DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.6.267 中图分类号：TM912.9 文献标志码：A

基于 PCA-CEEMDAN 和改进 SVR 的锂电池 RUL 预测

吴伟丽，卢双双
(西安科技大学电气与控制工程学院，西安 710600)

摘要：针对锂离子电池在进行剩余使用寿命 RUL(remaining useful life)的直接预测时容量难以获取及间接预测时特征参数存在冗余或不足的问题，提出了 1 种基于数据预处理技术和改进支持向量回归 SVR(support vector regression)的锂离子电池 RUL 间接预测方法。首先在电池充放电阶段提取多个间接特征参数，利用主成分分析法对众多参数进行去冗余处理，重构出 1 个包含充分信息的融合健康因子 HI(health indicator)；然后搭建基于鲸鱼优化算法和 SVR 的融合 HI 预测模型及容量预测模型，利用自适应白噪声完备集成经验模态分解将融合 HI 分解为若干模态分量，将各分量分别输入融合 HI 预测模型进行 HI 预测，将预测结果叠加并输入容量预测模型实现 RUL 间接预测；最后采用 NASA 电池退化数据集进行验证。结果表明，所提方法 RUL 预测结果的平均绝对误差和均方根误差控制在 1.78%和 2.5%以内，有效提高了 RUL 的预测精度，为锂离子电池 RUL 预测提供了新思路。

关键词：锂离子电池；剩余使用寿命预测；支持向量回归；主成分分析；经验模态分解

RUL Prediction of Lithium-ion Batteries Based on PCA-CEEMDAN and Improved SVR

WU Weili, LU Shuangshuang
(School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China)

Abstract: Aimed at the problems that the capacity of a lithium-ion battery is difficult to obtain in the direct prediction of its remaining useful life (RUL) and the characteristic parameters are redundant or insufficient in the indirect prediction, an indirect prediction method for the RUL of lithium-ion battery based on the data preprocessing technology and improved support vector regression (SVR) is proposed. First, multiple indirect characteristic parameters are extracted at the battery charging and discharging stage. Second, principal component analysis is used to remove the redundancy of various parameters, and a fusion health indicator (HI) with sufficient information is reconstructed. Third, a fusion HI prediction model and a capacity prediction model based on the whale optimization algorithm and SVR are built, and the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise is used to decompose the fusion HI into several modal components. Each component is input into the fusion HI prediction model for HI prediction, and the prediction results are superimposed into the capacity prediction model to realize indirect RUL prediction. Finally, the NASA battery degradation data set is used for verification, and results show that the mean absolute error and root mean square error of RUL prediction results for the proposed method are controlled within 1.78 % and 2.5 %, respectively, which effectively improves the prediction accuracy of RUL. The research provides a new idea for the RUL prediction of lithium-ion batteries.

Keywords: Lithium-ion battery; remaining useful life (RUL) prediction; support vector regression (SVR); principal component analysis; empirical mode decomposition

锂离子电池凭借其诸多优点[1-2]，广泛应用于各种电力储能领域[3-4]。锂离子电池健康管理技术主要取决于荷电状态估计和剩余使用寿命 RUL (remaining useful life)预测[5]。随着储能锂电池在使用过程中充放电循环次数的不断增加，电池会因各

收稿日期：2022-11-18；修回日期：2023-02-08，2023-02-20，2023-03-09；录用日期：2023-03-21；网络首发日期：2023-05-26

种内部化学反应而逐渐老化，容量逐渐衰减[6-7]，锂电池 RUL 指电池容量从当前容量下降至其失效阈值(一般定义为电池额定容量的 70%)时，所经历的电池充放电循环次数[8-9] 。一般认为储能电池在容量降至失效阈值的过程中稳定性会逐渐降低，需要及时进行电池替换，否则会因电池性能下降导致电池损坏而引起设备损坏或其他事故。因此，对锂电池的 RUL 进行准确的预测，可以实现锂电池健康状态的合理估计和电池的及时维护与更换，为电池组的安全运行提供重要参考。

目前，关于储能电池 RUL 的预测方法有 3 种[10]：构建机理模型 RUL 预测方法、数据驱动型的 RUL 预测方法及融合类型的 RUL 预测方法。构建机理模型的方法主要是通过分析锂电池内外部操作条件和失效机制建立影响电池寿命退化过程的物理模型进行 RUL 预测。Liu 等[11]提出了 1 种基于电化学模型的粒子滤波框架的锂离子电池 RUL 预测方法，即通过对电池施加专用的电流激励来识别简易电化学模型的参数，再将这些参数作为粒子滤波算法的状态变量搭建观测方程，从而实现锂电池的 RUL 预测；Guha 等[12-13]以电化学阻抗谱测试数据为基础，开发了内阻增长经验模型[12]和容量退化模型[13]，将获得的模型用在粒子滤波的框架中，实现了锂离子电池生命周期中各个阶段的剩余使用寿命预测。这种方法因外部环境条件变化不可预测，模型测算存在较大难度，很难建立较为精确的机理模型。目前常用的 RUL 预测方法多为数据驱动或融合预测方法。数据驱动方法不需要建立电池内部的机理退化模型，其关键在于采集电池充放电退化数据集，再基于数据拟合或自适应建立一些近似的数学模型来反应电池退化与其剩余寿命之间的关系。Ren 等[14]通过集成自编码器进行多维特征提取，作为表示电池健康状况的退化指标，随后搭建了 1 种基于深度神经网络的 RUL 预测模型，完成了多个电池的剩余使用寿命预测；Guan 等[15]将电池容量作为锂离子电池退化指标，搭建了基于长短期记忆神经网络的数据驱动型 RUL 预测方法；Li 等[16]搭建了 1 种基于卷积神经网络的锂电池 RUL 预测模型，然后采用正交方法对卷积神经网络模型参数进行优化，减少模型训练时间的同时，提高了 RUL 的预测精度。基于数据驱动型的预测方法的预测精度相对机理模型方法有所提升，但仍存在一定缺陷，如支持向量机预测时惩罚因子和内核参数难以确定，其结果为点估计，不能处理大规模样本，运算时间长；粒子滤波预测时对精确的经验退化模型依赖性较强。此外，数据驱动型算法预测时特征参数的选取也尤为重要，选取合适的特征参数可以大幅提升预测精度。一般用电池容量来反应电池的退化状态，电池容量也常被用来作为 RUL 预测的直接特征参数，但电池容量本身在实际应用中难以直接测量，现阶段大多数研究向通过提取成本低、易获取的间接特征参数进行 RUL 间接预测方向发展。文献[17]提取了等压升充电时间序列、等流降充电时间序列及循环次数 3 个健康因子 HI(health indicator)，直接将 3 个健康因子作为模型输入进行 RUL 预测，这种方法虽然容易实现，但是并未考虑到健康因子间的相关性和各健康因子的容量回升部分，导致信息冗余，对预测精度产生影响；文献[18]中使用主成分算法对提取的 8 个健康因子进行了降维处理，去除了各因子间的冗余信息，得到 1 个包含大部分信息的重构健康因子，从而实现了电池的健康状态预测，使用主成分分析 PCA(principal component analysis)算法虽然去除了各因子的冗余信息，但未考虑到各因子及融合健康因子的容量回升现象，导致预测后期的绝对误差增大，从而影响预测精度；对于容量回升现象，文献[19-20]采用自适应白噪声完备集成经验模态分解 CEEMDAN(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise)对电池容量和健康因子序列进行分解，使用内涵模态分量 IMF(intrinsic mode function)进行预测，达到有效捕捉 HI 或容量序列的回升效应的目的，但其提取的容量或 HI 序列仍存在信息表征不完全或冗余的现象。

基于上述分析，为综合考虑健康因子之间的信息冗余及回升效应，提出 1 种基于 PCA 和 CEEMDAN 结合鲸鱼优化算法 WOA(whale opti-

mazation algorithm)优化支持向量回归 SVR(support vector regression)的预测方法，实现对锂离子电池 RUL 的预测。首先在电池充放电阶段提取了 11 个间接特征参数，使用 PCA 对众多参数进行降维和去冗余处理，得到 1 个包含充分信息的融合 HI，然后利用 CEEMDAN 对融合 HI 进行分解，消除了 HI 中的回升现象，最后以分解的 IMF 分量为基础搭建了基于 WOA-SVR 的锂离子电池 RUL 间接预测模型。该方法既解决了众多参数间的冗余信息，又消除了 HI 序列中的回升现象，WOA 算法也对 SVR 内核参数进行了很好的优化，提升了整体的预测精度。通过实验验证了 PCA- CEEMDAN-WOA-SVR 预测方法的有效性。

1　锂离子电池 RUL 预测理论基础

1.1　锂离子电池间接健康因子提取

锂电池在不断进行的充放电循环过程中，其内部持续发生电化学反应使得电池自身性能逐渐下降，而电池内部复杂的电化学反应机理也导致电池内阻及容量等反应电池健康状态的直接性能参数获取困难。考虑到锂电池的全寿命循环周期过程，可以从一些可在线监测的间接性能参数入手，提取电流、电压等间接健康因子。一次完整的充放电循环包括恒流充电、恒压充电、恒流放电 3 个阶段，以 NASA 的 B0005 电池为例，其在第 2 次循环和第 150 次循环的电压、电流变化如图 1 所示。图中，实线为第 2 次循环的电压、电流变化；虚线为第 150 次循环的电压、电流变化。可以看出，随着充放电循环次数的增加，恒流充电阶段，电压升至最高值的时间明显减小，恒压充电阶段，充电时间增加，恒流放电阶段，放电电压至最小值的时间明显减小。因此，可从电池充放电阶段提取相关间接健康因子，从而实现 RUL 预测。

文献[17]提出以等压升时间序列及等流降时间序列作为间接 HI；文献[21]提出以平均充电电流降及平均充电电压升等作为间接 HI。本文在此基础上，选取了 11 个间接性能参数，包括等压升时间序列、等流降时间序列、平均充电电压升、平均充电电流降、等压降放电时间、放电电压初始骤降幅值[22]、等时间间隔放电电压差、平均放电电压降、放电电压到达最低点的时刻[23]、等时间间隔充电电压差及等时间间隔充电电流差[24]。各间接性能参数的详细表达式及计算式见表 1。表中：n 为序列的样本数目，即每个电池的总循环次数；$f_j(j=1,2,\cdots,11)$ 表示第 j 个间接性能参数。

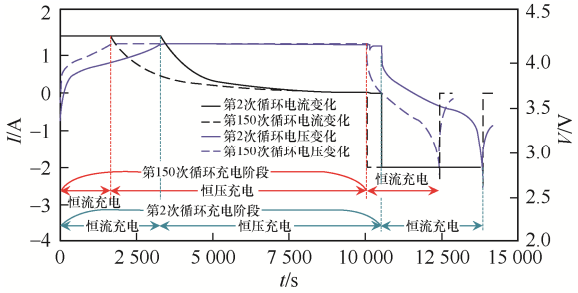


图 1　锂电池 2 次完整充放电过程电压电流变化示意

Fig. 1 Schematic of variations in voltage and current of lithium-ion battery in two complete charge and discharge processes

1.2　主成分分析法

PCA 是 1 种常见的降维处理技术，现阶段常用于数据预处理或特征提取方向[25]。本文选用主成分分析法对 1.1 节所述 11 个健康因子进行降维处理，将降维后的重构健康因子作为新的健康因子用于锂离子电池寿命预测。主成分分析法的主要实现步骤如下。

步骤一　原始数据获取及标准化处理，将所提取到的间接特征参数组成矩阵并对其进行标准化处理得到矩阵 $\boldsymbol{X}$。

步骤二　计算矩阵 $\boldsymbol{X}$ 的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$，即相关系数矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}=\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}/n$。

步骤三　根据协方差矩阵，求其特征值 λ_i、特征向量，并由大到小排列。

步骤四　分别计算每个 λ_i 对主成分的贡献率 D_i 和当前的累计贡献率 D_Σ，得到主成分得分矩阵。

表 1 间接健康因子表达式及计算式

Tab. 1 Indirect HI expressions, and corresponding calculation formulas

间接 HI	定义	表达式	计算式 $(i=1,2,\cdots,n)$
等压升时间序列	表示每次循环时电池在恒流充电阶段电压从初始电压升至最大电压所用的时间	$\Delta t_{(f1)}=\{\Delta t_{1(f1)},\Delta t_{2(f1)},\cdots,\Delta t_{n(f1)}\}$	$\Delta t_{i(f1)}=\lvert t_{(V_{\mathrm{L}}=3.8\ \mathrm{V})}-t_{(V_{\mathrm{H}}=4.2\ \mathrm{V})}\rvert$
等流降时间序列	表示每次循环时电池在恒压充电阶段电流在某一范围内下降所用的时间	$\Delta t_{(f2)}=\{\Delta t_{1(f2)},\Delta t_{2(f2)},\cdots,\Delta t_{n(f2)}\}$	$\Delta t_{i(f2)}=\lvert t_{(I_{\mathrm{H}}=1.5\ \mathrm{A})}-t_{(I_{\mathrm{L}}=0.5\ \mathrm{A})}\rvert$
平均充电电压升	表示每次循环时恒流充电阶段某一时间间隔内的平均电压变化	$\overline{V}_{(f3)}=\{\overline{V}_{1(f3)},\overline{V}_{2(f3)},\cdots,\overline{V}_{n(f3)}\}$	$\overline{V}_{i(f3)}=\mathrm{average}\left(\sum_{t=1\ 000\ \mathrm{s}}^{t=1\ 500\ \mathrm{s}}(V_{\mathrm{charge}})\right)$
平均充电电流降	表示每次循环时恒压充电阶段某一时间间隔内的平均电流变化	$\overline{I}_{(f4)}=\{\overline{I}_{1(f4)},\overline{I}_{2(f4)},\cdots,\overline{I}_{n(f4)}\}$	$\overline{I}_{i(f4)}=\mathrm{average}\left(\sum_{t=3\ 600\ \mathrm{s}}^{t=4\ 200\ \mathrm{s}}(I_{\mathrm{discharge}})\right)$
等压降放电时间	表示每次循环时恒流放电阶段电压在某一范围内下降所用的时间组成的序列	$\Delta t_{(f5)}=\{\Delta t_{1(f5)},\Delta t_{2(f5)},\cdots,\Delta t_{n(f5)}\}$	$\Delta t_{i(f5)}=\lvert t_{(V_{\mathrm{H}}=3.8\ \mathrm{V})}-t_{(V_{\mathrm{L}}=3.5\ \mathrm{V})}\rvert$
放电电压初始骤降幅值	表示每次循环时恒流放电阶段开始时电压骤降的幅值大小组成的序列	$\Delta V_{(f6)}=\{\Delta V_{1(f6)},\Delta V_{2(f6)},\cdots,\Delta V_{n(f6)}\}$	利用每次循环放电阶段的初始电压值减去电流降至最低点的时间样本点的电压得到
等时间间隔放电电压差	表示每次循环时恒流放电阶段某一时间间隔内的电压的变化	$\Delta V_{(f7)}=\{\Delta V_{1(f7)},\Delta V_{2(f7)},\cdots,\Delta V_{n(f7)}\}$	$\Delta V_{i(f7)}=\lvert V_{(\mathrm{charge\ \ 200\ s})}-V_{(\mathrm{discharge\ \ 1\ 500\ s})}\rvert$
平均放电电压降	表示每次循环时恒流放电阶段某一时间间隔内的平均电压变化	$\Delta\overline{V}_{(f8)}=\{\Delta\overline{V}_{1(f8)},\Delta\overline{V}_{2(f8)},\cdots,\Delta\overline{V}_{n(f8)}\}$	$\overline{V}_{i(f8)}=\mathrm{average}\left(\sum_{\mathrm{discharge\ \ 200\ s}}^{\mathrm{charge\ \ 1\ 500\ s}}(V_{\mathrm{discharge}})\right)$
放电电压最低点时刻	表示每次循环时恒流放电阶段电压下降至最小值所用的时间大小	$t_{(f9)}=\{t_{1(f9)},t_{2(f9)},\cdots,t_{n(f9)}\}$	$t_{i(f9)}=t_{(V=V_{\min})}$
等时间间隔充电电压差	表示每次循环时恒流充电阶段在给定时间间隔内的电压变化	$\Delta V_{(f10)}=\{\Delta V_{1(f10)},\Delta V_{2(f10)},\cdots,\Delta V_{n(f10)}\}$	$\Delta V_{i(f10)}=\lvert V_{\mathrm{charge}(t=1\ 000\ \mathrm{s})}-V_{\mathrm{discharge}(t=1\ 500\ \mathrm{s})}\rvert$
等时间间隔充电电流差	表示每次循环时恒压充电阶段在给定时间间隔内的电流变化	$\Delta I_{(f11)}=\{\Delta I_{1(f11)},\Delta I_{2(f11)},\cdots,\Delta I_{n(f11)}\}$	$\Delta I_{i(f11)}=\lvert I_{\mathrm{charge}(t=4\ 000\ \mathrm{s})}-I_{\mathrm{discharge}(t=5\ 000\ \mathrm{s})}\rvert$

步骤五 确定主成分个数。当累计贡献率大于85%时，得到此时应获得的主成分个数及相应的主成分得分，新的主成分将作为后续锂离子电池寿命预测模型的新特征参数。

1.3 自适应白噪声完备集成经验模态分解

经验模态分解 EMD(empirical mode decomposition)可以有效克服电池容量的回升现象。Wu等[26]提出了EMD和集合经验模态分解EEMD(ensemble empirical mode decomposition)方法，EEMD通过添加白噪声解决了EMD分解中存在模态混叠的问题，但会导致噪声残留；Torres 等[27]提出了CEEMDAN方法，改进了EMD中的模态混叠现象及EEMD算法中的残留噪声问题。为提高后续模型预测精度，首先采用CEEMDAN对新HI进行分

解，具体分解步骤如下。

步骤一 首先对新 HI 序列 $Z(t)$ 添加自适应白噪声序列 $\omega(t)$，即 $Z_i(t)=Z(t)+\alpha\omega_i(t),\ (i=1,2,\cdots,n)$，其中，$Z_i(t)$ 为第 i 次添加了白噪声之后的 HI 序列，α 为信噪比，$\omega_i(t)$ 为服从正态分布的白噪声序列。

步骤二 对 $Z_i(t)$ 进行 n 次 EMD 分解，将每个 EMD 分解后的 IMF(I_{i1}) 求均值即可得到 CEEMDAN 分解的第一个模态分量 $I_1(t)$，再用 $Z(t)$ 减去 $I_1(t)$ 得到第一个残差序列 $R_1(t)$，即 $I_1(t)=\sum_{i=1}^{n}I_{i1}(t)/n,\ R_1(t)=Z(t)-I_1(t)$。

步骤三 求出 $I_2(t)$ 和 $R_2(t)$。对第一个残差信号再次加入白噪声形成新序列并进行 n 次 EMD 分解，再取其平均值得到模态分量 $I_2(t)$ 和残差 $R_2(t)$，$I_2(t)=\sum_{i=1}^{n}E_1[R_1(t)+\alpha E_1(\omega_i(t))]/n,\ R_2(t)=R_1(t)-I_2(t)$，其中，$E_k(\cdot)$ 表示对序列进行 EMD 分解后得到的第 k 个模态分量(取 k=1)。

步骤四 继续求取下一阶段的模态分量及残差信号，之后各阶段分量及残差序列求取方法同步骤三一致。

步骤五 重复步骤四，直至所获得的残差信号无法继续分解，完成 CEEMDAN 分解，此时原始 HI 序列被分解为 K 个 IMF 分量和 1 个残差序列，即 $Z(t)=R(t)+\sum_{k=1}^{K}I_k(t)$。

1.4 SVR 预测方法

SVR 主要依据结构风险最小化原则，其核心思想是找到 1 个期望风险最小的最优超平面，一般可以采用最大化间隔带的宽度或者最小化总损失来优化回归预测模型[17]，在处理数据规模较小的回归预测问题方面具有优势。给定训练数据集为 $K_{\mathrm{t}}=\{(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{y}_i)_{i=1}^{n}\},\boldsymbol{x}_i\in X=R^n,\boldsymbol{y}_i\in Y=R$，其中，$\boldsymbol{x}_i$ 为第 i 个输入向量，$\boldsymbol{y}_i$ 为对应的输出向量，n 为电池数据集样本数。通过非线性映射将 x 从低维映射到高维 $\varphi(x)$，则非线性回归方程为 $y(x)=\omega^{\mathrm{T}}\cdot\varphi(x)+b$，其中，$x$ 为输入数据，$\varphi(x)$ 为特征空间，ω和b 分别为权重和偏置。根据结构风险最小原则，引入松弛变量 $\{\xi_i\}_{i=1}^{n}$ 和 $\{\hat{\xi}_i\}_{i=1}^{n}$，有

$$\begin{cases}\min\limits_{\omega,b,\xi_i,\hat{\xi}_i}\ \dfrac{1}{2}\left\|\omega^2\right\|+C\sum\limits_{i=1}^{n}(\xi_i+\hat{\xi}_i)\\ \text{s.t.}\begin{cases}\boldsymbol{y}_i-\omega\cdot\varphi(x)-b\leqslant\varepsilon+\xi_i\\ \omega\cdot\varphi(x)+b-\boldsymbol{y}_i\leqslant\varepsilon+\hat{\xi}_i\\ \xi_i\geqslant 0,\ \hat{\xi}_i\geqslant 0,\ i=1,2,\cdots,n\end{cases}\end{cases}\tag{1}$$

式中：ε 为不敏感损失系数，也即回归的最大允许误差，ε>0；C 为惩罚因子，表示模型对误差的惩罚系数。引入拉格朗日乘数，将式(1)转换为目标函数

$$\begin{aligned}\min_{\omega,b,\xi_i,\hat{\xi}_i}\ \max_{\alpha_i,\hat{\alpha}_i,\mu_i,\hat{\mu}_i}\ & L(\omega,b,\xi_i,\hat{\xi}_i,\alpha_i,\hat{\alpha}_i,\mu_i,\hat{\mu}_i)=\\ &\frac{1}{2}\left\|\omega^2\right\|+C\sum_{i=1}^{n}(\xi_i+\hat{\xi}_i)+\\ &\sum_{i=1}^{n}\alpha_i[\omega\varphi(x)-\boldsymbol{y}_i-\varepsilon-\xi_i]+\\ &\sum_{i=1}^{n}\hat{\alpha}_i[\boldsymbol{y}_i-\omega\varphi(x)-\varepsilon-\hat{\xi}_i]-\\ &\sum_{i=1}^{n}(\xi_i\mu_i+\hat{\xi}_i\hat{\mu}_i)\end{aligned}\tag{2}$$

式中，α_i、$\hat{\alpha}_i$、μ_i、$\hat{\mu}_i$ 为拉格朗日乘子。对式(2)整体求偏导，即可计算得到 α_i、$\hat{\alpha}_i$ 和偏置 b 的值，即

$$\begin{cases}\max\limits_{\alpha_i,\hat{\alpha}_i}\ -\dfrac{1}{2}\sum\limits_{i,j=1}^{n}(\hat{\alpha}_i-\alpha_i)(\hat{\alpha}_j-\alpha_j)\varphi(x_i)^{\mathrm{T}}\varphi(x_j)-\\ \qquad\qquad\sum\limits_{i=1}^{n}\alpha_i(\boldsymbol{y}_i+\varepsilon)+\sum\limits_{i=1}^{n}\hat{\alpha}_i(\boldsymbol{y}_i-\varepsilon)\\ \text{s.t.}\begin{cases}\sum\limits_{i=1}^{n}(\alpha_i-\hat{\alpha}_i)=0\\ 0\leqslant\alpha_i,\ \hat{\alpha}_i\leqslant C\end{cases}\end{cases}\tag{3}$$

在最小化拉格朗日目标函数之后，推出 SVR 非线性映射表达式为 $f(x)=\sum_{j=1}^{n}(\alpha_j-\hat{\alpha}_j)K(x_j,x)+b$，其中，内核函数为 $K(x_j,x)=\varphi(x_i)\cdot\varphi(x_j)$。使用不同的核函数，模型拟合性能会出现较大差异，高斯核函数，也称径向基函数 RBF(radial basis function)，适用于锂电池 RUL 预测场景，其定义式为 $K_{\mathrm{RBF}}(x_i,x_j)=\mathrm{e}^{\left(-\left\|x_i-x_j\right\|^2/2\sigma^2\right)}$，其中，$\sigma$ 为核函数的内核参数。

SVR 预测的准确性主要取决于惩罚因子 C 和内核参数 σ 的选取，C 过大，模型会发生过拟合，C 过小，会导致模型欠拟合；σ 越大，支持向量数目越多，这时 SVR 在理论上能够拟合任意的非线性数据，σ 越小，支持向量数目越少，有可能引起非线性模型退化为线性模型。因此，选取合适的 C、σ 参数对于 SVR 预测是必不可少的，然而现阶段 C、σ 参数的选取主要依赖人工经验，大幅加大了 SVR 预测的难度，一般可采用群智能优化算法来实现 C、σ 参数的迭代寻优，本文选择寻优能力强的 WOA 算法[28]对 SVR 进行优化。

2 基于 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 的 RUL 预测方法框架

本文提出的 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 锂电池 RUL 预测方法的算法框架如图 2 所示，主要包括 4 个阶段。

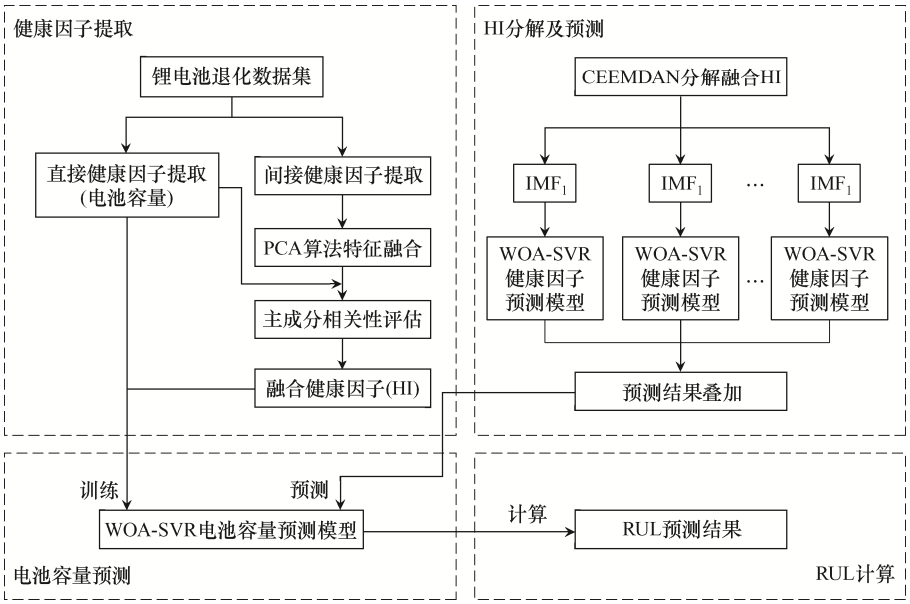


图 2 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 算法框架

Fig. 2 Framework of PCA-CEEMDAN-WOA-SVR algorithm

(1)在锂电池充放电阶段提取出 11 个能够表征电池退化的间接健康因子，并利用 PCA 算法对这 11 个间接健康因子进行降维处理，重构出能够体现电池容量变化的融合健康因子来代替电池容量作为后续预测的输入指标。

(2)采用 CEEMDAN 将融合健康因子分解为若干模态分量 $I_k(t)$ 和 1 个反应全局退化趋势的残差信号 $R(t)$。对融合 HI 进行分解可以有效地抑制序列中的回升现象，提高预测精度。

(3)建立融合健康因子与实际容量的 WOA-SVR 预测模型 Model1。将融合 HI 序列作为单维特征输入，相应的电池容量数据作为单维特征输出，通过预测起点 ST 将融合 HI 序列和电池容量数据划分为训练集和测试集，输入训练集对 SVR 模型进行训练并采用 WOA 算法优化，得到模型 Model1。

(4)建立融合健康因子的 WOA-SVR 间接预测模型 Model2。对融合 HI 进行 CEEMDAN 分解得到 IMF 分量，首先将分量以起点划分为训练集 $\tilde{\boldsymbol{x}}_i=[I_{i,1}\ \ I_{i,2}\cdots I_{i,s-1}]$ 和测试集 $\tilde{\boldsymbol{x}}_{\text{test},i}=[I_{i,s}\ \ I_{i,s+1}\cdots I_{i,n}]$，其中，$s$ 为预测起点，n 为样本数目，对训练集数据进行 10 维的相空间重构，形成滑动窗口式训练数据集 $\{\tilde{\boldsymbol{x}}_i,\tilde{\boldsymbol{y}}_i\}$，其中，$\tilde{\boldsymbol{x}}_i$ 为模型训练输入数据，$\tilde{\boldsymbol{y}}_i$ 为模型训练输出数据，$I_{i,j}$ 为第 i 个 IMF 分量的第 j 个样本数据。

$$\begin{cases}\tilde{\boldsymbol{x}}_i=\begin{bmatrix}I_{i,1} & I_{i,2} & \cdots & I_{i,10}\\ I_{i,2} & I_{i,3} & \cdots & I_{i,11}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ I_{i,s-11} & I_{i,s-10} & \cdots & I_{i,s-2}\end{bmatrix}\\ \tilde{\boldsymbol{y}}_i=\begin{bmatrix}I_{i,11}\\ I_{i,12}\\ \vdots\\ I_{i,s-1}\end{bmatrix}\end{cases} \tag{4}$$

利用上述训练集数据对 SVR 模型进行训练，并使用 WOA 算法进行优化，得到模型 Model2，然后采用滑动窗口法将测试集输入到训练好的 WOA-SVR 模型中依次实现对剩余融合 HI 序列的迭代预测，最终得到 HI 序列的预测结果 $\boldsymbol{y}'_{\text{test},i}=[F'_{i,s}\ \ F'_{i,s+1}\cdots F'_{i,n}]$。

(5)将第(4)阶段中融合 HI 的预测结果作为 Model1 的测试输入，预测输出即为锂电池容量预测结果，根据失效阈值即可得到相应的 RUL 预测结果。

3　算例分析

3.1　锂离子电池容量退化数据

选用美国国家航空航天局 NASA(national aeronautics and space administration)[29]的锂电池老化数据集来验证所提方法预测的有效性。选择其中第一组锂电池循环实验中的 B5(B0005)、B6(B0006)、B7(B0007)电池退化数据集，该电池容量均为 2.00 A·h。3 块电池均在相同室温(24 ℃)条件下，首先以 1.5 A 恒定电流 CC(constant current)模式充电至电压达到 4.2 V，随后继续以恒压 CV(constant voltage)模式充电至电流降到 20 mA 及以下，最后通过 CC 模式进行电池的放电测试，以上过程为 1 个充放电循环周期，对电池持续进行充放电循环退化实验，当电池容量降至足够小时，电池老化实验终止。需要注意的是，B5、B6、B7 电池在实验终止时额定容量退化了 30%(从 2.00 A·h 到 1.40 A·h)，所以需要将电池的失效阈值设定为额定容量的 70%，但由于 3 块电池充放电测试环境的截止电压不同，导致了 B7 电池在到达截止电压时仍未降至电池的失效阈值 70%。一般来说，锂离子电池一次退役的失效阈值可设定在 70%~80%之间，所以将 B7 电池的失效阈值设定为额定容量的 72%，即 1.44 A·h，B5、B6 电池失效阈值不做改变，仍设定为电池额定容量的 70%，即 1.40 A·h。

3.2　主成分分析重构健康因子结果分析

以 B5 电池数据为例，分析所提取的 11 个健康因子及容量之间的相关性，秩相关系数计算结果见表 2。从表 2 可以看出，各 HI 之间具有较强的相关性，若同时使用，可能会造成信息冗余，因此，采用 PCA 算法进行降维处理，选出最具有代表性的融合健康因子，PCA 算法处理后各主成分的相关结果、累计贡献率等见表 3。从表 3 可以看出，第一个主成分的贡献率达到了 90%，即已经基本涵盖了所提取因子的所有信息。

表 2　B5 电池间接健康因子的相关性分析

Tab. 2 Analysis of correlation between indirect HIs of B5 battery

corrcoef 函数	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}
f_1	1.000	−0.927	−0.964	0.932	0.927	−0.925	−0.957	0.916	−0.911	−0.681	0.933
f_2	—	1.000	0.935	−0.927	−0.922	0.917	0.894	−0.900	0.894	0.658	−0.916
f_3	—	—	1.000	−0.950	−0.944	0.945	0.933	−0.929	0.904	0.668	−0.943
f_4	—	—	—	1.000	0.929	−0.923	−0.894	0.903	−0.909	−0.682	0.915
f_5	—	—	—	—	1.000	−0.962	−0.905	0.900	−0.939	−0.674	0.970
f_6	—	—	—	—	—	1.000	0.899	−0.896	0.913	0.655	−0.959
f_7	—	—	—	—	—	—	1.000	−0.888	0.899	0.703	−0.914
f_8	—	—	—	—	—	—	—	1.000	−0.869	−0.643	0.895
f_9	—	—	—	—	—	—	—	—	1.000	0.722	−0.939
f_{10}	—	—	—	—	—	—	—	—	—	1.000	−0.672
f_{11}	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	1.000

表 3 主成分分析结果

Tab. 3 PCA results

主成分	特征值	方差贡献率/%	累计贡献率/%
1	10.376 1	94.33	94.33
2	0.506 2	4.60	98.93
3	0.069 6	0.63	99.56
4	0.016 4	0.15	99.71
5	0.012 5	0.11	99.83
6	0.009 9	0.09	99.92
7	0.004 0	0.04	99.95
8	0.002 6	0.02	99.98
9	0.001 5	0.01	99.99
10	0.000 7	0.01	100.00
11	0.000 5	0.00	100.00

采用 Spearman 秩相关分析法对各电池的第一主成分和电池容量进行相关性分析以验证其能否表征电池退化过程，相关系数见表 4。可以看出，各电池的融合 HI 与容量之间的 Spearman 相关系数均大于 0.99，即二者具有强相关性。各电池经 PCA 算法降维处理后保留了最具有代表性的主成分，即融合 HI。因此，选用融合 HI 代替容量作为 RUL 预测中的新健康指标。

表 4 各电池容量与 PCA 融合 HI 的相关性分析

Tab. 4 Analysis of correlation between battery capacity and PCA fusion HI

Spearman 计算	B5 电池容量	B6 电池容量	B7 电池容量
B5 HI	0.994	—	—
B6 HI	—	0.997	—
B7 HI	—	—	0.990

图 3 为 B5 电池融合 HI 及电池容量退化趋势曲线(为方便观察，对 2 个序列进行了归一化处理)，可以看到融合 HI 具有与电池容量同样的退化特征，即在全局衰减中同样存在着部分容量回升效应。为避免这种回升现象对后续预测精度的影响，采用 CEEMDAN 对融合 HI 进行分解，得到若干模态分量 IMF 分别预测并叠加，输入容量预测模型实现 RUL 的间接预测。

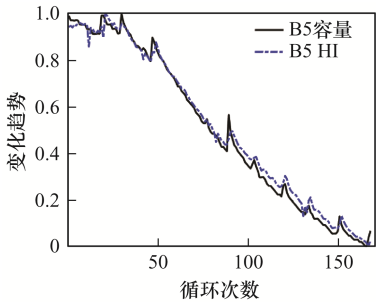


图 3 B5 电池容量及其融合 HI 退化趋势曲线

Fig. 3 Degradation trend curves for B5 battery capacity and its fusion HI

3.3 预测模型评价指标

选择均方根误差 RMSE(root mean square error)和平均绝对误差 MAE(mean absolute error)作为 RUL 预测模型的精度评估标准，其表达式分别为

$$\begin{cases} R_{\mathrm{MSE}} = \sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i' - y_i\right)^2} \\ M_{\mathrm{AE}} = \dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i' - y_i\right| \end{cases} \tag{5}$$

式中：y_i'为预测容量值；y_i为实际容量值。

3.4 结果分析

首先进行融合健康因子的预测，将各电池的融合 HI 进行 CEEMDAN 分解后，将各 IMF 分量输入到融合 HI 的 WOA-SVR 预测模型 Model2 中进行预测，再将其分量预测结果叠加得到融合 HI 预测结果，用于容量预测模型 Model1 中进行容量预测。以 B5 电池为例，B5 电池融合 HI 经 CEEMDAN 分解得到了一系列波动分量 IMF1~IMF4 及 1 个能够表示原始 HI 序列总体下降趋势的残差信号，即余量 $R(t)$，分解结果如图 4 所示。可以看出，除 $R(t)$ 余差信号外，其余 IMF 分量均处于上下波动的状态，这些 IMF 分量的准确预测可以很好地抑制融合 HI 预测中的容量回升现象。

将以上各分量分别输入 WOA-SVR 模型进行预测，WOA 参数选取为种群规模 50，最大迭代次数 200，维数 2，参数下界 0.000 1，参数上界 1 000，以 ST=80 为预测起点。各 IMF 分量预测结果如图 5。通过图 4 和图 5 可以看出，对于波动性较强的 IMF1 分量，其经过训练集训练得到的模型，测试集输入后的预测效果较差，这是由于 IMF1 前后波动不一致，训练数据并不能起到很好地训练作

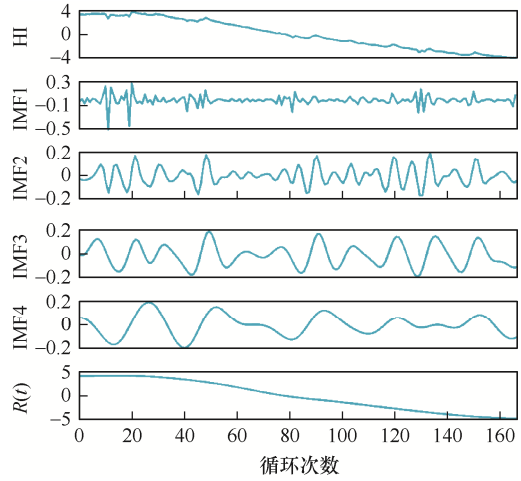


图 4　B5 融合 HI 的 CEEMDAN 分解结果

Fig. 4 CEEMDAN decomposition result of fusion HI of B5 battery

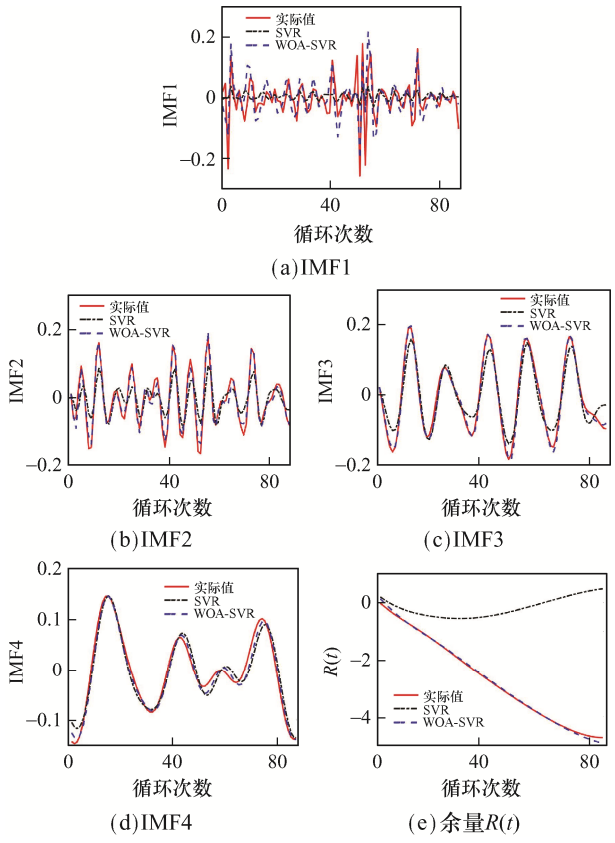


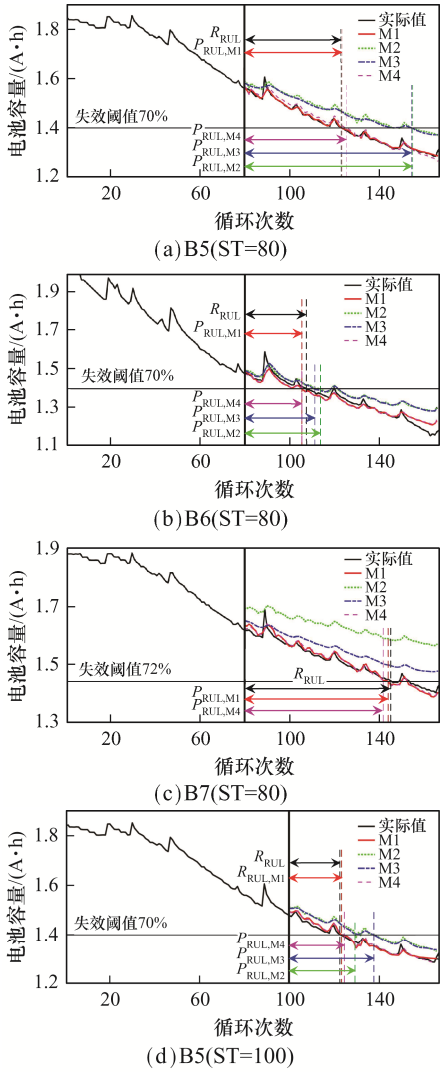
图 5　各 IMF 分量预测结果

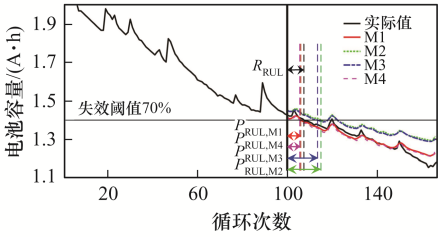
Fig. 5 Prediction results of each IMF component

用，从而导致预测性能较差，但整体幅值较小，而且 IMF2~IMF4 特别是余量 $R(t)$的其余分量预测性能良好，这使得其叠加起来的融合 HI 预测结果精度提升，为 Model1 容量预测提供了很好的基础。

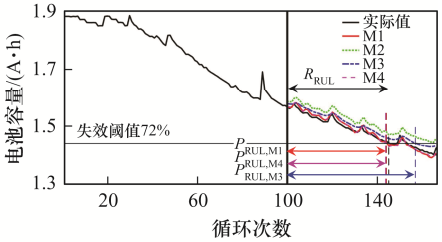
其次进行电池容量的预测，以融合 HI 原始数据作为训练输入，相应的电池容量作为训练输出来训练 WOA-SVR 容量预测模型，再将上述各分量预测结果叠加得到的融合 HI 预测结果作为测试集输入训练好的模型中进行预测，从而得到对应的容量预测结果，再计算相应的 RUL 预测结果。

为验证本文所提的 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR(M1)方法的有效性，设计了其他 3 种方法进行对比，分别为 PCA-SVR(M2)、PCA-CEEMDAN-SVR(M3)及 PCA-WOA-SVR(M4)方法。同时，为检验所提方法的适应性和鲁棒性，对测试数据集的每个电池设置 2 个不同的预测起点(ST=80、100)进行预测，发现其在不同数据、不同起点下均具有良好的预测效果。NASA 数据集各电池不同预测起点的容量预测结果分别如图 6 所示。图中 P_{RUL} 为剩余寿





(e)B6(ST=100)



(f)B7(ST=100)

图 6 不同预测起点的 RUL 预测结果对比

Fig. 6 Comparison of RUL prediction results at different starting points for prediction

命预测值，R_{RUL} 为实际的剩余寿命，锂电池实际的 RUL 值与预测 RUL 值之间的绝对误差 E_a 及相对误差 E_r 定义为

$$\begin{cases} E_a = \left| P_{RUL} - R_{RUL} \right| \\ E_r = \left| P_{RUL} - R_{RUL} \right| / R_{RUL} \cdot 100\% \end{cases} \tag{6}$$

2 个预测起点的 RUL 预测结果对比见表 5，表中“—”表示预测电池容量未降至失效阈值，即无法预测 RUL。通过观察图 6 和表 5，分析各电池在不同方法、不同预测起点的仿真结果对比。由图 6 可以看出，PCA-SVR、PCA-CEEMDAN-SVR、PCA-WOA-SVR、PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 这 4 种方法中，所提方法的预测趋势最接近原始容量退化曲线，预测性能最优；结合表 5，也可以看出，在相同条件下，采用所提方法预测可以得到较为准

表 5 4 种方法 2 种预测起点的 RUL 预测结果对比

Tab. 5 Comparison of RUL prediction results among four methods at two starting points for prediction

电池	方法	ST	R_{RUL}	P_{RUL}	E_a	E_r /%	MAE	RMSE
B5	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	80	43	43	0	0	0.005 1	0.009 5
		100	23	24	1	4.35	0.007 9	0.010 6
	PCA-SVR	80	43	75	32	74.42	0.062 3	0.065 2
		100	23	30	7	30.43	0.042 8	0.043 8
	PCA-CEEMDAN-SVR	80	43	74	31	72.09	0.058 1	0.061 3
		100	23	38	15	65.22	0.039 9	0.040 8
	PCA-WOA-SVR	80	43	46	3	6.98	0.011 3	0.014 5
		100	23	25	2	8.70	0.008 4	0.011 1
B6	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	80	28	26	2	7.14	0.017 8	0.025 0
		100	8	6	2	25.00	0.016 9	0.022 5
	PCA-SVR	80	28	32	4	14.29	0.043 7	0.054 5
		100	8	15	7	87.50	0.059 1	0.068 1
	PCA-CEEMDAN-SVR	80	28	31	3	10.71	0.043 7	0.054 5
		100	8	13	5	62.50	0.055 2	0.064 4
	PCA-WOA-SVR	80	28	26	2	7.14	0.018 4	0.025 8
		100	8	6	2	25.00	0.019 8	0.023 8
B7	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	80	65	64	1	1.54	0.010 3	0.013 3
		100	45	44	1	2.22	0.007 7	0.009 8
	PCA-SVR	80	65	—	—	—	0.118 5	0.121 6
		100	45	—	—	—	0.033 5	0.034 2
	PCA-CEEMDAN-SVR	80	65	—	—	—	0.042 3	0.044 0
		100	45	57	12	26.67	0.016 3	0.017 1
	PCA-WOA-SVR	80	65	62	3	4.62	0.010 5	0.013 7
		100	45	42	3	6.67	0.008 5	0.009 9

确的 RUL 结果，所提方法 M1 的性能指标 E_a、E_r、MAE 和 RMSE 均小于其他 3 种方法。例如，B5 电池在 ST=80 时得到的 E_a=0，MAE=0.51%，RMSE=0.95%，在 ST=100 时得到的 E_a=1，MAE=0.79%，RMSE=1.06%，均小于相同条件下其他 3 种方法的预测结果。由图 6 及表 5 可以看出，不同电池在不同预测起点下的预测效果不同，预测起点越靠后，预测效果越好。如 B7 电池在预测起点为 100 时得到的 E_a、E_r、MAE 和 RMSE 均小于预测起点为 80 时的预测结果，这是由于预测起点越靠后时，相应的训练集样本增加，模型性能会进一步提升。

为进一步验证所提方法的有效性，将其与现有的类似方法 ALO-SVR[30]、CEEMDAN-LSTM[31]、SSA-ELM[32]进行比较。采用 MAE 和 RMSE 指标对各方法的预测性能进行评估，具体比较结果见表 6。可以看出，相同条件下所提方法 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 的 MAE 和 RMSE 结果均最小。RUL 预测误差越小，方法预测精度越好，从实验仿真结果及不同方法对比结果来看，提出的 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 方法对锂电池 RUL 预测精度有较大提升。

表 6　所提方法与现有类似方法 RUL 预测结果对比

Tab. 6 Comparison of RUL prediction results between proposed method and existing similar methods

电池	ST	方法	MAE	RMSE
B5	80	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	0.005 1	0.009 5
		CEEMDAN-LSTM	0.016 6	0.020 0
		SSA-ELM	0.028 8	0.036 5
	84	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	0.006 7	0.010 6
		ALO-SVR	0.007 1	0.013 8
	100	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	0.007 9	0.010 6
		CEEMDAN-LSTM	0.014 6	0.018 3
		SSA-ELM	0.027 0	0.030 7
B7	80	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	0.010 3	0.013 3
		CEEMDAN-LSTM	0.012 1	0.017 6
		SSA-ELM	0.025 9	0.029 5
	84	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	0.009 8	0.012 8
		ALO-SVR	0.013 6	0.018 0
	100	PCA-CEEMDAN-WOA-SVR	0.007 7	0.009 8
		CEEMDAN-LSTM	0.008 9	0.011 6
		SSA-ELM	0.015 3	0.017 8

4　结论

本文提出了 1 种基于 PCA 和 CEEMDAN 的数据预处理方法结合 WOA 优化 SVR 的锂电池 RUL 间接预测方法，主要得出以下结论。

(1)从锂电池充放电阶段提取易于监测的间接特征参数可以有效解决电池容量难以获取的问题，但间接参数较少时会导致信息不足，而多个参数共同预测又容易导致信息冗余，本文采用 PCA 算法有效去除了信息冗余，经 PCA 重构的健康因子与容量为强相关关系，同时保留了电池容量的容量回升效应，采用 CEEMDAN 对融合 HI 进行分解并消除了容量回升效应，提升了后续模型的预测精度。

(2)以 PCA-CEEMDAN 数据预处理为基础，搭建了基于 WOA-SVR 的融合 HI 和容量预测模型，实现了 RUL 的间接预测。将融合 HI 分解得到的众多 IMF 分量划分训练集、测试集分别输入 WOA-SVR 模型实现分量预测，再将 IMF 分量预测结果叠加作为容量预测模型的输入，实现容量预测，这种间接预测方法得到了更为准确的 RUL 预测结果。

(3)搭建了不同算法组合的多种预测框架，在同一数据集下采用不同的预测起点对所提方法的有效性进行了验证。结果表明，所提的 PCA-CEEMDAN-WOA-SVR 方法在同一条件下，预测误差 E_a 、MAE、RMSE 均有明显下降，$E_a \leqslant 2$，MAE < 1.8%，RMSE < 2.5%，3 种指标最低分别为 0、0.51%和 0.95%，有效提高了锂电池 RUL 的预测精度。

(4)随着未来测量水平及电池领域的发展，本文所提方法可以较为精确地进行 RUL 预测，为各种不同电池应用场景的 RUL 预测提供了 1 种新的预测思路，较为准确的预测结果可以确保电池的安全运行和及时更换，也有助于退役锂电池的二次利用技术的发展。但考虑到实际生活中电池充放电的不确定性，未来将重点对实际工况下不同锂离子电池的 RUL 预测开展进一步的研究。

参考文献：

[1] 张若可，郭永芳，余湘媛，等. 基于数据驱动的锂离子电池 RUL 预测综述[J]. 电源学报, 2023, 21(5): 182-190.
Zhang Ruoke, Guo Yongfang, Yu Xiangyuan, et al. Review of data-driven RUL prediction for lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(5): 182-190. (in Chinese).

[2] 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.

[3] 蔡艳平, 陈万, 苏延召, 等. 锂离子电池剩余寿命预测方法综述[J]. 电源技术, 2021, 45(5): 678-682.
Cai Yanping, Chen Wan, Su Yanzhao, et al. Review of remaining useful life prediction for lithium-ion batteries [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(5): 678-682. (in Chinese)

[4] Zhao Qinfeng, Cai Yanping, Wang Xingjun. Remaining useful life of lithium-ion batteries based on EMD-GSA-ELM [C]// 2021 IEEE 2nd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). Chongqing, China, 2021: 108-112.

[5] 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)

[6] 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.

[7] Ding Guorong, Wang Wenbo, Zhu Ting. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on CS-VMD and GRU [J]. IEEE Access, 2022, 10: 89402-89413.

[8] 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 lithium-ion battery SOC estimation and RUL prediction [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)

[9] Zhu Jun, Tan Tianxiong, Wu Lifeng, et al. RUL predictt-tion of lithium-ion battery based on improved DGWO-ELM method in a random discharge rates environment [J]. IEEE Access, 2019, 7: 125176-125187.

[10] 刘月峰, 张公, 张晨荣, 等. 锂离子电池 RUL 预测方法综述[J]. 计算机工程, 2020, 46(4): 11-18.
Liu Yuefeng, Zhang Gong, Zhang Chenrong, et al. Review of RUL prediction method for lithium-ion batteries [J]. Computer Engineering, 2020, 46(4): 11-18. (in Chinese)

[11] Liu Qianqian, Zhang Jingyuan, Li Ke, et al. The remainning useful life prediction by using electrochemical model in the particle filter framework for lithium-ion batteries [J]. IEEE Access, 2020, 8: 126661-126670.

[12] Guha A, Patra A, Vaisakh K V. Remaining useful life estimation of lithium-ion batteries based on the internal resistance growth model [C]// 2017 Indian Control Conference (ICC). Guwahati, India, 2017: 33-38.

[13] Guha A, Patra A. State of health estimation of lithium-ion batteries using capacity fade and internal resistance growth models [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2018, 4(1): 135-146.

[14] Ren Lei, Zhao Li, Hong Sheng, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion battery: A deep learning approach [J]. IEEE Access, 2018, 6: 50587-50598.

[15] Guan Yujie, Liu Jianbo. Research on the method of remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on LSTM [C]// 2021 3rd International Conference on Advances in Computer Technology, Information Science and Communication (CTISC). Shanghai, China, 2021: 226-231.

[16] Li Dongdong, Yang Lin. Remaining useful life prediction of lithium battery using convolutional neural network with optimized parameters [C]// 2020 5th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE). Chengdu, China, 2020: 840-844.

[17] 倪裕隆. 基于 SVR 的锂离子电池剩余有效寿命预测方法[D]. 吉林: 东北电力大学, 2020.
Ni Yulong. Prediction method of remaining useful life of lithium-ion battery based on SVR [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2020. (in Chinese)

[18] 宋哲, 高建平, 潘龙帅, 等. 基于主成分分析和改进支持向量机的锂离子电池健康状态预测[J]. 汽车技术, 2020(11): 21-27.
Song Zhe, Gao Jianping, Pan Longshuai, et al. Prediction for the state of health of lithium-ion batteries based on PCA and improved SVR [J]. Automobile Technology, 2020(11): 21-27. (in Chinese)

[19] 史永胜, 施梦琢, 丁恩松, 等. 基于 CEEMDAN-LSTM 组合的锂离子电池寿命预测方法[J]. 工程科学学报, 2021, 43(7): 985-994.
Shi Yongsheng, Shi Mengzhuo, Ding Ensong, et al. Combined prediction method of lithium-ion battery life based on CEEMDAN-LSTM [J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(7): 985-994. (in Chinese)

[20] 杨彦茹, 温杰, 史元浩, 等. 基于 CEEMDAN 和 SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 197-205.
Yang Yanru, Wen Jie, Shi Yuanhao, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion battery based on CEEMDAN and SVR [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 197-205. (in Chinese)

[21] 高栋. 基于新健康指标的锂离子电池剩余寿命预测[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2018.
Gao Dong. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on new health indicator [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2018. (in Chinese)

[22] 朱成杰, 王鸣雁, 吴章玉. 基于主成分分析的锂离子电池 RUL 间接预测[J]. 廊坊师范学院学报(自然科学版), 2022, 22(1): 30-36.
Zhu Chengjie, Wang Mingyan, Wu Zhangyu. Indirect prediction of RUL for Li-ion batteries based on principal component analysis [J]. Journal of Langfang Normal University (Natural Science Edition), 2022, 22(1): 30-36. (in Chinese)

[23] 尹双艳, 吴美熹, 李汉智, 等. 一种基于间接健康因子的锂离子电池剩余使用寿命预测方法[J]. 航天器环境工程, 2021, 38(6): 648-654.
Yin Shuangyan, Wu Meixi, Li Hanzhi, et al. A prediction method for the RUL of lithium-ion battery based on indirect health indicator [J]. Spacecraft Environment Engineering, 2021, 38(6): 648-654. (in Chinese)

[24] 胡慧敏. 车用锂离子电池健康状态估计及剩余寿命预测[D]. 西安：长安大学, 2020.
Hu Huimin. State of health estimation and remaining useful life prediction of lithium-ion for electric vehicles [D]. Xi'an: Chang'an University, 2020. (in Chinese)

[25] 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)

[26] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[27] 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.

[28] 李畸勇, 张伟斌, 赵新哲, 等. 改进鲸鱼算法优化支持向量回归的光伏最大功率点跟踪[J]. 电工技术学报, 2021, 36(9): 1771-1781.
Li Jiyong, Zhang Weibin, Zhao Xinzhe, et al. Global maximum power point tracking for PV array based on support vector regression optimized by improved whale algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(9): 1771-1781. (in Chinese)

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

[30] 王瀛洲, 倪裕隆, 郑宇清, 等. 基于 ALO-SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1445-1457, 1550.
Wang Yingzhou, Ni Yulong, Zheng Yuqing, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on support vector regression optimized and ant lion optimizations [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(4): 1445-1457, 1550. (in Chinese)

[31] 黄凯, 丁恒, 郭永芳, 等. 基于数据预处理和长短期记忆神经网络的锂离子电池寿命预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(15): 3753-3766.
Huang Kai, Ding Heng, Guo Yongfang, et al. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on adaptive data preprocessing and long short-term memory network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(15): 3753-3766. (in Chinese)

[32] 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)



吴伟丽

作者简介：

吴伟丽(1978—)，女，博士，副教授。研究方向：电力系统运行与控制，大电网安全控制与灾变防治。E-mail：wwllxm@163.com。

卢双双(1999—)，女，通信作者，硕士研究生。研究方向：锂离子电池剩余使用寿命预测。E-mail：lushuangshuang52@163.com

(责任编辑：郭凯凯)