DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.8.262 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

信号二次分解联合机器学习的锂电池剩余寿命预测

代佳骏[1](中国电源学会学生会员)，刘云冰[1]，陈贵词[2]，王文波[2]
(1.武汉科技大学理学院，武汉 430065；2.冶金工业工程系统科学湖北省重点实验室，武汉 430065)

摘要：剩余寿命能够监控锂电池使用能力与使用安全的瞬时状态。因此，掌控锂电池的剩余寿命情况对电池使用的安全性具有十分重要的意义。针对锂电池容量初次分解中高频振荡分量预测优度低的问题，提出1种基于高频信号二次分解联合机器学习预测模型的非线性非平稳信号处理办法。首先将原始信号由完全自适应噪声集合经验模态分解CEEMDAN(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)算法分解，再将其中的高频随机扰动信号利用变分模态分解算法二次分解，然后由长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络对分量预测。基于美国国家航天局NASA(National Aeronautics and Space Administration)的4个数据集实验验证，结果表明目标方法具有很高的预测精度。相对于一次分解预测模型CEEMDAN-LSTM，序列预测的拟合优度决定系数R^2相对提高了1.25%；平均绝对误差MAE(mean absolute error)、均方根误差RMSE(root mean square error)与平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)分别相对降低了39.34%、49.43%和41.44%。通过马里兰大学高级生命周期工程中心CALCE(Center for Advanced Life Cycle Engineering)的2个数据集证明目标方法对高频信号的有效预测具有鲁棒性。

关键词：剩余寿命；二次分解；完全自适应噪声集合经验模态；变分模态分解；长短时期记忆网络

Remaining Useful Life Prediction of Lithium Battery Based on Signal Secondary Decomposition Combined with Machine Learning

DAI Jiajun[1], *Student Member*, *CPSS*, LIU Yunbing[1], CHEN Guici[2], WANG Wenbo[2]
(1. College of Science, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China; 2. Hubei Province Key Laboratory of Systems Science in Metallurgical Process, Wuhan 430065, China)

Abstract: The remaining useful life can monitor the instantaneous state of the performance and safety of lithium battery. Therefore, controlling the remaining useful life of lithium battery is of significance for the safety of battery use. In response to the low predictability of high-frequency oscillation components in the initial decomposition of lithium battery capacity, a nonlinear and non-stationary signal processing method based on the secondary decomposition of high-frequency signals combined with machine learning prediction models is proposed. First, the original signal is decomposed by the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) algorithm. Then, the high-frequency random disturbance signals are further decomposed using the variational mode decomposition algorithm, followed by the prediction of components using the long short-term memory (LSTM) network. Experimental verification based on four NASA datasets shows that the proposed method has high prediction accuracy. Compared with those obtained by the CEEMDAN-LSTM model for single decomposition prediction, the value of R^2 of the sequence prediction is improved by 1.25%, while the values of MAE, RMSE and MAPE are reduced by 39.34%, 49.43% and 41.44%, respectively. The proposed method is robust for the effective prediction of high-frequency signals, as demonstrated by experiments on two CALCE datasets.

Keywords: Remaining useful life; secondary decomposition; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN); variational mode decomp-

收稿日期：2023-12-06；**修回日期**：2024-01-20，2024-02-13；
录用日期：2024-03-05；**网络首发日期**：2024-04-26

osition; long short-term memory (LSTM) network

锂电池作为常见的储能元件，具有能量密度高、自放电率低、循环寿命长、环境污染小等优点[1]，被广泛应用于储能设备中，并在汽车运输与智能电网领域发挥重要作用。然而在长期循环放电过程中，锂电池内部的不可逆电化学反应会引起器件损伤和组织老化，加速电池容量的退化，最终可能导致锂电池在使用过程中发生自燃爆炸，引发严重事故。因此，通过对锂电池剩余寿命进行预测，可以监控电池的容量退化情况，从而提高电池的安全性能。

目前，锂电池剩余寿命估计方法主要基于模型驱动法与数据驱动法。模型驱动法侧重于建立影响电池剩余寿命的内部电化学过程，由于不同电极材料和电解质化学性质的差异[2]，同时受环境和无规律容量再生现象的影响[3]，建立用于寿命预测的精确模型充满挑战。与之相比，数据驱动法无需考虑锂电池内部的退化原理，仅需通过信号分解与网络模型等建立容量序列与剩余寿命之间的相关性[4]。文献[5-7]分别基于双向门控循环单元、长短期记忆 LSTM(long short-term memory)与高斯过程回归混合模型、混合优化算法的多核支持向量回归模型对剩余寿命进行单一预测。原始信号采用集合经验模态分解 EEMD(ensemble empirical mode decomposition)、变分模态分解 VMD(variational mode decomposition)分解为多个模态分量，分别融合多核相关向量机、LSTM 对电池剩余寿命进行预测[8-9]。Cai 等[10]首先利用完全自适应噪声集合经验模态分解 CEEMDAN(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)，再将其中的退化分量联合深度神经网络预测，其余随机扰动信号联合 transformer 机制估算；文献[11]采用 VMD 分解出若干分量，利用门控循环单元与 LSTM 混合网络输出预测值。然而，这些数据驱动方法中一次分解得到的高频信号具有振荡性强、密度集中等特点，此类特征会导致预测网络对高频信号的追踪能力弱，进而影响剩余寿命预测精度。

针对锂电池容量中高频分量捕捉不精准的问题，本文提出 1 种基于 CEEMDAN-VMD-LSTM 的锂电池剩余寿命预测方法。首先利用 CEEMDAN 将容量序列分解为多个模态分量，并将振荡性强、密度集中的高频信号通过 VMD 进行二次分解，进而对各个分量利用 LSTM 方法进行预测。最终先重构二次分量得到高频信号的预测值，然后重构低频信号与高频信号得到电池剩余寿命的预测值。与单一的 LSTM、VMD-LSTM、CEEMDAN-LSTM 模型相比，本文方法具有更高的精度并且有效性更有保障。

1　基于二次分解联合 LSTM 的锂电池 RUL 预测

1.1　算法框架

通常情况下，锂电池寿命结束定义为剩余容量达到初始值的 70%~80%，锂电池在达到失效阈值前剩余的充放电循环次数为电池的剩余寿命[12]。因此，本文基于目标数据集，在 Windows10 系统下利用 Python 3.8 版本配置 TensorFlow 环境展开锂电池剩余寿命预测实验。从图 1 可以看出，本文方法可以分为数据处理、模型训练、容量预测与重构 3 个阶段。其中，C 为锂电池容量序列，$LSTM(C)$为锂电池容量预测序列，$LSTM(IMFi)$为分量预测序列，具体步骤如下。

(1)利用 CEEMDAN 方法，得到锂电池容量序列的一次分量，即

$$CEEMDAN(C)=IMF1+IMF2+IMF3+IMF4 \tag{1}$$

(2)利用 VMD 方法对高频分量 $IMF1$、$IMF2$ 进行分解，得到锂电池容量序列的二次分量，即

$$IMF1=\{IMF1_1, IMF1_2, IMF1_3, IMF1_4\} \tag{2}$$

$$IMF2=\{IMF2_1, IMF2_2, IMF2_3\} \tag{3}$$

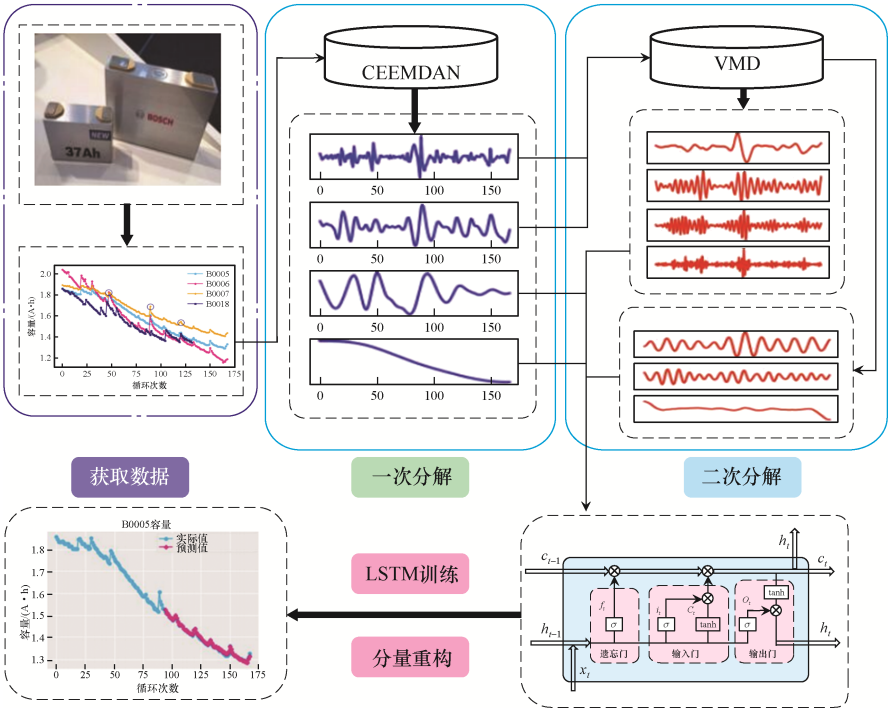


图 1 锂电池剩余寿命预测流程

Fig. 1 Flow chart of remaining useful life prediction for lithium battery

(3)各分量联合 LSTM 网络进行训练及预测，最终重构得到锂电池容量预测值，即

$$LSTM(IMF1)=\sum_{i=1}^{4}LSTM(IMF1_i) \tag{4}$$

$$LSTM(IMF2)=\sum_{i=1}^{3}LSTM(IMF2_i) \tag{5}$$

$$LSTM(C)=\sum_{i=1}^{4}LSTM(IMFi) \tag{6}$$

1.2 CEEMDAN 理论

Torres 等[13]提出了CEEMDAN 算法，针对性解决了经验模态分解 EMD(empirical mode decomposition)中模态混叠与 EEMD、互补集合经验模态分解方法中残留少量白噪声等问题，CEEMDAN 分解理论步骤如下。

首先，在原始信号 $x[n]$ 中加入零均值白噪声，得到待分解信号 $x[n]+\varepsilon_0\omega^i[n]$，利用 EMD 对新序列进行分解，记 $IMF_1^i[n]$ 为一阶模态分量，即

$$IMF_1^i[n]=E_1(x[n]+\varepsilon_0\omega^i[n])\qquad i=1,2,\cdots,I \tag{7}$$

其次，对 EMD 方法得到的 I 个模态分量取算术平均，记为 CEEMDAN 的首个本征模态函数，即

$$\tilde{IMF}_1[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}IMF_1^I[n] \tag{8}$$

计算 CEEMDAN 首个本征模态函数外的残差 $r_1[n]$ 为

$$r_1[n]=x[n]-\tilde{IMF}_1[n] \tag{9}$$

在 $r_1[n]$ 中加入高斯白噪声后通过 EMD 分解，产生 CEEMDAN 分解的第二个本征模态，即

$$\tilde{IMF}_2[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}IMF_2^i[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_1[r_1[n]+\varepsilon_1E_1(\omega^i[n])] \tag{10}$$

上述步骤循环 K 次，获取 CEEMDAN 分解的第 $k+1$ 个模态分量，即

$$\tilde{IMF}_{k+1}[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}IMF_{k+1}^i[n]=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_1[r_k[n]+\varepsilon_kE_k(\omega^i[n])] \tag{11}$$

迭代上述步骤直至获得残差的极值点个数少于 2 个，最终残差为

$$R[n]=x[n]-\sum_{k=1}^{K}\tilde{IMF}_k \tag{12}$$

待分解信号 $x[n]$ 可重构为

$$x[n]=\sum_{k=1}^{K} I\tilde{M}F_k+R[n] \tag{13}$$

式中：$E_j(\cdot)$ 为经 EMD 分解后得到的第 j 个模态分量；ε_k 为信噪比，$k=1,2,\cdots,K$ 为循环次数；ω_i 为高斯白噪声信号，$i=1,2,\cdots,I$ 为加入白噪声的次数；$I\tilde{M}F_k$ 为经 CEEMDAN 分解后得到的第 k 个模态分量。

1.3 VMD 理论

VMD 是 Dragomiretskiy 等[14]在 2014 年提出的 1 种有效的信号分解方法。该方法对模态个数的选取相对自由，当各模态中心频率相近时，模态个数为最优。VMD 方法的实质是寻求各模态带宽之和最小，具体理论构建可转化为寻求最值问题。

通过希尔伯特变换得到 $u_k(t)$，并利用指数修正至对应的基频带。引入 $u_k(t)$ 的高斯平滑度，估算每个 $u_k(t)$ 的宽度，构造约束变分问题，可表示为

$$\begin{cases}\min\limits_{\{u_k(t),\omega_k\}}\left\{\sum\limits_{k=1}^{K}\left\|\partial_t[(\delta(t)+\mathrm{j}/\pi t)*u_k(t)]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|^2\right\}\\ \text{s.t.}\sum\limits_{k=1}^{K}u_k=f\end{cases} \tag{14}$$

式中：u_k 为 VMD 分解得到的第 K 个模态函数，$k=1,2,\cdots,K$；ω_k 为各模态分量的频率中心，$k=1,2,\cdots,K$；$\delta(t)$ 为狄拉克函数；*为卷积运算符。

为将约束变分问题转化为非约束变分问题，通过引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日算子 $\lambda(t)$，得到拉格朗日表达式为

$$L(\{u_k\},\omega_k,\lambda)=\alpha\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial_t[(\delta(t)+\mathrm{j}/\pi t)*u_k(t)]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|^2+\left\|f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k\right\|^2+\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k\right\rangle \tag{15}$$

采用交替乘子方向法解决上述变分问题，通过动态交替更新 u_k^{n+1}、ω_k^{n+1}、λ_k^{n+1} 可得

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)=\left[\hat{f}(\omega)-\sum_{i\neq k}\hat{u}(\omega)+\frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}\right]\times\frac{1}{1+2\alpha(\omega-\omega_k)^2} \tag{16}$$

式中，$\hat{u}_k^{n+1}$、$\hat{f}(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 $u_k^{n+1}(t)$、$f(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 是通过当前剩余量 $\hat{f}(\omega)-\sum_{i\neq k}\hat{u}(\omega)$ 进行 Wiener 滤波器处理得到，中心频率通过各算法功率谱的重心重新估计，更新 ω_k^{n+1} 的表达式[15]为

$$\omega_k^{n+1}=\frac{\int_0^{\infty}\omega|\hat{u}_k(\omega)|^2\,\mathrm{d}\omega}{\int_0^{\infty}|\hat{u}_k(\omega)|^2\,\mathrm{d}\omega} \tag{17}$$

1.4 LSTM 网络

LSTM 是 1 种循环神经网络 RNN(recurrent neural network)的特殊变体，具有“门”结构，通过门单元的逻辑控制来判断是否更新或丢弃数据。相比于传统 RNN，LSTM 克服了权重影响过大、梯度消失和梯度爆炸等问题，使得网络收敛更快，预测精度也得以提高[16-18]。LSTM 网络结构拥有 3 个门，分别为遗忘门 f_t、输入门 i_t、输出门 O_t，以此决定每一时刻信息的记忆与遗忘。输入门决定有多少新的信息加入到细胞当中，遗忘门控制每一时刻信息是否会被遗忘，输出门决定每一时刻是否有信息输出。LSTM 网络结构如图 2 所示。网络输入序列为 $\{x_T\}$，隐含层状态为 $\{h_T\}$。

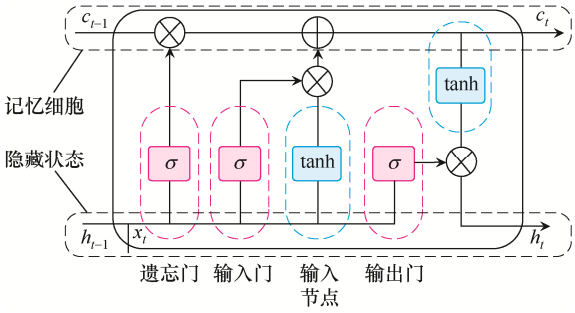


图 2　LSTM 网络结构

Fig. 2 Structure of LSTM network

LSTM 网络结构中，各单元和门控的计算式可分别表示为

$$f_t=\sigma(\boldsymbol{w}_f[h_{t-1}]+b_f) \tag{18}$$

$$i_t=\sigma(\boldsymbol{w}_i[h_{t-1},x_t]+b_i) \tag{19}$$

$$\tilde{C}_t=\tanh(\boldsymbol{w}_c[h_{t-1},x_t]+b_c) \tag{20}$$

$$C_t=f_tC_{t-1}+i_t\tilde{C}_t \tag{21}$$

$$O_t=\sigma(\boldsymbol{w}_o[h_{t-1},x_t]+b_o) \tag{22}$$

$$h_t = O_t \tanh(C_t) \tag{23}$$

式中：σ 为 sigmoid 函数，其作用是将 f_t、i_t、O_t 的值限定为 $[0,1]$ 上的实数；$\boldsymbol{w}$ 为权重矩阵；b 为偏置项；tanh 函数的作用是将输出值限定在区间 $[-1,1]$ 上[19]。

2 结果与讨论

2.1 涉及数据集

本文采用美国国家航天局 NASA(National Aeronautics and Space Administration)艾姆斯氏研究中心公开的 B0005、B0006、B0007 和 B0018 这 4 个数据集验证提出的方法。NASA 数据集获取的实验中，选取了 1.5 A 的恒定电流模式完成充电过程，当电池电压达到 4.2 V 时，保持恒定电压模式持续充电，直到充电电流下降到 20 mA 时停止充电。放电过程则利用 2 A 的恒定电流模式，直到电池的电压分别降至 2.7、2.5、2.2 和 2.5 V 时停止。图 3 为 B0005、B0006、B0007 和 B0018 号锂电池在充放电循环周期内的容量衰退序列，锂电池在容量衰退过程中出现一定循环周期的容量再生现象，展现了锂电池容量退化数据的非线性、非平稳性。图中“○”符号为容量再生现象。

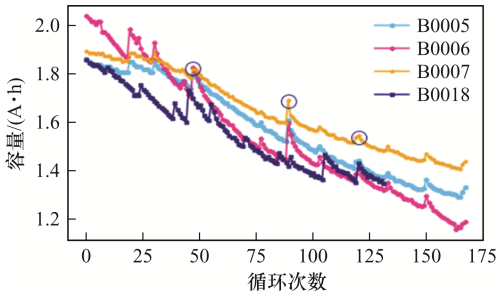


图 3 锂电池容量退化序列

Fig. 3 Capacity degradation sequences of lithium battery

采用马里兰大学高级生命周期工程中心CALCE(Center for Advanced Life Cycle Engineering)电池循环测试中的 CS2_36 与 CS2_37 数据集，验证本文方法对非平稳信号有效预测的稳定性。CS2_36 与 CS2_37 号电池采用相同的充电模式，这是一个标准的恒流或恒压协议，恒流率为 0.5C，直到电压达到 4.2 V，然后维持 4.2 V，当充电电流降至 0.05 A 以下时停止充电。

2.2 评价指标

本文选取拟合优度决定系数(R^2)、均方根误差 RMSE(root mean square error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error) 4 个评价指标来量化本文方法的有效性。计算公式分别为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_* - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_* - \bar{y})^2} \tag{24}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_* - y_i)^2} \tag{25}$$

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_* - y_i| \tag{26}$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_* - y_i}{y_*}\right| \tag{27}$$

式中：y_* 为锂电池容量预测值；y_i 为锂电池容量真实值；$\bar{y}$ 为锂电池容量的均值；n 为锂电池序列的样本量。

RMSE、MAE 和 MAPE 分别反映了真实值与预测值间的偏差、绝对误差的期望值及相对误差损失的均值。这 3 个指标均用于评估预测结果和真实数据的接近程度，数值越小表示预测效果越好。并利用 R^2 刻画拟合效果，R^2 越接近于 1 表示预测值对真实值的解释效果越好，同样表明模型的预测性能更优。

2.3 CEEMDAN 分解

CEEMDAN 算法中信噪比 $\varepsilon_k = 0.005$，循环次数 $k = 3$，添加白噪声次数 $i = 100$。以 B0005 号锂电池为例，将原始数据集通过 CEEMDAN 方法分解为 4 个模态分量，分解结果如图 4 所示，*IMF*3 和 *IMF*4 为低频分量、*IMF*1 和 *IMF*2 为高频分量。其中，*IMF*4 为锂电池容量主要退化分量，分布形式单一；*IMF*3 为锂电池容量退化波动分量，分布均匀，融合深度学习能力强；*IMF*1 和 *IMF*2 为锂电池容量的随机扰动分量，其特点为频率高、振荡

强，联合深度学习精度低。

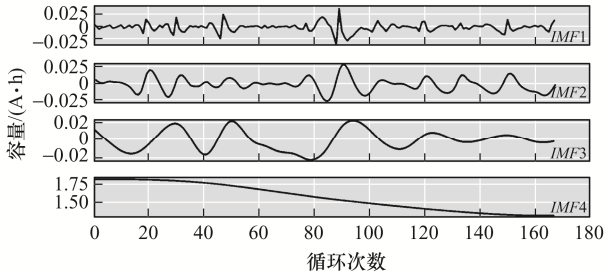


图 4　B0005 号锂电池 CEEMDAN 分解

Fig. 4 CEEMDAN decomposition of B0005 lithium battery

2.4　VMD 分解

将高频分量 *IMF*1 和 *IMF*2 通过 VMD 方法二次分解，缓解信号高频压力，削弱序列非平稳性。VMD 算法参数设置见表 1。

表 1　VMD 参数设置

Tab. 1 Setting of VMD parameters

输入信号	带宽限制	噪声容限	模态数量	初始化 ω 值	控制误差	合成信号常量
*IMF*1	168×2	0	4	1	10^{-7}	0
*IMF*2	168×2	0	3	1	10^{-7}	0

将 *IMF*1 二次分解为 4 个二次分量，*IMF*2 分解为 3 个二次分量，图 5 为二次分解结果。

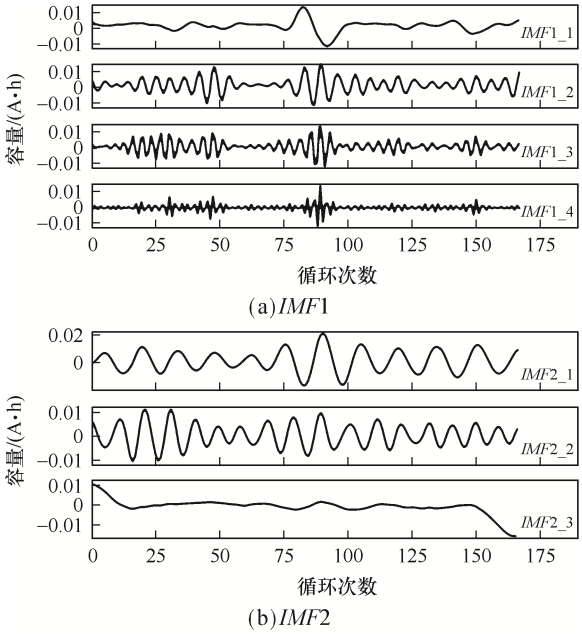


图 5　高频分量二次分解

Fig. 5 Secondary decomposition of high-frequency components

2.5　LSTM 预测

本文的预测分为 2 类：第 1 类是低频分量的 LSTM 预测；第 2 类是高频分量二次分解后模态分量的 LSTM 预测，包含 *IMF*1 与 *IMF*2 二次分解后的各个模态分量。LSTM 网络参数设置见表 2。

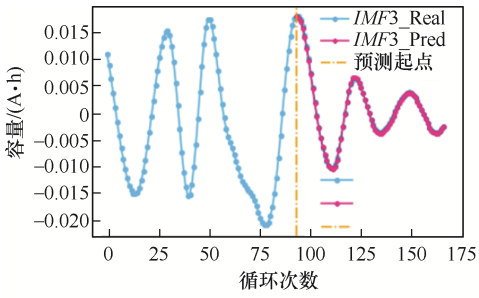
表 2　LSTM 参数设置

Tab. 2 Setting of LSTM parameters

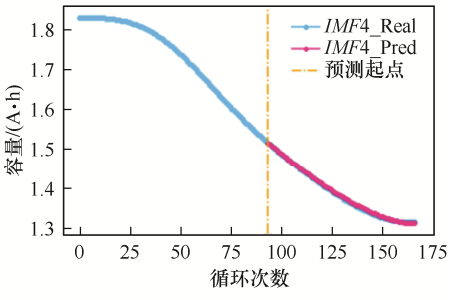
输入	输出	网络层数	神经元个数	迭代次数	批量大小	优化器	损失函数	窗口值
高频二次分量	电池容量	2	100×2	300	[8, 16]	Adam	mse	10
*IMF*3	电池容量	2	100×2	300	[16, 32]	Adam	mse	10
*IMF*4	电池容量	1	200	90	64	Adam	mse	10

2.5.1　低频信号预测

对于 *IMF*3 与 *IMF*4，将数据集的前 50%作为训练集，后 50%作为测试集，对分量进行 LSTM 预测，图 6 为预测结果，图中虚线为预测起点。



(a) *IMF*3



(b) *IMF*4

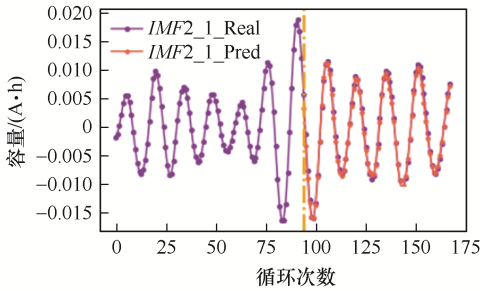
图 6　*IMF*3 与 *IMF*4 分量的 LSTM 预测

Fig. 6 LSTM prediction of components *IMF*3 and *IMF*4

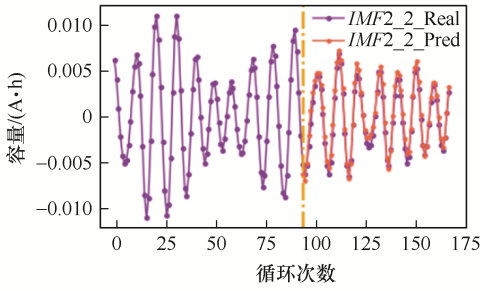
2.5.2　高频信号预测

*IMF*2 通过 VMD 二次分解出的 *IMF*2_1、

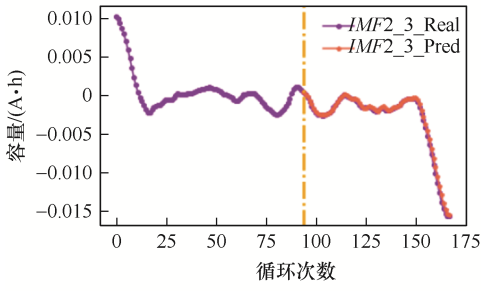
*IMF*2_2 与 *IMF*2_3 的 LSTM 预测结果如图 7 所示。



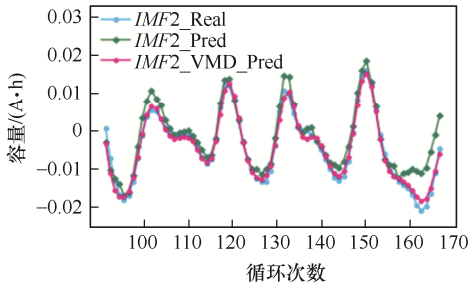
(a)*IMF*2_1预测结果



(b)*IMF*2_2预测结果



(c)*IMF*2_3预测结果



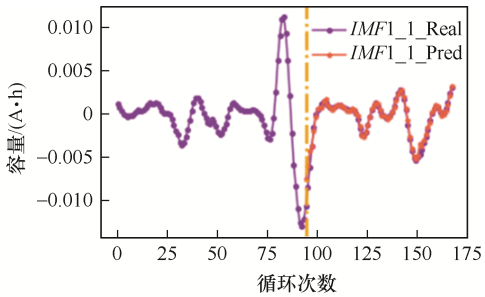
(d)*IMF*2预测结果对比

图 7 *IMF*2 的二次分量 LSTM 预测与重构

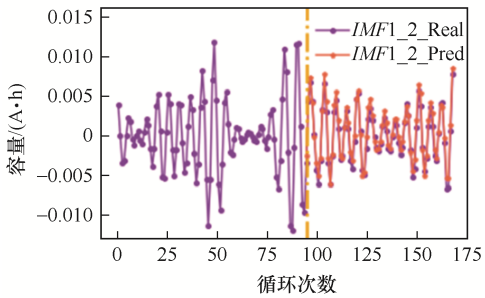
Fig. 7 LSTM prediction and reconstruction of secondary component of *IMF*2

图 7(a)、(b)与(c)分别为 *IMF*2 的 3 个二次分量的预测结果，表明了 LSTM 预测方法的高学习率和精准性。图 7(d)分别展示了二次分量 *IMF*2_1、*IMF*2_2 与 *IMF*2_3 重构为 *IMF*2 的预测值与 *IMF*2 未二次分解直接进行 LSTM 预测的估计值，其对比效果体现了高频信号二次分解预测重构后的稳健性、精确性。

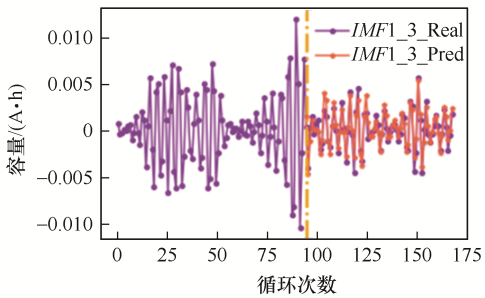
*IMF*1 二次分解得到的 *IMF*1_1、*IMF*1_2、*IMF*1_3 与 *IMF*1_4 的预测结果如图 8 所示。其中，图 8(e)中为 *IMF*1 二次分解后对二次分量分别进行 LSTM 预测重构后的预测值，图 8(f)中为 *IMF*1 未进行二次分解直接联合 LSTM 网络的预测值。图 8(e)与(f)的对比表明二次分解削弱了高频分量的集中性，从而提高了网络模型对高频分量的预测优度。



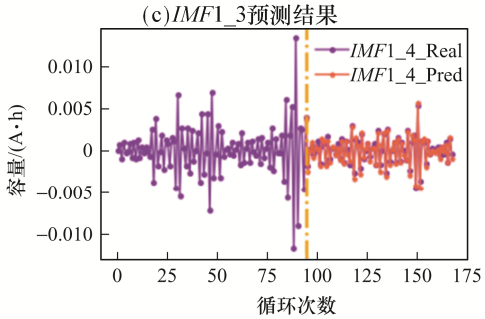
(a)*IMF*1_1预测结果



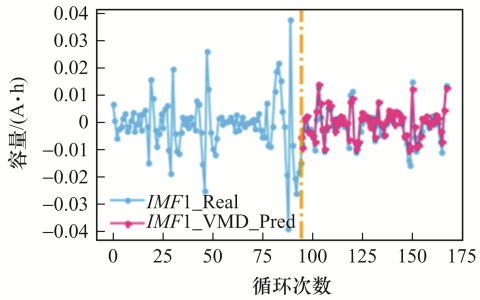
(b)*IMF*1_2预测结果



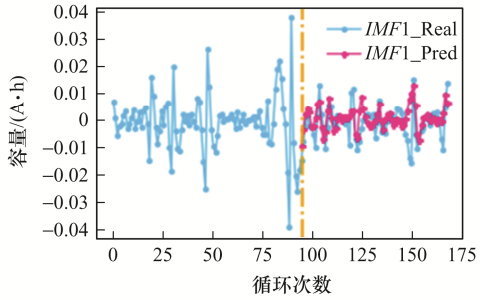
(c)*IMF*1_3预测结果



(d)*IMF*1_4预测结果



(e)*IMF*1二次分量预测重构结果



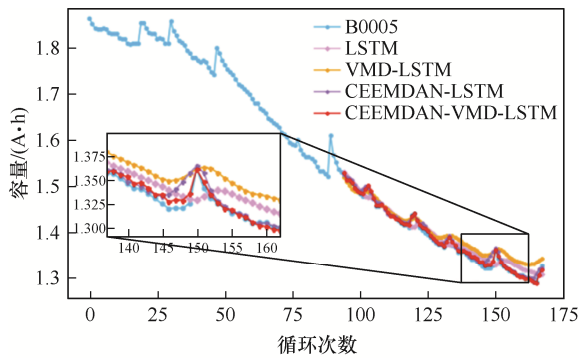
(f)*IMF*1未二次分解的LSTM预测结果

图 8　*IMF*1 的二次分量 LSTM 预测

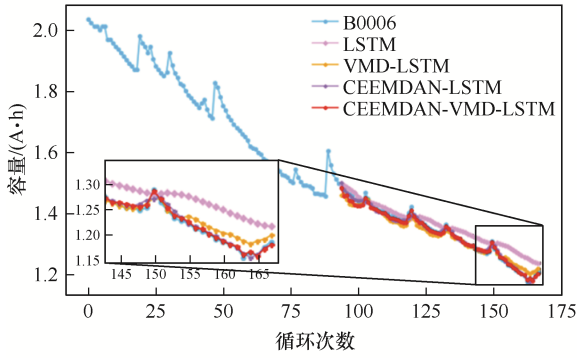
Fig. 8 LSTM prediction of secondary component of *IMF*1

2.6　信号重构与方法评价

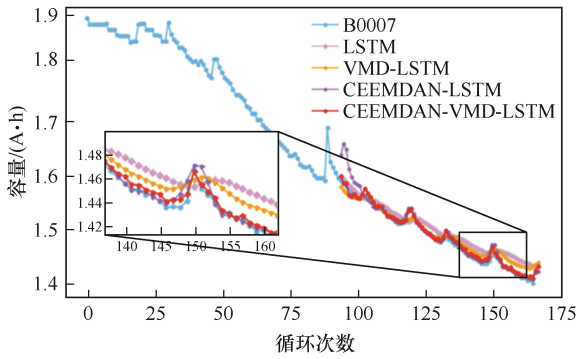
NASA 数据集 4 个型号锂电池运用本文方法的预测效果如图 9 所示，结果表明：单一 LSTM 预测在 B0005、B0006、B0007 号锂电池中预测值偏大，在 B0018 号锂电池中预测值偏小，序列追踪能力差；VMD-LSTM 模型在 4 类电池中循环周期末端预测效果较差；CEEMDAN-LSTM 方法预测结果显示整个序列的容量再生现象捕捉较弱，主要原因为高频信号预测效果差；本文方法的预测值与真实值契合度更高，容量再生信号预测精准，序列预测优度高。



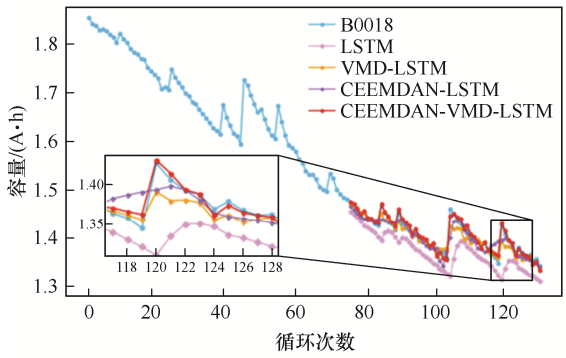
(a)B0005号锂电池



(b)B0006号锂电池



(c)B0007号锂电池



(d)B0018号锂电池

图 9　B0005、B0006、B0007 和 B0018 号锂电池 4 组实验对比

Fig. 9 Comparison among four groups of experiment for B0005, B0006, B0007 and B0018 lithium batteries

为了验证本文方法的优越性，将 LSTM、CEEMDAN-LSTM 和 VMD-LSTM 模型与本文模型进行对比验证。选取 R^2、MAE、RMSE 和 MAPE 这 4 个评价指标来分析目标方法与对比方法的预测效果，见表 3。由表 3 可知，对于 B0005 号锂电池 50%训练集预测结果，VMD-LSTM 方法的拟合优度最低，表明该组合模型的稳定性较差，具体表现在循环周期末的预测上，该段区域偏差大。

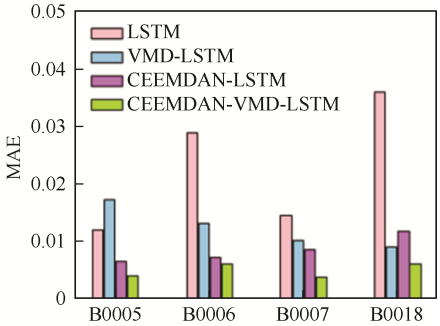
CEEMDAN-LSTM 方法的 MAE、RMSE、MAPE 仅次于本文目标方法，但仍存在明显差距。针对 30%训练集预测效果，由于训练集划分偏小，各个模型对网络输入序列的参照范围减少，导致预测优度降低。然而，本文方法在一定程度上对高频分量的集中性仍有削减，上述 2 类训练集划分下，目标方法评价指标相对最优。

表 3 B0005 号锂电池 4 组模型实验结果

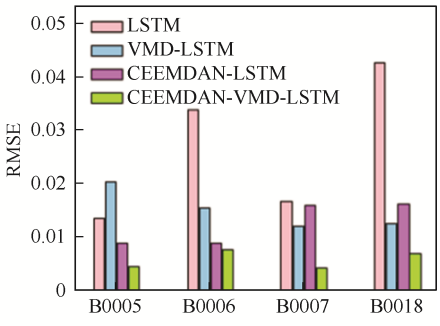
Tab. 3 Results of 4 groups of model experiment for B0005 lithium battery

模型指标分类	CEEMDAN-VMD-LSTM		LSTM		CEEMDAN-LSTM		VMD-LSTM	
训练集	30%	50%	30%	50%	30%	50%	30%	50%
R^2	0.955 1	0.995 5	0.727 8	0.958 2	0.951 2	0.983 0	0.842 5	0.904 8
MAE	0.023 5	0.003 7	0.057 2	0.011 6	0.022 8	0.006 1	0.039 1	0.017 0
RMSE	0.024 1	0.004 4	0.059 4	0.013 4	0.025 2	0.008 7	0.042 6	0.020 3
MAPE	0.122 6	0.002 6	0.172 9	0.008 5	0.123 7	0.004 4	0.141 3	0.012 7

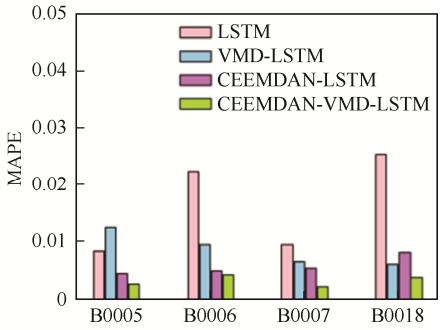
如图 10 所示，本文提出的方法在 B0005、B0006、B0007 和 B0018 这 4 块电池上的 MAE 分别为 0.37%、0.58%、0.33%和 0.56%，RMSE 分别为 0.44%、0.76%、0.41%和 0.68%，MAPE 分别为 0.26%、0.43%、0.22%和 0.39%，表明本文所提方法能精准预测锂电池剩余寿命。



(a)不同模型预测的MAE



(b)不同模型预测的RMSE



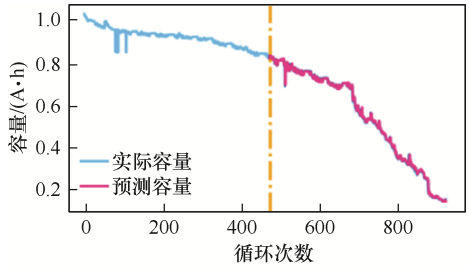
(c)不同模型预测的MAPE

图 10 各个模型指标对比

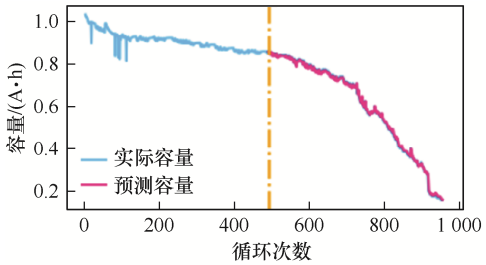
Fig. 10 Comparison among model indexes

2.7 方法验证

本文方法在 NASA 锂电池 4 个数据集上表现了剩余寿命预测的有效性。为验证本文方法有效性的稳健性，利用 CALCE 数据集中 CS2_36 与 CS2_37 这 2 组锂电池容量衰退数据，划分 50%训练集，基于目标方法预测电池剩余寿命。预测结果如图 11 所示，



(a)CS2_36数据集



(b)CS2_37数据集

图 11　CALCE 数据集预测

Fig. 11 Prediction based on CALCE datasets

CS2_36 数据集剩余寿命预测的 R^2=99.97%，CS2_37 数据集剩余寿命预测的 R^2=99.95%，表明本文方法对非平稳数据预测有效性具有稳定性。

3　结语

锂电池剩余寿命是评判电池能否健康使用的重要指标，本文提出 1 种基于高频信号二次分解融合机器学习的方法预测锂电池剩余寿命。首先将原序列由 CEEMDAN 分解为 4 个分量，降低容量序列的非平稳性，进而将分量中的高频信号利用 VMD 二次分解降低高频信号频率压力，通过 LSTM 模型来训练各一次、二次分量。最后，将预测值重构，得到锂电池剩余寿命的预测序列。实验结果表明，二次分解融合网络模型相对提高了高频信号的预测精度，在预测序列中能较好体现锂电池退化信号的容量再生现象。本文还利用 CALCE 数据集证明 CEEMDAN-VMD-LSTM 模型的有效预测具有泛化性。

参考文献：

[1] Qu Wenyu, Chen Guici, Zhang Tingting. An adaptive noise reduction approach for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [J]. Energies, 2022, 15(19): 7422.

[2] 林娅, 陈则王. 锂离子电池剩余寿命预测研究综述[J]. 电子测量技术, 2018, 41(4): 29-35.
Lin Ya, Chen Zewang. Review of remaining life prediction for lithium-ion batteries [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(4): 29-35. (in Chinese)

[3] Hong J, Lee D, Jeong E R, et al. Towards the swift prediction of the remaining useful life of lithium-ion batteries with end-to-end deep learning [J]. Applied Energy, 2020, 278: 115646.

[4] 安昌祖, 张蕊萍, 张小周, 等. 基于模糊无迹卡尔曼滤波算法的锂电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2020, 44(3): 333-336, 356.
An Changzu, Zhang Ruiping, Zhang Xiaozhou, et al. SOC estimation of lithium battery based on fuzzy unscented Kalman filter [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(3): 333-336, 356. (in Chinese)

[5] 叶林峰, 石元博, 黄越洋. 基于 BiGRU 网络的锂电池寿命预测[J]. 电源技术, 2021, 45(5): 598-601.
Ye Linfeng, Shi Yuanbo, Huang Yueyang. Lithium battery life prediction based on BiGRU network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(5): 598-601. (in Chinese)

[6] Zhao Jiahui, Zhu Yong, Zhang Bin, et al. Method of predicting SOH and RUL of lithium-ion battery based on the combination of LSTM and GPR [J]. Sustainability, 2022, 14(19): 11865.

[7] Li Hao, Fu Lijun, Zhang Yan. Lithium battery remaining useful life prediction based on multi-kernel support vector regression with hybrid optimization algorithm [J]. Journal of Electrochemical Energy Conversion and Storage, 2022, 19(3): 031006.

[8] 张朝龙, 何怡刚, 袁莉芬. 基于 EEMD 和 MKRVM 的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(7): 38-44.
Zhang Chaolong, He Yigang, Yuan Lifen. Prediction approach for remaining useful life of lithium-ion battery based on EEMD and MKRVM [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(7): 38-44. (in Chinese)

[9] Ouyang Mingsan, Shen Peicheng. Prediction of remaining useful life of lithium batteries based on WOA-VMD and LSTM [J]. Energies, 2022, 15(23): 8918.

[10] Cai Yuxiang, Li Weimin, Zahid T, et al. Early prediction of remaining useful life for lithium-ion batteries based on CEEMDAN-transformer-DNN hybrid model [J]. Heliyon, 2023, 9(7): e17754.

[11] Hu Liwen, Wang Wenbo, Ding Guorong. RUL prediction

for lithium-ion batteries based on variational mode decomposition and hybrid network model [J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(6): 3109-3117.

[12] 宁雪峰, 石正禄, 许加柱. 基于健康因子和 PSO-LSTM 的锂离子电池健康状态估计[J/OL]. 电源学报, 2023: 1-13. (2023-11-24)[2024-02-13]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20231123.1426.002.
Ning Xuefeng, Shi Zhenglu, Xu Jiazhu. State of health estimation of lithium-ion batteries based on health factors and PSO-LSTM [J/OL]. Journal of Power Supply, 2023: 1-13. (2023-11-24)[2024-02-13]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20231123.1426.002. (in Chinese)

[13] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]// 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague, Czech Republic, 2011: 4144-4147.

[14] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[15] 陈红霞, 丁国荣, 陈贵词, 等. 联合变分模态分解和长短时记忆网络的锂离子电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2024, 22(S1): 89-97.
Chen Hongxia, Ding Guorong, Chen Guici, et al. State-of-health estimation of lithium-ion battery combining variational mode decomposition and long short-term memory network [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(S1): 89-97. (in Chinese)

[16] Avci C, Tekinerdogan B, Catal C. Analyzing the performance of long short-term memory architectures for malware detection models [J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2023, 35(6): e7581.

[17] 任宏宇, 余瑶怡, 杜雄, 等. 基于优化长短期记忆神经网络的 IGBT 寿命预测模型[J]. 电工技术学报, 2024, 39(4): 1074-1086.
Ren Hongyu, Yu Yaoyi, Du Xiong, et al. IGBT lifetime prediction model based on optimized long short-term memory neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(4): 1074-1086. (in Chinese)

[18] 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)

[19] 黄睿, 朱玲俐, 高峰, 等. 基于变分模态分解的卷积长短时记忆网络短期电力负荷预测方法[J]. 现代电力, 2024, 41(1): 97-105.
Huang Rui, Zhu Lingli, Gao Feng, et al. Short-term power load forecasting method based on variational modal decomposition for convolutional long-short-term memory network [J]. Modern Electric Power, 2024, 41(1): 97-105. (in Chinese)



代佳骏

作者简介：

代佳骏(2000—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：锂电池剩余寿命预测。E-mail：daijiajun@wust.edu.cn。

刘云冰(1972—)，男，通信作者，硕士，副教授。研究方向：大数据分析与处理，模式识别。E-mail：liuyunbing@wust.edu.cn。

陈贵词(1978—)，男，博士，教授。研究方向：神经网络，机器学习。E-mail：chenguici@wust.edu.cn。

王文波(1978—)，男，博士，教授。研究方向：多尺度分析和神经网络。E-mail：wangwenbo@wust.edu.cn。

(责任编辑：耿越)