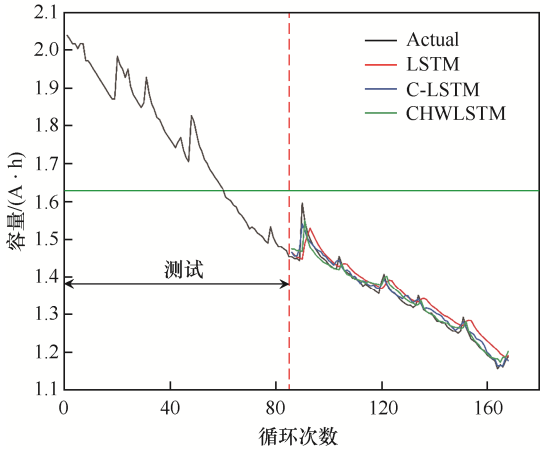
表 2　各个分量的 Hurst 指数计算结果

Tab. 2 Calculation results of Hurst exponent for each component

电池	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8	Res	重构后个数
B05	0.325 9	0.476 1	0.310 9	0.409 0	0.603 2	—	—	—	0.905 8	2
B06	0.332 6	0.367 8	0.325 7	0.398 5	0.546 6	0.809 7	—	—	0.916 5	3
CS35	0.345 0	0.474 4	0.313 8	0.373 8	0.557 2	0.573 1	0.727 7	0.831 4	0.913 8	3
CS36	0.360 2	0.497 8	0.269 9	0.334 0	0.481 2	0.582 0	0.748 5	0.815 9	0.941 9	4



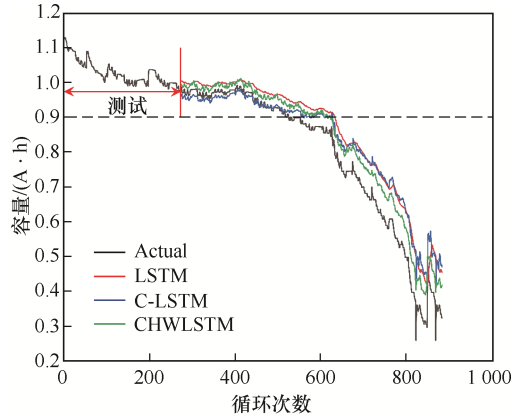
(a) B05电池



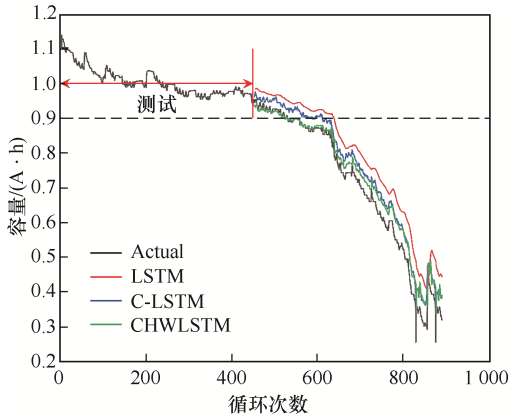
(b) B06电池

图 8 NASA 数据预测结果对比

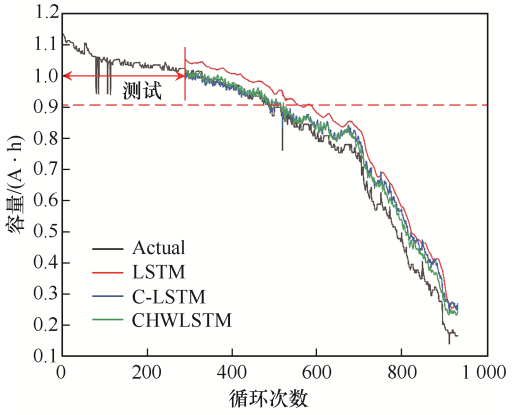
Fig. 8 Comparison of prediction results based on NASA data



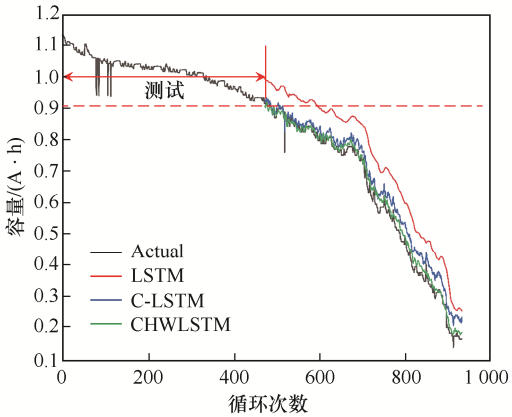
(a) CS35电池(3∶7)



(b) CS35电池(5∶5)



(c) CS36电池(3∶7)



(d) CS36电池(5∶5)

图 9 马里兰大学数据预测结果对比

Fig. 9 Comparison of prediction results based on data from the University of Maryland

从表 4 中可以看出，相同条件下所提方法

表 3 消融实验结果比较

Tab. 3 Comparison of results of ablation experiment

电池	评价指标	MAE	RMSE	时间/s	RUL_{error}/循环
B05	LSTM	0.022 5	0.150 0	1.443 2	0
	C-LSTM	0.021 6	0.146 9	8.658 9	1
	CHWLSTM	0.021 5	0.146 7	2.924 4	1

表 3（续）

电池	评价指标	MAE	RMSE	时间/s	RUL_{error}/循环
B06	LSTM	0.021 1	0.145 3	1.128 4	—
	C-LSTM	0.020 9	0.144 7	7.855 6	—
	CHWLSTM	0.017 4	0.131 8	3.344 4	—
CS35(3:7)	LSTM	0.058 0	0.240 9	3.693 2	115
	C-LSTM	0.047 4	0.217 6	34.213 3	89
	CHWLSTM	0.046 4	0.215 5	11.222 4	37
CS35(5:5)	LSTM	0.078 9	0.280 9	2.981 6	114
	C-LSTM	0.075 0	0.273 8	26.862 6	45
	CHWLSTM	0.057 1	0.239 0	10.287 6	7
CS36(3:7)	LSTM	0.123 8	0.351 8	3.269 5	73
	C-LSTM	0.115 3	0.339 5	29.425 8	7
	CHWLSTM	0.101 9	0.319 2	13.278 8	5
CS36(5:5)	LSTM	0.130 7	0.361 6	3.274 4	114
	C-LSTM	0.112 3	0.335 1	29.886 6	9
	CHWLSTM	0.081 8	0.281 6	13.297 6	4

表 4　本文算法与现有算法的结果对比

Tab. 4 Comparison of results between the proposed method and existing methods

算法	CS35(3:7)			CS36(3:7)		
	MAE	RMSE	RUL_{error}/循环	MAE	RMSE	RUL_{error}/循环
BP	0.106 6	0.326 4	68	0.228 9	0.546 7	198
RNN	0.092 2	0.215 3	57	0.164 9	0.427 6	77
GRU	0.070 0	0.264 7	49	0.123 8	0.351 9	65
CHWLSTM	0.046 4	0.215 5	37	0.101 9	0.319 2	5

CHWLSTM 的 MAE、RMSE 和剩余寿命预测误差结果均最小。预测误差越小，该方法的预测精度越好，从实验仿真结果及不同方法对比的结果来看，提出的方法对锂电池 SOH 预测精度有较大提升，进而提升了锂电池剩余寿命预测的准确性。

5　结语

针对锂电池容量序列在退化过程中的容量再生现象影响 LSTM 网络的预测精度问题，本文设计了 1 种基于 CHWLSTM 神经网络构建锂电池剩余使用寿命的预测模型，使用 CEEMDAN 技术对原始容量序列进行分解，消除了容量回升效应，可提高后续模型预测精度。对于产生的多个子模态，使用 Hurst 指数方法进行重构叠加，从而降低了模型预测阶段的烦琐和耗时缺陷。该模型采用了 WOA 优化 LSTM 的超参数，这一过程有助于为每个重组子序列分别建立 WOA-LSTM 预测模型。最后，通过仿真实验分析在 NASA 和马里兰大学的锂电池失效数据集上进行验证且进行消融实验对比，验证了本文设计的 CHWLSTM 模型的有效性，结果表明其具有高效和预测精度高的优势。本文提出的方法为锂电池 RUL 预测提供了 1 种高精度、低时耗的预测思路，可以较为准确地输出预测结果，确保锂电池的安全运行。但对于线性数据，由于训练集和测试集的数据分布有一定跨度，因此 LSTM 预测的容量会比真实容量偏高，未来将针对该问题对锂电池 RUL 预测开展进一步的研究。

参考文献：

[1] 成燕, 郑林弘, 刘江. 基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 241-250.
Cheng Yan, Zheng Linhong, Liu Jiang. Estimation of

state-of-health of lithium-ion batteries based on modal decomposition and time series [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 241-250. (in Chinese)

[2] 罗伟林, 张立强, 吕超, 等. 锂离子电池寿命预测国外研究现状综述[J]. 电源学报, 2013, 11(1): 140-144.
Luo Weilin, Zhang Liqiang, Lü Chao, et al. Review on foreign status of life prediction of lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2013, 11(1): 140-144. (in Chinese)

[3] Khodadadi Sadabadi K, Jin Xin, Rizzoni G. Prediction of remaining useful life for a composite electrode lithium ion battery cell using an electrochemical model to estimate the state of health [J]. Journal of Power Sources, 2021, 481: 228861.

[4] Goebel K, Saha B, Saxena A, et al. Prognostics in battery health management [J]. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 2008, 11(4): 33-40.

[5] Xu Jun, Mei Xuesong, Wang Xiao, et al. Wavelet based relative state of health estimation for lithium-ion batteries [J]. Energy Procedia, 2019, 158: 3101-3106.

[6] Rawat W, Wang Zenghui. Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review [J]. Neural Computation, 2017, 29(9): 2352-2449.

[7] Wang Jianguo, Zhang Shude, Li Chenyu, et al. A data-driven method with mode decomposition mechanism for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(11): 13684-13695.

[8] Zhang Yongzhi, Xiong Rui, He Hongwen, et al. Long short-term memory recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(7): 5695-5705.

[9] 姜琳. 锂离子电池荷电状态估计与寿命预测技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
Jiang Lin. Research on state of charge estimation and life prediction of lithium-ion batteries [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)

[10] 谢滟馨, 王顺利, 史卫豪, 等. 一种用于高保真锂电池SOC 估计的无迹粒子滤波新方法[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(2): 722-731.
Xie Yanxin, Wang Shunli, Shi Weihao, et al. A new method of unscented particle filter for high-fidelity lithium-ion battery SOC estimation [J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(2): 722-731. (in Chinese)

[11] 王钟毅, 姬晓, 左思. 基于 BP 神经网络的锂电池剩余寿命预测[J]. 汽车实用技术, 2021, 46(1): 8-9.
Wang Zhongyi, Ji Xiao, Zuo Si. Prediction of residual life of lithium battery based on BP neural network [J]. Automobile Technology, 2021, 46(1): 8-9. (in Chinese)

[12] 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.

[13] 丁恒, 黄凯, 田海建. 基于 VMD 和 ISSA-ELM 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 188-198.
Ding Heng, Huang Kai, Tian Haijian. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on VMD and ISSA-ELM [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 188-198. (in Chinese)

[14] 刘伟霞, 田勋, 肖家勇, 等. 基于混合模型及 LSTM 的锂电池 SOH 与剩余寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(2): 689-694.
Liu Weixia, Tian Xun, Xiao Jiayong, et al. Estimation of SOH and remaining life of lithium batteries based on a combination model and long short-term memory [J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(2): 689-694. (in Chinese)

[15] 史永胜, 施梦琢, 丁恩松, 等. 基于多退化特征的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电源技术, 2020, 44(6): 836-840.
Shi Yongsheng, Shi Mengzhuo, Ding Ensong, et al. Remaining useful life prediction of lithium ion battery based on multiple degradation characteristics [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(6): 836-840. (in Chinese)

[16] 毕贵红, 谢旭, 蔡子龙, 等. 动态条件下基于深度学习的锂电池容量估计[J]. 汽车工程, 2022, 44(6): 868-877, 885.

Bi Guihong, Xie Xu, Cai Zilong, et al. Capacity estimation of lithium-ion battery based on deep learning under dynamic conditions [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(6): 868-877, 885. (in Chinese)

[17] 董云龙, 张兆祥, 刘宁波, 等. 海杂波多普勒谱 Hurst 指数特性分析及目标检测[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(4): 355-363, 374.

Dong Yunlong, Zhang Zhaoxiang, Liu Ningbo, et al. Characteristic analysis on Hurst index of sea clutter Doppler spectrum and target detection [J]. Radar Science and Technology, 2023, 21(4): 355-363, 374. (in Chinese)

[18] 曹梦茜, 郑东健. 基于 FCM-WOA-LSTM 的大坝变形预测模型及其应用[J]. 水电能源科学, 2023, 41(5): 71-75.

Cao Mengxi, Zheng Dongjian. Dam deformation prediction model and its application based on FCM-WOA-LSTM [J]. Water Resources and Power, 2023, 41(5): 71-75. (in Chinese)



冯杰

作者简介：

冯杰(2000—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：神经网络建模与电池健康状态研究。E-mail：fengjie@st.xatu.edu.cn。

吕志刚(1978—)，男，通信作者，硕士，副教授。研究方向：嵌入式技术，图像处理，故障诊断与健康管理。E-mail：lvzhigang@xatu.edu.cn。

邸若海(1986—)，男，博士，副教授。研究方向：不确定建模理论与方法，复杂系统健康状态评估与故障预测，作战系统仿真与分析。E-mail：diruohai@xatu.edu.cn。

王鹏(1978—)，男，博士，教授。研究方向：模式识别与智能系统，军民用装备健康管理与预测等方向研究。E-mail：wang_peng@xatu.edu.cn。

王储(1988—)，男，博士，讲师。研究方向：复杂系统故障预测与健康管理。E-mail：wangchu@xatu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)