DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.6.189 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于改进HTS-GRU的锂离子电池寿命预测

林冬丽，张 菁(中国电源学会会员)
(上海工程技术大学电子电气工程学院，上海 201620)

摘要：为了提高锂离子电池剩余使用寿命RUL(remaining useful life)预测的精度，提出一种结合完全自适应噪声集合经验模态分解CEEMDAN(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)、随机森林RF(random forest)、改进榛子树搜索IHTS(improved hazelnut tree search)算法和改进门控循环单元GRU(gated recurrent unit)预测锂离子电池RUL的模型。首先利用CEEMDAN对原始容量数据进行模态分解降噪；其次利用RF计算各个模态分量相对于原始容量数据的权重；再次利用混沌初始化优化改进榛子树搜索算法得到IHTS算法，然后使用IHTS优化改进GRU得到IHTS-GRU模型；最后将各个模态分量IHTS-GRU预测的结果和各个模态分量权重加权平均，进而得到锂离子电池RUL预测结果。通过对美国国家航空航天局NASA的数据进行验证，CEEMDAN-RF-IHTS-GRU模型相对于CEEMDAN-GRU模型预测精度平均提高了3.2%，相对于CEEMDAN-RF-GRU模型预测精度平均提高了2.1%，相对于锂电池RUL常用模型预测精度明显提高，证明该方法提高了锂离子电池RUL预测的精度。

关键词：锂离子电池；剩余使用寿命；随机森林；榛子树搜索算法；门控循环单元

Lithium-ion Battery Life Prediction Based on IHTS-GRU

LIN Dongli, ZHANG Jing, *Member*, *CPSS*
(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: To improve the accuracy of remaining useful life (RUL) prediction for lithium-ion batteries, a method combining complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN), random forest (RF), improved hazelnut tree search (IHTS) algorithm and improved gated recurrent unit (GRU) is proposed. First, CEEMDAN is used for modal decomposition and noise reduction on the original capacity data. Second, RF is adopted to calculate the weight of each modal component relative to the original capacity data. Third, chaos initialization optimization is employed to improve a hazelnut tree search algorithm to obtain the IHTS algorithm, which is further used to optimize and improve GRU to establish an IHTS-GRU model. Finally, the IHTS-GRU prediction results of each modal component and the weight of each modal component are weighted and averaged, thus realizing the lithium-ion battery RUL prediction. The NASA data is used for verification, and it is found that the prediction accuracy of the CEEMDAN-RF-IHTS-GRU model is improved by 3.2% and 2.1% on average compared with those of the CEEMDAN-GRU and CEEMDAN-RF-GRU models, respectively, indicating significant increases in the prediction accuracy. Therefore, the proposed method improves the accuracy of RUL prediction for lithium-ion batteries.

Keywords: Lithium-ion battery; remaining useful life (RUL); random forest (RF); hazelnut tree search (HTS) algorithm; gated recurrent unit (GRU)

锂离子电池具有功率密度高、寿命长、污染低等优点，广泛应用于发电、交通运输、通信等领域[1]。然而锂离子电池内部随着充放电循环次数的增加会发生复杂的物理和化学变化，导致其性能退化甚至失效，进一步可能会造成爆炸、起火等安全性问题[2]。因此，锂离子电池剩余使用寿命 RUL (remaining useful life)的预测研究具有重要意义。目前锂离子电池 RUL 预测的方法主要分为基于模型

收稿日期：2024-01-18；**修回日期**：2024-04-07；**录用日期**：2024-07-02；**网络首发日期**：2024-07-25
基金项目：国家自然科学基金资助项目(51707117)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 51707117

的方法和基于数据驱动的方法。

基于模型的方法是从锂离子电池的物理、化学原理出发，建立数学模型，实现锂离子电池 RUL 预测。基于模型的方法可以分为 3 类：电化学模型、等效电路模型、经验退化模型[3]。基于模型的方法要考虑到锂离子电池内部复杂的物理、化学变化，应用较多的专业知识，因此较难实现。

基于数据驱动的方法不需要研究锂离子电池内部复杂的老化机理和电化学过程，仅依赖历史退化数据来预测锂离子电池 RUL[4]。目前主要使用的方法有循环神经网络 RNN(recurrent neural network)、长短期记忆 LSTM(long short-term memory)[5]、深度神经网络 DNN(deep neural networks)[6]、门控循环单元 GRU(gated recurrent unit)[7]等。文献[8]提出了一种用于系统动态预测的自适应 RNN 来预测锂电池的 RUL，由于梯度消失和梯度爆炸问题，RNN 在实际应用中难以处理长期依赖问题；文献[9]利用 LSTM 建立了锂离子电池的 RUL 模型，避免了 RNN 模型的缺点，但是由于 LSTM 的结构复杂，其计算复杂度较高；文献[10]采用 GRU 模型进行 RUL 预测，简化了模型复杂度且提高了预测精度和预测效率，在机器学习中，GRU 模型在锂电池 RUL 预测方面表现良好，但模型超参数的设置决定了预测精度，因此需要优化算法对超参数进行寻优；文献[11]提出的榛子树搜索 HTS(hazelnut tree search)算法是一种新型智能优化算法，具有良好的避免局部最优性能和良好的全局最优能力。

锂离子电池在使用过程中，受内部化学反应和外部环境等因素影响，会出现容量再生现象[12]。容量再生现象和外界因素使原始数据始终充满噪音，这对锂离子电池 RUL 的预测影响较大。文献[13]提出的完全自适应噪声集合经验模态分解 CEEMDAN (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)可以实现对容量再生现象和外部环境产生的噪音进行降噪，但是为了进行降噪的同时不抛弃高频分量里的部分有用信息，需要计算各个模态分量的重要性权重；文献[14]采用随机森林 RF (random forest)得出各个特征的重要性权重。

基于此，本文提出了 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 的方法来预测锂离子电池 RUL。首先，从锂离子电池放电循环的数据中，选取容量作为反映电池使用状况的特征向量；利用 CEEMDAN 进行降噪处理以减少电池容量再生现象及其他客观因素的影响；使用 RF 计算得到各个分量相对于原始容量数据的权重记为重要性权重；利用混沌初始化优化改进 HTS 得到改进的 HTS 即 IHTS (improved hazelnut tree search)算法；利用 IHTS 算法优化改进 GRU 方法得到 IHTS-GRU 预测模型；将各个模态分量的 IHTS-GRU 模型预测结果和各个分量的权重进行加权平均，进而得到锂电池 RUL 预测结果。通过对美国国家航空航天局 NASA 的公开数据集进行验证，并与 CEEMDAN-GRU、CEEMDAN-RF-GRU、RUL 常用预测模型 LSTM、RUL 常用预测模型 GRU 进行比较，结果表明该模型提高了锂电池 RUL 预测的精度。

1 理论基础

1.1 完全自适应噪声集合经验模态分解

CEEMDAN 用于对数据进行模态分解，将扰动较强的原始数据分解为不同频率的分量数据，降低数据的可变性和突然性，减小重构误差，降低容量再生现象及其他客观因素产生的噪音，从而达到提高预测精度的结果。CEEMDAN 算法的具体步骤如下。

(1)在原始信号中加入不同的高斯白噪音，可表示为

$$P^v(t)=P(t)+\varepsilon_0 w^v(t) \qquad v=1,\ 2,\cdots,\ V \tag{1}$$

式中：$P(t)$、$P^v(t)$ 分别为原始信号、处理后的信号；ε_0 为当前分解阶段的信噪比；$w^v(t)$ 为第 v 次添加的满足高斯分布的噪音；V 为集成次数。

(2)计算本征模态函数 IMF(intrinsic mode function)的特征分量 IMF1，可表示为

$$\mathrm{IMF}_1(n)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\mathrm{IMF}_i(n) \tag{2}$$

式中：n 为采样点位置；i 为进行经验模态分解

EMD(empirical mode decomposition)的次数，i=1, 2, ⋯, I。

(3)计算残差，当 i=1 时，残差的计算公式为

$$r_1(n)=s(n)-\mathrm{IMF}_1(n) \tag{3}$$

式中，$s(n)$ 为原始待分解信号。

(4)将待分解信号更新为 $r_1(n)+\varepsilon_1 E_1[(w^v(n)]$，重复步骤(3)得到 IMF2，即

$$\mathrm{IMF}_2(n)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_1[r_1+\varepsilon_1 E_1(w^v(n))] \tag{4}$$

(5)当 i=2, 3, ⋯, k 时，残差公式和 IMF 公式分别为

$$r_k(n)=r_{k-1}(n)-\mathrm{IMF}_k(n) \tag{5}$$

$$\mathrm{IMF}_{k+1}(n)=\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}E_1[r_k(n)+\varepsilon_k E_k(w^v(n))] \tag{6}$$

(6)重复步骤(5)，直到残差信号不能再分解。最后，原始待分解信号可以表示为

$$s(n)=\sum_{i=1}^{k}\mathrm{IMF}_k+r(n) \tag{7}$$

1.2 随机森林

随机森林算法是 2001 年由 Leo Breiman 提出的一种将决策树算法和 Bagging 算法结合形成的机器学习算法，也是一种现代分类和回归技术，其核心内容是集成学习。随机森林是一个由多棵决策树形成的综合学习模型，其最终输出是所有决策树输出的平均值[15]。

从原始数据中采用 Bootstrap 有放回的重复抽样得到 N 个训练样本子集，并且每个样本集间相互独立；对每个训练样本子集建立决策树模型，决策树模型节点分裂时的分裂属性，是从样本集的所有属性中选取若干作为该节点的属性集，以最小均方差作为分裂属性的度量，选取最优属性进行分裂；N 棵决策树组成 1 个随机森林模型；输入训练集样本，每棵决策树计算 1 个预测值，综合所有预测值的基础上，取均值得到最终结果。RF(由很多决策树构成)筛选变量方面具有性质优、不易过拟合、准确性高的优点，适合用来作为模态分解后度量每个分量的重要性程度。

1.3 榛子树搜索算法

HTS 算法是一种迭代的基于种群的算法，模拟了在森林寻找最优榛子树的过程，由 3 个主要执行器组成：生长、果实散射和根扩展。生长阶段，树木相互竞争共享资源以成长和提升它们的健康程度，计算各树种在共享资源竞争中的相互影响；果实散射阶段，检查搜索空间以寻找超出当前区域的有希望的解决方案；根扩展阶段，在树周围进行不规则的局部搜索以寻找最优解[16]。该算法与遗传算法 GA(genetic algorithm)、粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法、灰狼优化算法、鲸鱼优化算法、麻雀搜索算法等 7 种算法进行对比，结果表明该算法相较于其他 7 种算法具有良好的收敛速度、避免局部最优能力、优越的可扩展性、较低的错误率和全局最优能力。HTS 算法的具体步骤如下。

(1)种群初始化。

初始化一个随机分布的树总体(称为森林)，森林中的每棵树 $\boldsymbol{H}_\mathrm{a}$ 是 1 个实值的 1×D 向量，定义为

$$\boldsymbol{H}_\mathrm{a}=[h_{\mathrm{a}1},\ h_{\mathrm{a}2},\ \cdots,\ h_{\mathrm{a}D}] \tag{8}$$

式中，h_{ab}(b=1, 2, ⋯, D)为元素，每个元素的初始化为

$$h_{ab}=U[0,\ 1]\cdot(u_b-l_b)+l_b \tag{9}$$

式中：U[0, 1]为取值[0, 1]的随机数；u_b 和 l_b 分别是第 b 维的上界和下界。

(2)生长阶段。

树木 $\boldsymbol{H}_\mathrm{a}$ 的生长可表示为

$$H_\mathrm{a}^{t+1}=H_\mathrm{a}^{t}+\left[\alpha g+(1-\alpha)\frac{1}{1+\lambda}g\right] \tag{10}$$

式中：H_a^{t} 为树 $\boldsymbol{H}_\mathrm{a}$ 在当前第 t 代的位置；g 为树 $\boldsymbol{H}_\mathrm{a}$ 在没有邻近树的情况下的生长速率；λ 为竞争指数；α 为控制树在稀疏或密集区域生长的切换概率，α=1 时表示树位于稀疏区域，α=0 时表示树位于密集区域。由此得到每棵树的适应度函数 $f(x)$。

(3)果实散射阶段。

假设每棵树在每次迭代中只产生 1 个果实，定义榛子树幼苗为

$$P_\mathrm{a}=H_\mathrm{a}^{t}+\Lambda(H_\mathrm{a}^{t}-H_\mathrm{best}^{t}) \tag{11}$$

式中：H_best^{t} 为树 $\boldsymbol{H}_\mathrm{a}$ 在第 t 代的最优位置。

在树和幼苗之间进行检查，并考虑哪方获得更好的适应性以进行下一代，可表示为

$$H_{\mathrm{a}}^{t+1}=\begin{cases}P_{\mathrm{a}} & f(P_{\mathrm{a}})>f(H_{\mathrm{a}}^{t})\\ H_{\mathrm{a}}^{t} & \text{其他}\end{cases} \tag{12}$$

(4)根扩展阶段。

根扩展阶段进行局部搜索，只在当前最适合的 H_{best}^{t} 周围执行，在当前最佳解附近的空间有很高的概率可以找到更好的解，与在所有树上执行局部搜索相比，计算成本更低。根扩展阶段会在当前最适合的树周围局部搜索中产生 D 个解。最后，在新的解决方案中确定最佳解决方案记为 S_{best}。新的最优解公式为

$$H_{\mathrm{best}}^{t+1}=\begin{cases}S_{\mathrm{best}} & f(S_{\mathrm{best}})>f(H_{\mathrm{best}}^{t})\\ H_{\mathrm{best}}^{t} & \text{其他}\end{cases} \tag{13}$$

1.4 改进榛子树搜索算法及性能测试

考虑到 HTS 算法的初始化阶段，随机生成的树可能存在分布不均匀的状况，从而造成对预测结果的影响。混沌初始化具有随机性、遍历性的特点，因此引入迭代无限折叠混沌映射对 HTS 算法进行初始化，并对结果进行取模，标准化初始树在各个维度上的位置信息。迭代无限折叠混沌映射可表示为

$$y_{\mathrm{a}}^{k+1}=\mathrm{mod}\left(\sin\frac{z}{y_{\mathrm{a}}^{k}}\right) \tag{14}$$

式中，z 为折叠控制参数，取值为 1。

为了检验 IHTS 算法的性能，将 IHTS 与 GA、PSO 及 HTS 进行比较。设置 Sphere 函数进行求解，种群数量为 20，迭代次数为 500。目标值越低和先出现拐点，代表优化算法精度高和速度快，测试结果如图 1 所示。可以看出，IHTS 的算法优于其他 3 类算法，改进效果显著。

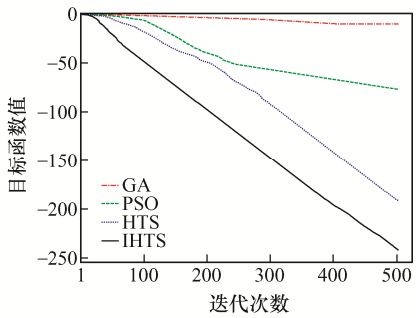


图 1 优化算法测试

Fig. 1 Test based on optimization algorithms

1.5 门控循环单元

GRU 模型来源于 LSTM，LSTM 具有输入门、遗忘门和输出门，GRU 将输入门和遗忘门合成了更新门，形成了只有重置门和更新门结构的 GRU 模型，GRU 模型比 LSTM 简单，且在预测精度和预测速度上都优于 LSTM[17]，在机器学习中，GRU 模型预测性能良好。GRU 在处理长序列数据时，既可以缓解梯度消失或爆炸的问题，又能够保持较高的准确率。重置门通过输入上一个时刻隐藏状态来控制是否将候选隐藏状态中的信息抛弃来实现遗忘作用，更新门用来控制是否将当前输入及上一时刻隐藏状态信息更新到候选隐藏状态。

更新门表达式为

$$Z_t=\sigma(W_{\mathrm{z}}\cdot[h_{t-1},x_t]) \tag{15}$$

重置门表达式为

$$R_t=\sigma(W_{\mathrm{r}}\cdot[h_{t-1},x_t]) \tag{16}$$

候选隐藏状态表达式为

$$h_t=\tanh(W\cdot[R_t\cdot h_{t-1},x_t]) \tag{17}$$

隐藏状态表达式为

$$h_t=(1-Z_t)\cdot h_{t-1}+Z_t\cdot h_t \tag{18}$$

式中：x_t 为输入；σ(·)为 Sigmoid 激活函数；W、W_{z}、W_{r} 为可学习权重。

1.6 改进的门控循环单元

GRU 模型中的许多参数包括隐藏单元(hidden unit)数 H、窗口大小(window size)W、批量大小(batch size)B、训练轮数(epoch)及网络层各层的权重和偏差。这些参数使用默认值或人为随机设置，不能保证是否最优，且不能保证是否使模型发挥到最优。引入 IHTS 优化算法，相较于其他优化算法具有良好的收敛速度，可以避免局部最优，具有较低的错误率和全局最优能力，可以用于获取模型的最优超参数，进而得到 IHTS-GRU 模型。假设训练集的长度为 $L\in\mathbf{N}$，按模型超参数的一般规定和经验，则参数的搜索范围为 $H\in\{8,\ 16,\ 32,\ 64,\ 128,\ 256\}$、$W\in[1,\ 30]$、$B\in[1,\ L]$，通过 IHTS 优化算法对超参数进行寻优，得到电池 B0005、

B0006、B0007、B0018 的最优参数见表 1。

表 1　模型在每个数据集上的参数

Tab. 1 Model parameters on each data set

电池编号	隐藏单元数	批量大小	窗口大小
B0005	64	10	16
B0006	64	22	10
B0007	64	20	11
B0018	64	18	14

1.7 电池 RUL 定义

锂离子电池 RUL 是电池从当前状态到寿命终止时的剩余充放电循环次数，其中寿命终止为锂离子电池容量衰退到初始容量的 70%。RUL 的计算公式为

$$\delta_{\mathrm{RUL}} = T - \tau \tag{19}$$

式中：T 为寿命终止时的充放电次数；τ 为电池当前充放电次数。

2　预测流程及评价指标

2.1 预测流程图

以模态分量 IMFK 中的 K=4 为例，相关预测流程如图 2 所示，具体步骤如下。

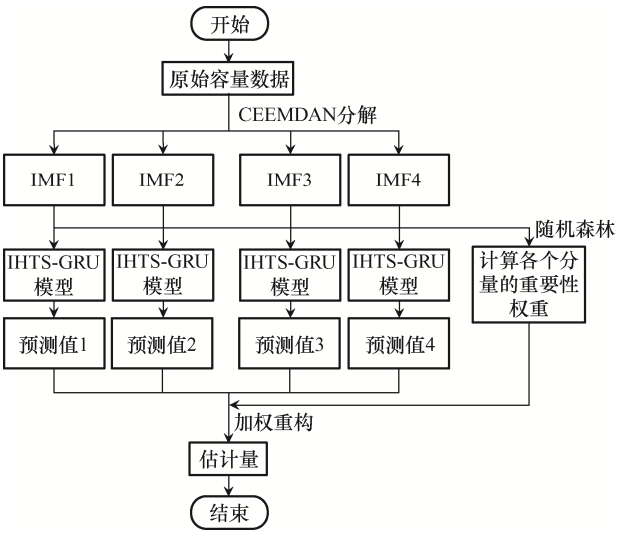


图 2　总体流程

Fig. 2 Overall flow chart

步骤 1 使用 NASA 公开数据集，对数据集进行处理，得到 4 组电池 B0005、B0006、B007、B0018 的所有放电循环容量数据记为原始容量数据，利用 CEEMDAN 对 4 组电池的原始容量数据进行模态分解。

步骤 2 使用随机森林回归算法，以分解后的分量为特征变量，原始容量数据为响应变量进行回归，得到各个分量相对于原始容量数据的权重，记为重要性权重。

步骤 3 在 HTS 中引入迭代无限折叠混沌映射得到 IHTS 算法。

步骤 4 使用 IHTS 优化改进 GRU 模型，建立 IHTS-GRU 预测模型。

步骤 5 将各个分量进行 IHTS-GRU 预测的结果和各个分量的重要性权重加权平均，进一步得到锂离子 RUL 预测结果。

步骤 6 计算预测值和真实值的模型评价指标，并和其他方法进行对比，验证所提方法对提高 RUL 预测精度的优势。

2.2 模型评价指标

将平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)、平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)和决定系数 R^2(coefficient of determination)作为模型的评价指标，其表达式分别为

$$\delta_{\mathrm{MAE}} = \frac{1}{m}\sum_{t=1}^{m}\| x_t - \hat{x}_t \| \tag{20}$$

$$\delta_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{t=1}^{m}(x_t - \hat{x}_t)^2} \tag{21}$$

$$\delta_{\mathrm{MAPE}} = \frac{1}{m}\sum_{t=1}^{m}\left\| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right\| \tag{22}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{m}(\hat{x}_t - x_t)^2}{\sum_{t=1}^{m}(\bar{x}_t - x_t)^2} \tag{23}$$

式中：m 为数据集大小；x_t 为真实值，$\hat{x}_t$ 为预测值；$\bar{x}_t$ 为平均值。

3　实验过程及结果分析

3.1 数据集

使用 NASA 的锂离子电池公开数据集，选取 4

组锂离子电池 B0005、B0006、B0007 和 B0018 的数据，分别记录了电池的充电、放电和阻抗信息，电池的充放电过程都在 24 ℃进行。充电过程，电池以恒流 CC (constant current)1.5 A 充电直到电压达到 4.2 V，再以 4.2 V 恒压 CV(constant voltage)充电直到电流达到 20 mA。放电过程，电池 CC 放电直到 B0005、B0006、B0007 和 B0018 电压分别到 2.7 V、2.5 V、2.2 V 和 2.5 V。当电池容量下降为 1.4 A·h 时电池寿命终止。根据数据集 4 组电池的放电数据中的放电循环次数和电池容量数据得到锂电池容量退化曲线，如图 3 所示。

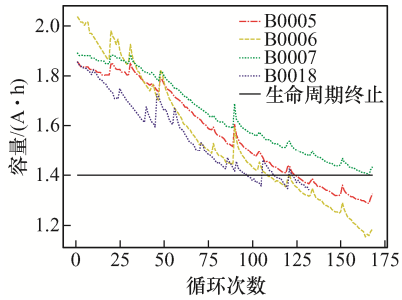


图 3 锂离子电池容量衰减曲线

Fig. 3 Capacity attenuation curves for lithium-ion batteries

3.2 CEEMDAN 分解容量数据

锂离子电池在放电循环过程中总体上电池容量随循环次数呈现衰减的趋势，但是电池会出现容量再生现象，且考虑外部环境等因素时原始容量数据是充满噪音的。为了克服噪音对预测结果的影响，引入 CEEMDAN 对 4 组电池原始容量数据进行模态分解降噪。以 B0005 电池为例，具体分解结果如图 4 所示。图中，IMF4 为趋势项，IMF1~IMF3 为高频分量，分量依次按照频率的高低进行排列。

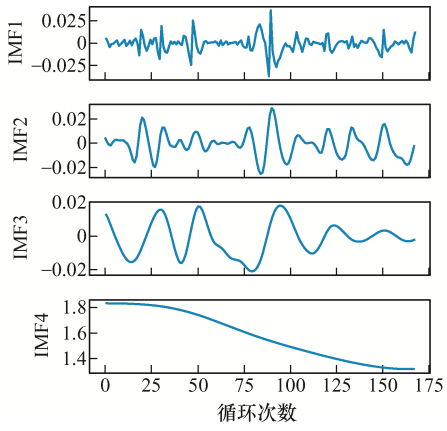


图 4 B0005 电池容量的分解

Fig. 4 Capacity decomposition of battery B0005

3.3 随机森林计算分量权重

高频波动分量虽然包含噪音，但是也存在对预测结果有用的特征信息，为了降低原始容量噪音的影响，同时又不舍弃高频分量里的有用信息，引入随机森林计算各个分量的重要性权重。以最初的容量数据为响应变量，各个模态分量为特征变量进行回归。因 IMF4 为趋势项，设定其权重值为 1，以此计算其余变量的权重值，结果见表 2。

表 2 各分量权重

Tab. 2 Weight of each component

电池编号	IMF1	IMF2	IMF3	拟合优度
B0005	0.023 47	0.064 61	0.109 86	0.999 28
B0006	0.072 53	0.035 77	0.124 49	0.999 05
B0007	0.027 50	0.088 81	0.076 66	0.998 98
B0018	0.025 71	0.041 34	0.174 60	0.998 61

3.4 模型预测及结果分析

采用 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 模型预测并与 CEEMDAN-GRU 和 CEEMDAN-RF-GRU 模型进行对比，每个模型的预测评价指标见表 3。采用 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 模型预测并与常用的锂电池 RUL 预测模型 LSTM 和 GRU 进行对比，以 B0005 电池为例，5 种方法的对比如图 5 所示。从表 3 和图 5 可以看出，B0005、B0006、B0007、B0018 这 4 组电池的 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 预测精度分别约为 98.86%、98.21%、98.89%、98.65%，相对于 CEEMDAN-GRU 模型分别提高了约 3.29%、2.91%、6.24%、3.29%，相对于 CEEMDAN-RF-GRU 模型分别提高了约 2.22%、2.05%、2.17%、2.03%。CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 的预测性能最佳，CEEMDAN-GRU 和 CEEMDAN-RF-GRU 预测性能中等，常用的锂电池 RUL 预测模型 LSTM 和 GRU 预测性能最差。

从图 5 可知，锂电池 RUL 常用预测模型 LSTM 和 GRU 中，GRU 模型预测性能更好；采用 CEEMDAN 对数据进行降噪后的 CEEMDAN-GRU 模型相对于单一模型 GRU，预测精度得到了提高，与常用锂电池 RUL 预测模型和组合预测模型相

表 3　模型评价指标

Tab. 3 Model evaluation indexes

电池编号	模型方法	MAE	RMSE	MAPE	R^2
B0005	CEEMDAN-GRU	0.079 748 308	0.093 434 078	0.052 924 016	0.955 691 057
	CEEMDAN-RF-GRU	0.056 394 519	0.073 341 876	0.034 298 689	0.966 430 894
	CEEMDAN-RF-IHTS-GRU	0.045 272 382	0.053 340 077	0.028 530 609	0.988 613 012
B0006	CEEMDAN-GRU	0.081 124 357	0.090 238 543	0.056 569 629	0.953 065 421
	CEEMDAN-RF-GRU	0.072 726 545	0.080 178 863	0.040 004 223	0.961 682 243
	CEEMDAN-RF-IHTS-GRU	0.043 419 471	0.053 632 821	0.027 668 782	0.982 149 533
B0007	CEEMDAN-GRU	0.076 101 236	0.091 211 411	0.058 416 542	0.926 516 441
	CEEMDAN-RF-GRU	0.058 435 219	0.076 413 712	0.042 346 161	0.967 217 441
	CEEMDAN-RF-IHTS-GRU	0.044 126 114	0.054 102 413	0.028 716 161	0.988 921 458
B0018	CEEMDAN-GRU	0.083 262 172	0.095 125 883	0.054 467 881	0.953 645 212
	CEEMDAN-RF-GRU	0.051 744 323	0.066 709 622	0.034 459 321	0.966 262 142
	CEEMDAN-RF-IHTS-GRU	0.041 394 236	0.051 566 231	0.026 716 436	0.986 542 123

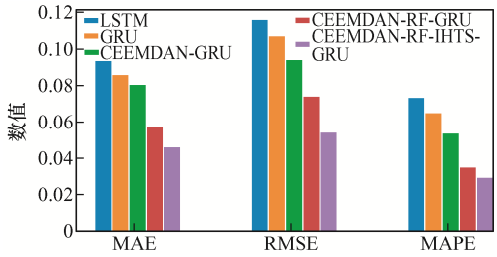
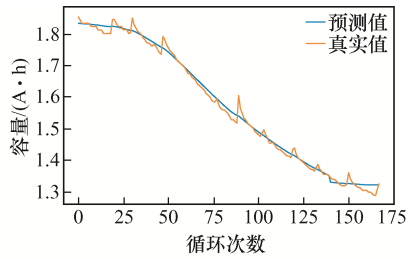


图 5　5 种方法的评价指标对比

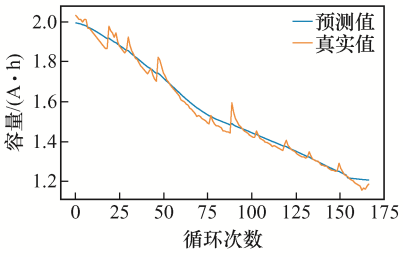
Fig. 5 Comparison of evaluation indexes among five methods

比，CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 预测模型具有更好的精度和更低的误差。从表 3 可以看出，对比各个型号电池的 3 种不同方法预测结果，CEEMDAN-GRU 模型加上 RF 算法之后，预测精度得到了较大提高，说明采用 RF 对各个分量进行重要性权重的计算是非常重要的，不仅能避免高频分量噪音的影响，还不舍弃其中有用的信息；CEEMDAN-RF-GRU 模型加上 IHTS 算法之后，精度也得到了提高，说明 IHTS 算法对 GRU 模型的超参数进行寻优是有必要的，既能避免人为随机设定和模型默认参数值对结果造成的影响，又能找到最合适的参数进行 RUL 预测。

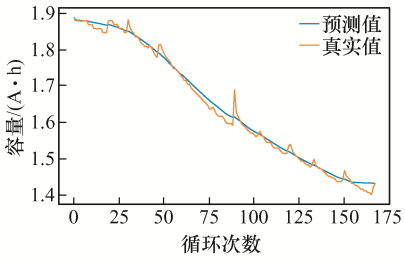
4 组电池的 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 模型拟合效果如图 6 所示，可以看出所提模型在锂电池剩余使用寿命预测上性能表现良好，具有较高的预测精度。



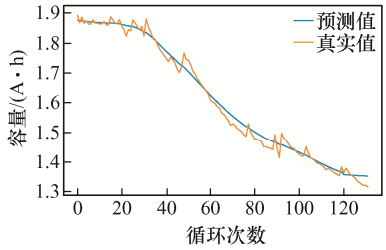
(a) B0005



(b) B0006



(c) B0007



(d) B0018

图 6 4 组电池 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 模型拟合

Fig. 6 Fitting of four groups of cells based on CEEMDAN-RF-IHTS-GRU model

4 结语

本文采用了 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 模型，选取容量作为健康因子，经过处理得到放电循环中容量的数据即原始容量数据，选取 CEEMDAN 对原始容量数据进行模态分解，RF 计算每个分量的重要性权重，迭代无限折叠混沌映射优化改进 HTS，再选用 IHTS 优化改进 GRU 模型建立 IHTS-GRU 模型，最后将各个分量 IHTS-GRU 预测结果和重要性权重加权平均，进而得到锂离子电池 RUL。针对原始容量数据中存在锂离子电池容量再生现象等噪音的影响，引入了 CEEMDAN 算法对原始容量数据进行模态分解从而实现降噪，提高模型预测的精度。考虑到模态分解后高频分量虽然充满噪音，但是本身可能也含有对预测结果有用的特征信息，为了降噪的同时不抛弃可用信息，引入了 RF 计算每个分量的重要性权重，结果表明该方法提高了预测精度。选用 GRU 模型进行预测，使用 IHTS 算法寻找模型的最优超参数，得到 IHTS-GRU 模型，结果表明该方法提高了预测精度。综上所述，本文所提 CEEMDAN-RF-IHTS-GRU 方法提高了 RUL 预测的精度且具有良好的预测能力，为电池 RUL 预测提供了参考。

参考文献：

[1] 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)

[2] 胡振恺, 雷博, 李勇琦, 等. 储能用锂离子电池安全性测试与评估方法比较[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(5): 1650-1656.
Hu Zhenkai, Lei Bo, Li Yongqi, et al. Comparative study on safety test and evaluation methods of lithium-ion batteries for energy storage [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(5): 1650-1656. (in Chinese)

[3] Shao Liyuan, Zhang Yong, Zheng Xiujuan, et al. A review of remaining useful life prediction for energy storage components based on stochastic filtering methods [J]. Energies, 2023, 16(3): 1469.

[4] 常伟, 胡志超, 潘多昭, 等. 基于 VAE 模型的 EIS 数据增强的锂电池 SOH 和 RUL 预测[J]. 电源学报, 2025, 23(8): 293-301.
Chang Wei, Hu Zhichao, Pan Duozhao, et al. Prediction of SOH and RUL for lithium-ion batteries using EIS data augmentation based on VAE model [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(8): 293-301. (in Chinese)

[5] 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.

[6] Chemali E, Kollmeyer P J, Preindl M, et al. State-of-charge estimation of Li-ion batteries using deep neural networks: A machine learning approach [J]. Journal of Power Sources, 2018, 400: 242-255.

[7] Xiao Bin, Liu Yonggui, Xiao Bing. Accurate state-of-charge estimation approach for lithium-ion batteries by gated recurrent unit with ensemble optimizer [J]. IEEE Access, 2019, 7: 54192-54202.

[8] Liu Jie, Saxena A, Goebel K, et al. An adaptive recurrent neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries [C]// Annual Conference of the PHM Society. 2010, 2.

[9] 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.

[10] 邢子轩, 张凡, 武明虎, 等. 基于 WD-GRU 的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电源技术, 2022, 46(8): 867-871.
Xing Zixuan, Zhang Fan, Wu Minghu, et al. Remaining life prediction of lithium ion batteries based on WD-GRU [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(8): 867-871. (in Chinese)

[11] Meenakshi B, Karunkuzhali D, Ali S M. Blockchain-enabled joint trust (RF-AOA-HTSA) algorithm-based multiobjective clustering protocol for wireless sensor network [J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2023, 35(28): e7860.

[12] Zhang Zhenyu, Peng Zhen, Guan Yong, et al. A nonlinear prediction method of lithium-ion battery remaining useful life considering recovery phenomenon [J]. International Journal of Electrochemical Science, 2020, 15(9): 8674-8693.

[13] 牛群峰, 袁强, 王莉, 等. 基于 CEEMDAN-RVM-LSTM 模型的锂电池剩余寿命预测[J]. 电源技术, 2023, 47(10): 1313-1318.
Niu Qunfeng, Yuan Qiang, Wang Li, et al. Remaining life prediction of lithium-ion batteries based on CEEMDAN-RVM-LSTM model [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(10): 1313-1318. (in Chinese)

[14] Zhang Yu, Peng Zhen, Guan Yong, et al. Prognostics of battery cycle life in the early-cycle stage based on hybrid model [J]. Energy, 2021, 221: 119901.

[15] Li Yi, Zou Changfu, Berecibar M, et al. Random forest regression for online capacity estimation of lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2018, 232: 197-210.

[16] Dehghanisanij H, Emami S, Rezaverdinejad V, et al. Potential of the hazelnut tree search-ELM hybrid appr-oach in estimating yield and water productivity [J]. Applied Water Science, 2023, 13(2): 61.

[17] Cao Rongbin, Liu Sanming. Research on wind power prediction method based on CEEMDAN-SSA-GRU [C]// 2021 IEEE International Conference on Electrical Engineering and Mechatronics Technology (ICEEMT). Qingdao, China, 2021: 597-601.



林冬丽

作者简介：

林冬丽(1997—)，女，硕士研究生。研究方向：锂离子电池寿命预测。E-mail：m320122334@sues.edu.cn。

张菁(1969—)，女，中国电源学会会员，通信作者，硕士，副教授。研究方向：电气控制应用，人工智能及锂电池寿命预测。E-mail：zj2015@sues.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)