DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.1.242 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

考虑容量再生的锂离子电池健康状态估计方法

赵靖英[1]，黄麟然[1]，姚帅亮[2]
(1.河北工业大学电气工程学院省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室，天津 300130；2.国网冀北张家口风光储输新能源有限公司，张家口 075000)

摘要：在锂离子电池正常使用过程中，受内部化学反应和外部环境等因素影响，锂离子电池容量会在短期内出现再生现象。针对未考虑锂离子电池容量再生现象导致电池健康状态SOH(state-of-health)估计不精确等问题，提出基于层数的最优变分模态分解策略OVMD(optimal variational mode decomposition)，聚类容量反映整体老化趋势的低频平稳序列和反映局部容量再生的高频非平稳序列。考虑容量高频和低频分量，引入加权向量平均INFO(weighted mean of vectors)方法改进支持向量回归SVR(support vector regression)，建立锂离子电池短期SOH估计模型。选取NASA电池老化数据集，设计基于反向传播BP(back propagation)神经网络、SVR、INFO-SVR、OVMD-INFO-SVR的短期锂离子电池SOH估计实验对比方案。结果表明，在减少容量训练集的情况下，基于高频和低频分量的OVMD-INFO-SVR模型在锂离子电池短期SOH的估计上具有更高的准确性。

关键词：锂离子电池；容量再生；支持向量回归；健康状态

State-of-health Estimation Method for Lithium-ion Battery Considering Capacity Regeneration

ZHAO Jingying[1], HUANG Linran[1], YAO Shuailiang[2]
(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, College of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. State Grid Jibei Zhangjiakou Wind and Solar Energy Storage and Transportation New Energy Co., Ltd., Zhangjiakou 075000, China)

Abstract: During the normal utilization of a lithium-ion battery, its capacity will be regenerated in a short term due to factors such as internal chemical reactions and external environment. Aimed at the problems including the inaccurate estimation of state-of-health (SOH) which results from the ignorance of capacity regeneration, an optimal variational mode decomposition (OVMD) strategy based on the number of optimal layers is proposed. The low-frequency stable capacity sequence reflects the overall aging trend, while the high-frequency non-smooth capacity sequence reflects the local capacity regeneration. With the consideration of high- and low-frequency components and by introducing the weighted mean of vectors (INFO) algorithm to improve the support vector regression (SVR), a short-term SOH estimation model for lithium-ion battery is established. With the selection of NASA battery aging data sets, contrast schemes for short-term lithium-ion battery SOH estimation experiment are designed based on BP (back propagation), SVR, INFO-SVR and OVMD-INFO-SVR. Results indicate that in the case of reducing the capacity training sets, the OVMD-INFO-SVR model based on high- and low-frequency components has higher accuracy when it is used in short-term SOH estimation of lithium-ion batteries.

Keywords: Lithium-ion battery; capacity regeneration; support vector regression (SVR); state-of-health (SOH)

收稿日期：2023-05-29；**修回日期**：2023-08-28；**录用日期**：2023-09-22；**网络首发日期**：2023-12-19
基金项目：国家自然科学基金重点资助项目(5137704)；河北省自然科学基金资助项目(E2019202481，E2017202284)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 5137704; Natural Science Foundation of Hebei Province under the grants E2019202481 and E2017202284

锂离子电池具有能量密度高、输出电压高、自放电低等优点，被广泛应用于电动汽车等领域[1]。

锂离子电池循环使用时，内部锂库存损失及正负极活性物质损失会导致性能退化。锂离子电池健康状态 SOH(state-of-health)是表征老化程度的重要指标[2-3]，准确估计锂离子电池的健康状态，可对达到失效阈值的电池及时进行更换，有效避免因电池性能下降造成的危害。

基于模型的锂离子电池 SOH 估计方法多基于等效电路模型和电化学模型。以电气元件为基础，利用理想电压源、电阻、电容等元件构建等效电路模型，模拟电池充、放电特性。文献[4]将单粒子模型中偏微分方程等效为常微分方程，设计模型观测器，进行固相表面锂离子浓度和电极锂离子浓度估计，确定锂离子电池 SOH 状态；文献[5]通过化学计量比计算电池正极容量，基于伪二维模型参数估算方法，建立基于化学计量比的电池正极容量计算法则；文献[6]基于 Galerkin 投影法将液相和固相中体现扩散的偏微分方程近似为低阶常微分方程组，简化锂离子电池电化学模型。基于等效电路模型的 SOH 估计方法结构简洁，但精度受模型拓扑结构的限制；基于电化学模型的 SOH 估计方法具有良好精度，但复杂的微分方程组占用过多计算资源，不利于非实验条件下的模型运算[7-9]。

基于数据驱动的锂离子电池 SOH 估计方法无需考虑电池内部复杂的化学反应，直接从可监测的电池历史数据中发掘反映电池老化的特征量，进行 SOH 估计。文献[10]对锂电池不同健康状态估计方法进行了总结，基于数据驱动方法的研究主要包括支持向量回归 SVR(support vector regression)、高斯回归、反向传播 BP(back propagation)神经网络等人工智能方法；文献[11]基于高斯回归建立电池老化数据驱动模型，进行生命初期 SOH 估计，利用估计值拟合指数经验模型，估计各循环周期 SOH，该方法可在减轻电池监测设备负担的前提下保持高水平估计精度；文献[12]基于 dB5 小波抑制电池容量衰减数据的噪声信号，引入改进萤火虫算法 IGSO(improved glowworm swarm optimization)优化支持向量机模型参数进行锂离子电池 SOH 估计；文献[13]将电池容量分解为低频和高频信息，改进长短期记忆神经网络 LSTM-RNN(long short-term memory-recurrent neural network)模型，忽略高频信息，基于低频信息估计SOH；文献[14]引入核极限学习机，在保留了极限学习机优点的基础上，提高了预测的精度。基于数据驱动的锂离子电池健康状态估计方法可有效避免模型精度和计算复杂度之间的矛盾，但目前健康状态估计方法缺少容量再生的考虑，容量再生直接影响短期内锂离子电池的健康状态，甚至会使容量短期内出现较大回升，导致短期健康状态估计偏离实际较大[15-16]，因此考虑容量再生的短期健康状态的准确估计可为电池的及时维修和更换提供有效参考。

本文选取锂离子电池容量作为健康因子，分析容量再生问题，设计基于最优变分模态分解 OVMD (optimal variational mode decomposition)的数据预处理方法。基于数据驱动，考虑锂离子电池容量分解序列维度，引入加权向量平均 INFO(weighted mean of vectors)方法，建立基于支持向量回归的锂离子电池 SOH 短期估计模型。设计基于美国国家航空航天局 NASA(National Aeronautics and Space Administration)卓越估计中心电池退化数据和实验室实测数据的实验方案，验证 SOH 短期估计方法的有效性。

1　问题分析

定义锂离子电池 SOH 为当前最大容量 Q_{c} 与额定容量 Q_{rated} 之比，即

$$S_{\mathrm{OH}}=\frac{Q_{\mathrm{c}}}{Q_{\mathrm{rated}}}\times 100\% \tag{1}$$

电池容量定义了电动汽车每次充电的里程数或便携式电子产品每次充电的服务时间，通过描述实际容量和基本循环次数之间的关系，可估计锂离子电池健康状态，因此本文确定容量作为锂离子电池 SOH 估计的健康因子。锂离子电池可用容量指锂离子电池内部活性锂离子的数目。生命周期内固体电解质界面膜 SEI(solid electrolyte interface)增生、正极还原相变等现象，导致活性锂离子损失，

电池容量下降。文献[10]指出电池内部化合物反应使活性锂离子数目增加，因此下一循环出现容量再生现象。

NASA 电池容量变化如图 1 所示。锂离子电池容量与充放电循环次数密切相关，受电磁干扰、充放电倍率差异、外部环境变化及化学反应等因素影响，全寿命周期内，容量整体呈现下降趋势，同时有容量再生现象贯穿。容量序列与循环周期为非线性不平稳关系，尖峰阶段容量再生可达到正常下降趋势最大可用容量的 10%。

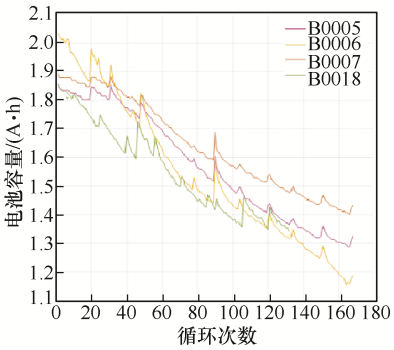


图 1 NASA 电池容量衰减曲线

Fig. 1 NASA battery capacity decay curves

2 基于 OVMD 的容量预处理方法

锂离子电池容量全生命周期呈明显下降趋势，基于原始容量数据难以精确捕捉容量再生特征。忽略容量再生产生的高频分量的 SOH 估计会造成电池使用寿命的浪费。本文引入 OVMD 方法，将容量序列由正常老化产生的线性信号和容量再生产生的非线性信号分解为低频分量和高频分量，分别体现生命周期锂离子电池 SOH 的整体老化趋势和容量再生特征。

基于 OVMD 方法，将容量迭代分解为不同固有模态，并提出中心频率比较法，解决分解后高低频信号混叠问题。基于 OVMD 方法的锂离子电池容量序列分解步骤如下。

将容量序列 $C(t)$分解为有限个中心频率不同、带宽有限的子序列$\{C_k(t)\}$，k=1, 2,⋯, K，K 为容量序列分解模态总数，获取老化趋势和容量再生的容量高频和低频分量，即

$$\begin{cases}\min\limits_{\{C_k\},\{\omega_k\}}\left\{\sum\limits_k\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\dfrac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)\cdot C_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|^2\right\}\\ \text{s.t.}\quad\sum\limits_k C_k=C\end{cases}\tag{2}$$

式中：C_k和 ω_k分别为第 k 个模态的时域信号和中心频率；∂_t 为 t 的偏导；$\delta(t)$ 为 Dirac 函数；C 为原始信号。为求解式(2)容量分解结果的约束变分优化问题，引入拉格朗日乘子 λ 和二阶惩罚因子 α，获取容量分解结果最优解，即

$$L(\{C_k\},\{\omega_k\},\tau)=\alpha\sum_k\left\|\partial_t[T\cdot C_k(t)]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|^2+\left\|s(t)-\sum_k C_k(t)\right\|^2+\left\langle\tau(t),s(t)-\sum_k C_k(t)\right\rangle\tag{3}$$

式中：τ 为拉格朗日乘子更新步长；T=$(\delta(t)+\mathrm{j}/\pi t)$。利用交替乘子算法，连续更新锂离子电池各模态分量及其中心频率，分别计算不同分解层数每个分量中心频率，确定最优分解层数，即

$$C_k^{n+1}(\omega)=\frac{C(\omega)-\sum\limits_{i\neq k}C_i(\omega)+\tau(\omega)/2}{1+2\alpha(\omega-\omega_k)^2}\tag{4}$$

$$\omega_k^{n+1}=\frac{\int_0^\infty\omega\left|C_k^{n+1}(\omega)\right|^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty\left|C_k^{n+1}(\omega)\right|^2\mathrm{d}\omega}\tag{5}$$

式中：n+1 为迭代次数；ω=$\{\omega_1,\cdots,\omega_k\}$为各分量的中心频率，$\omega_k$为模态分量 k 的中心频率。

3 基于 OVMD-INFO-SVR 的锂离子电池容量短期估计模型

锂离子电池容量再生致使高频信号存在较多波动，本文结合容量序列中的高、低频信号，引入 SVR，建立具有较强鲁棒性的 SOH 短期估计模型，降低波动信号对容量估计模型的影响。为解决 SVR 模型易陷入局部最优及模型泛化能力不高的问题，引入 INFO，优化 SVR 参数，使该模型在处理容量短期小样本上具有出色的泛化能力和较快的收敛速度。

建立基于 OVMD-INFO-SVR 的锂离子电池健康状态短期估计模型，如图 2 所示，具体步骤如下。

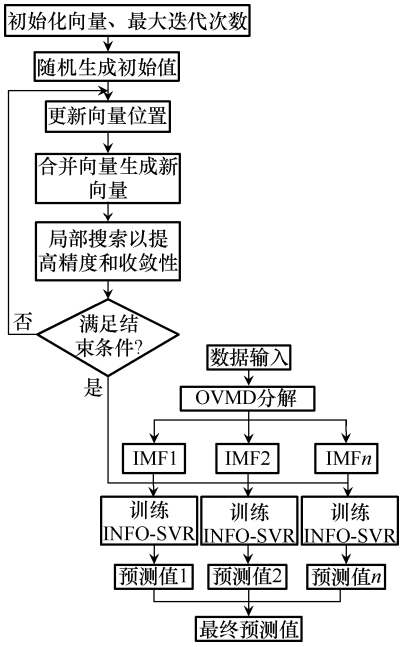


图 2　基于 OVMD-INFO-SVR 的短期估计模型

Fig. 2 Short-term estimation model based on OVMD-INFO-SVR

步骤 1 采用 OVMD 将锂离子电池容量原始序列分解为低频分量和高频分量。根据式(6)，利用残差指标最小化方法，确定拉格朗日乘子更新步长 τ，解决分解过程中由于 τ 不确定出现残差的问题；利用中心频率法，确定容量分解层数 K，分解电池容量序列，得到低频分量和高频分量，可表示为

$$R=\min\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\sum_{k=1}^{k}\left[u_k(t)-\sum_{k=1}^{k}u_k\right]\right| \tag{7}$$

式中：N 为分解信号的长度；u_k 为第 k 种模态。

步骤 2 根据锂离子电池容量序列分解后的数据特征，按照一定比例进行不同训练集和测试集的划分。

步骤 3 划分分解后锂离子电池容量的输入层和输出层，如图 3 所示。图中：$C_{i1}, C_{i2}, \ldots, C_{ik}$ 分别为第 i 次循环的容量分解后结果；输入层单次输入 m 次循环的容量，C_{m+1} 为通过前 m 次循环得到的第 m+1 次循环的容量。

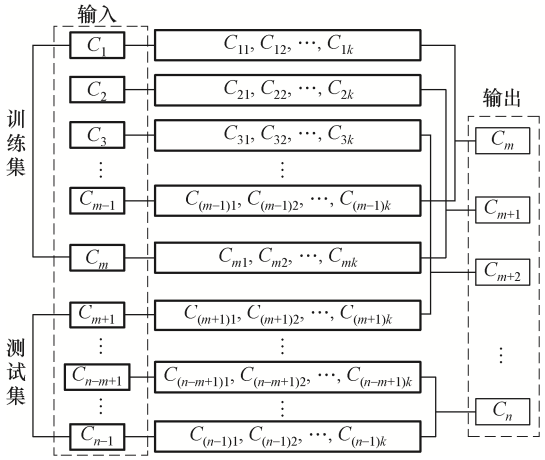


图 3　锂离子电池容量输入输出划分

Fig. 3 Division of input and output for lithium-ion battery capacity

步骤 4 基于锂离子电池容量分解后的结果，分别建立容量低频分量和高频分量的 SVR 回归函数，可表示为

$$f(c)=\boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}}\phi(\boldsymbol{c})+\boldsymbol{b} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{\omega}$ 为权值；$\phi(\boldsymbol{c})$为容量序列由低维空间向高维空间的函数；$\boldsymbol{b}$ 为偏移量。引入结构风险最小化原则，SVR 问题可转化为

$$\min_{\boldsymbol{\omega},\boldsymbol{b}}\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+Z\sum_{i=1}^{n}l_{\varepsilon}[f(c_i),c_{i+1}] \tag{9}$$

式中：Z 为惩罚因子，用来调节分解后容量序列高低频模型的复杂性及拟合精度；l_{ε} 为不敏感损失函数，用来衡量 SVR 问题中各个样本的损失；c_i 为第 i 个容量分解结果。引入松弛变量 ξ_i 和 $\hat{\xi}_i$ 简化目标函数，可表示为

$$\begin{cases}\min\limits_{\boldsymbol{\omega},\boldsymbol{b},\xi_i,\hat{\xi}_i}\dfrac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+Z\sum\limits_{i=1}^{n}(\xi_i,\hat{\xi}_i)\\ \text{s.t.}\begin{cases}f(c_i)-c_i\leqslant\varepsilon+\xi_i\\ c_i-f(c_i)\leqslant\varepsilon+\hat{\xi}_i\\ \xi_i\geqslant 0,\hat{\xi}_i\geqslant 0\end{cases}\quad i=1,2,\cdots,n\end{cases} \tag{10}$$

式中，ε 为分解后各容量序列模型允许的最大误差。利用对偶原理，同时引入拉格朗日乘子，对式(9)进行改写，根据 KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件，可得分解后容量序列的回归函数为

$$f(c)=\sum_{i=1}^{n}(\hat{\alpha}_i-\alpha_i)K(c_i,c_j)+\boldsymbol{b} \tag{11}$$

式中：$\hat{\alpha}_i$、α_i为拉格朗日乘子；$K(c_i, c_j)$为核函数，本文采用径向基核函数 RBF(radial basis function)，表示为

$$K(c_i,c_j)=\mathrm{e}^{-\frac{\left\|c_i-c_j\right\|^2}{2g^2}} \tag{12}$$

式中，g 为高斯核函数宽度。

步骤 5 引入 INFO 优化 SVR 模型的惩罚因子 Z 和核函数宽度 g：设置向量规模 N_P 和最大迭代次数 M，并随机生成初始向量。

步骤 6 设置适应度函数为实际值与 SVR 模型估计结果的误差绝对值的平均值，可表示为

$$F(x)=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{n}\left|\hat{f}_{(c_i)}-f_{(c_i)}\right| \tag{13}$$

步骤 7 对各向量的位置进行更新，更新最优向量为

$$\boldsymbol{z}_{1l}^{g}=\begin{cases}\boldsymbol{x}_l^g+\sigma\cdot\boldsymbol{M}_\mathrm{R}+r_\mathrm{a}\cdot\dfrac{\boldsymbol{x}_\mathrm{bs}-\boldsymbol{x}_{a_1}^g}{F(\boldsymbol{x}_\mathrm{bs})-F(\boldsymbol{x}_{a_1}^g)+1} & r_\mathrm{a}<0.5\\ \boldsymbol{x}_\mathrm{bs}+\sigma\cdot\boldsymbol{M}_\mathrm{R}+r_\mathrm{a}\cdot\dfrac{\boldsymbol{x}_{a_2}^g-\boldsymbol{x}_{a_3}^g}{F(\boldsymbol{x}_{a_2}^g)-F(\boldsymbol{x}_{a_3}^g)+1} & r_\mathrm{a}\geqslant 0.5\end{cases} \tag{14}$$

$$\boldsymbol{z}_{2l}^{g}=\begin{cases}\boldsymbol{x}_\mathrm{bs}+\sigma\cdot\boldsymbol{M}_\mathrm{R}+r_\mathrm{a}\cdot\dfrac{\boldsymbol{x}_{a_1}^g-\boldsymbol{x}_b^g}{F(\boldsymbol{x}_{a_1}^g)-F(\boldsymbol{x}_{a_2}^g)+1} & r_\mathrm{a}<0.5\\ \boldsymbol{x}_\mathrm{bt}+\sigma\cdot\boldsymbol{M}_\mathrm{R}+r_\mathrm{a}\cdot\dfrac{\boldsymbol{x}_{a_1}^g-\boldsymbol{x}_{a_2}^g}{F(\boldsymbol{x}_{a_1}^g)-F(\boldsymbol{x}_{a_2}^g)+1} & r_\mathrm{a}\geqslant 0.5\end{cases} \tag{15}$$

式中：$\boldsymbol{z}_{1l}^{g}$ 和 $\boldsymbol{z}_{2l}^{g}$ 为第 g 代第 l 次循环得到的新位置向量；$\boldsymbol{x}_l^g$ 为第 g 代第 l 个向量；$\boldsymbol{x}_b^g$ 为第 g 代第 b 个向量；$\boldsymbol{x}_\mathrm{bs}$ 和 $\boldsymbol{x}_\mathrm{bt}$ 分别为最优解和次优解；$\boldsymbol{M}_\mathrm{R}$ 为均值规则向量；$F(\boldsymbol{x})$ 为向量 $\boldsymbol{x}$ 的适应度函数；$\boldsymbol{x}_{a1}$、$\boldsymbol{x}_{a2}$、$\boldsymbol{x}_{a3}$ 为随机选择的 3 个向量；$a_1\neq a_2\neq a_3\neq 1$，是从[1, N_P]中随机选择的不同整数；r_a 是 1 个标准正态分布随机值；σ 为向量缩放率，$\sigma=2\alpha r_\mathrm{a}-\alpha$，$\alpha=2\cdot\mathrm{e}^{-4g/M}$。

新向量进行合并，可表示为

$$\boldsymbol{u}_l^g=\begin{cases}\boldsymbol{z}_{1l}^{g}+\mu\cdot\left|\boldsymbol{z}_{1l}^{g}-\boldsymbol{z}_{2l}^{g}\right| & r_{\mathrm{a}1}<0.5,\ r_{\mathrm{a}2}<0.5\\ \boldsymbol{z}_{2l}^{g}+\mu\cdot\left|\boldsymbol{z}_{1l}^{g}-\boldsymbol{z}_{2l}^{g}\right| & r_{\mathrm{a}1}<0.5,\ r_{\mathrm{a}2}\geqslant 0.5\\ \boldsymbol{x}_l^g & r_{\mathrm{a}1}<0.5\end{cases} \tag{16}$$

式中：$\boldsymbol{u}_l^g$ 为局部搜索得到的新向量；μ=0.05·r_{an}。

步骤 8 通过不断迭代，输出全局最优向量，将最优位置的参数赋给 SVR 模型的惩罚因子 Z 和核函数宽度 g。

步骤 9 建立基于 INFO-SVR 的 SOH 短期估计模型，统计锂离子电池低频分量和高频分量估计值，获得锂离子电池 SOH 估计结果。

步骤 10 采用均方根误差 RMSE(root mean squared error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)对模型进行评价。

4 算例验证

4.1 模态分解结果验证

采用 NASA 提供的 B0005、B0006 号 18650 钴酸锂电池老化数据及实验室实测18650 三元锂电池老化数据进行验证，电池参数见表 1。

表 1 锂离子电池参数

Tab. 1 Parameters of lithium-ion batteries

型号	温度/℃	截止电压/V	额定容量/(A·h)
B0005	24	2.7	2.0
B0006	24	2.5	2.0
实测电池	24	2.5	1.8

基于 OVMD 方法对锂离子电池容量序列进行分解。惩罚因子 α 及噪声容限 tau 等值为变分模态分解模型中的参数，根据文献[17]，惩罚因子近似为采样长度，α 取 150；由于无需严格重构或强背景噪声，tau 取 0；DC 为直流分量，由于变分模态分解模型的容量输入信号不含常量，DC 为 0；tol 为收敛容错准则，控制误差大小的常量，本文取 0.000 001，保证精度及迭代次数。对 NASA 数据集不同电池容量序列进行 OVMD 分解，分别计算不同模态数的中心频率，基于中心频率获取最优分

解模态数，结果见表 2~表 4。

表 2　B0005 号电池不同 *K* 值时的中心频率

Tab. 2 Central frequency of B0005 battery with different values of *K*

分解层	*K*=3	*K*=4	*K*=5	*K*=6	*K*=7
1	0	0	0	0	0
2	0.140 0	0.084 6	0.074 1	0.073 6	0.072 2
3	0.357 2	0.211 5	0.174 8	0.171 6	0.164 7
4	—	0.399 1	0.300 7	0.287 2	0.246 7
5	—	—	0.437 0	0.395 9	0.316 0
6	—	—	—	0.473 5	0.402 4
7	—	—	—	—	0.473 6

表 3　B0006 号电池不同 *K* 值时的中心频率

Tab. 3 Central frequency of B0006 battery with different values of *K*

分解层	*K*=3	*K*=4	*K*=5	*K*=6	*K*=7
1	0	0	0	0	0
2	0.090 6	0.078 0	0.060 5	0.060 0	0.040 3
3	0.275 6	0.218 6	0.158 9	0.155 4	0.102 2
4	—	0.418 0	0.270 5	0.256 6	0.179 9
5	—	—	0.437 0	0.363 5	0.269 1
6	—	—	—	0.452 5	0.357 7
7	—	—	—	—	0.457 9

表 4　实测电池不同 *K* 值时的中心频率

Tab. 4 Central frequency of test battery with different values of *K*

分解层	*K*=3	*K*=4	*K*=5	*K*=6	*K*=7
1	0	0	0	0	0
2	0.180 6	0.158 4	0.151 1	0.148 9	0.147 7
3	0.387 3	0.335 4	0.308 3	0.293 7	0.307 1
4	—	0.423 6	0.411 9	0.387 3	0.369 2
5	—	—	0.449 9	0.447 0	0.394 6
6	—	—	—	0.456 9	0.429 1
7	—	—	—	—	0.451 4

由表 2~表 4 可知，不同模态之间出现中心频率相近现象，即出现容量序列过分解。B0005、B0006、实测电池当 *K*=6 时，中心频率分别分解到 0.473 5、0.452 5、0.456 9；*K*=7 时，中心频率分别分解到 0.473 6、0.457 9、0.451 4，说明从 *K*=6 开始，各模态中心频率已经稳定。因此，基于对中心频率的计算及对比，锂离子电池容量分解模态总数取 6。

基于容量数据，模态分解数为 6 时各电池的分解结果如图 4 所示。由图 4 可知，NASA 电池与实测电池化学物质不同，导致电池衰减速度存在差异，钴酸锂电池的循环周期更短。但不同锂电池的低频分量 IMF1 均呈现较平滑的下降趋势，即反映了锂离子电池容量序列的整体下降趋势，而高频分

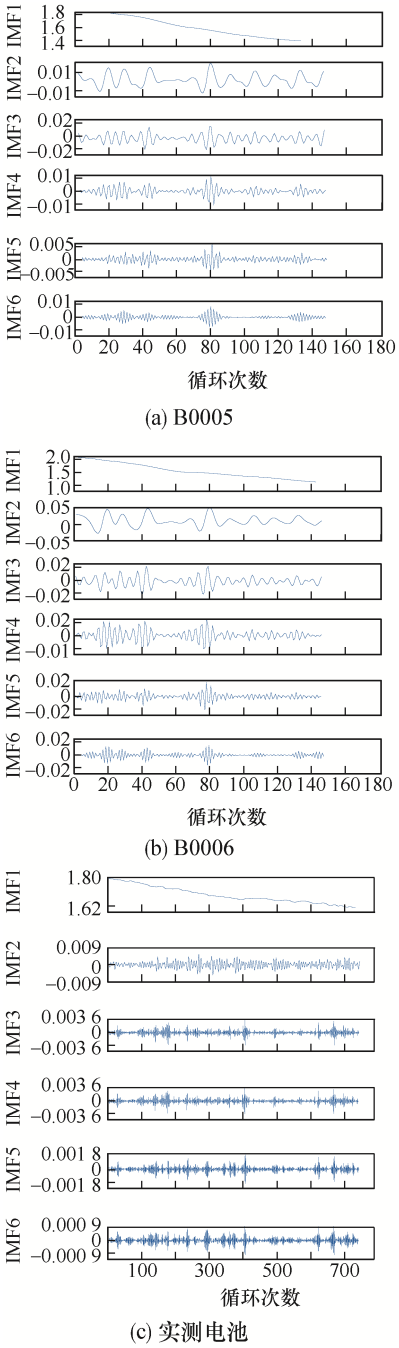


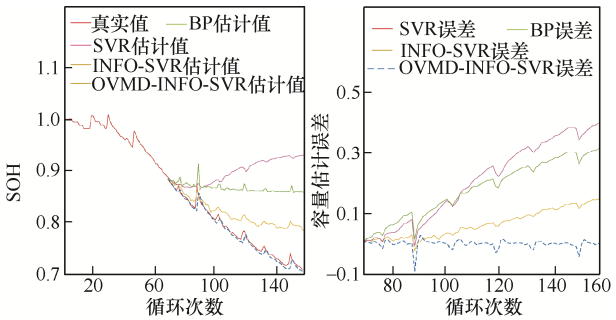
图 4　电池容量分解结果

Fig. 4 Decomposition results of battery capacity

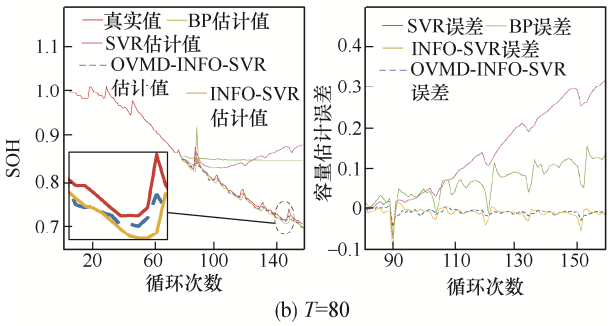
量 IMF2~IMF6 则均反映老化过程中容量波动信息，即容量再生现象。

4.2 健康状态估计模型验证

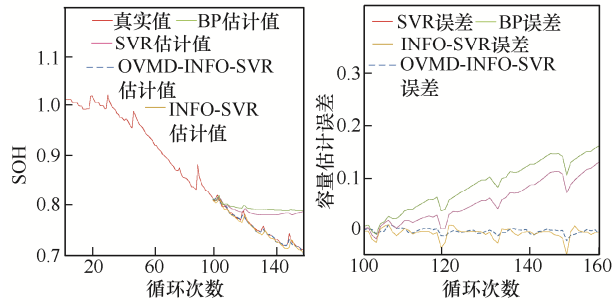
基于 BP、SVR、INFO-SVR、OVMD-INFO-SVR 的锂离子电池健康状态估计模型，设计对比实验，基于循环周期选取不同估计起点，对不同模态容量进行估计。基于 NASA 数据的 4 种 SOH 估计方法的结果对比如图 5 和图 6 所示，基于实验室实测数据的 4 种 SOH 估计方法的结果对比如图 7 所示。由图 5~图 7 可知，相同估计条件下，本文提出的基于 OVMD-INFO-SVR 的健康状态估计结果更接近实际 SOH 曲线，误差集中在 0 轴附近，估计精度优于基于 SVR、BP、INFO-SVR 这 3 种方法的估计。以图 5(a)为例，当锂离子电池循环次数为 150 时出现容量再生，SOH 实际值为 0.72，但基于 SVR、



(a) T=70



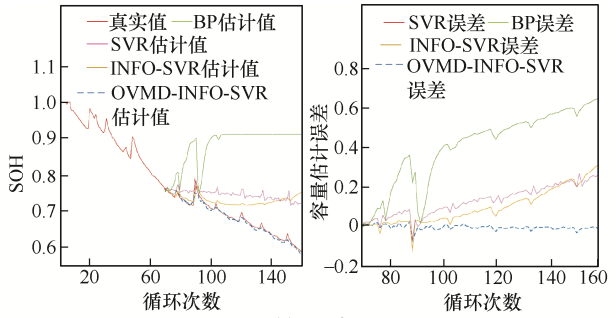
(b) T=80



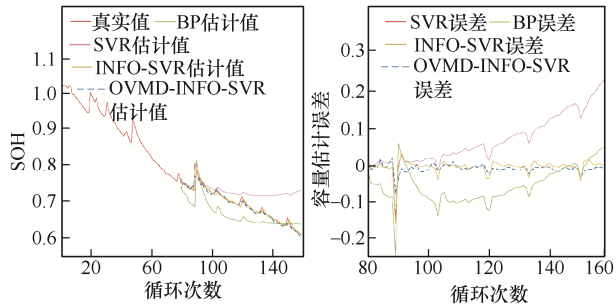
(c) T=100

图 5 B0005 锂离子电池 SOH 估计结果

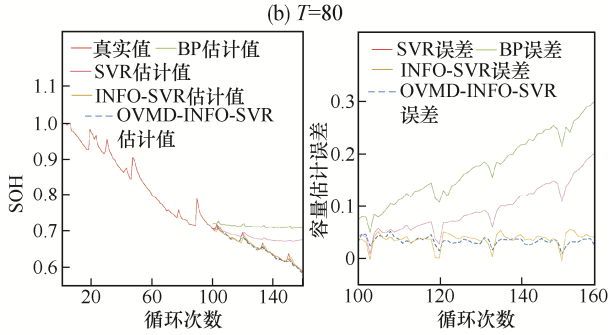
Fig. 5 SOH estimation results of B0005 lithium-ion battery



(a) T=70



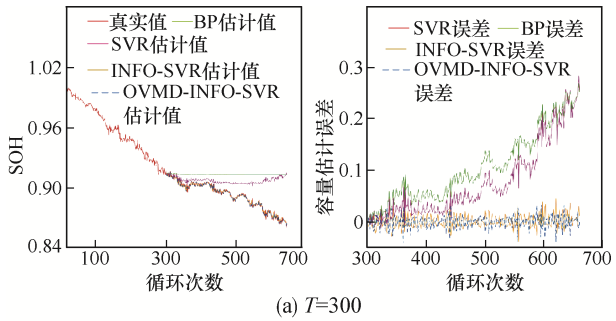
(b) T=80



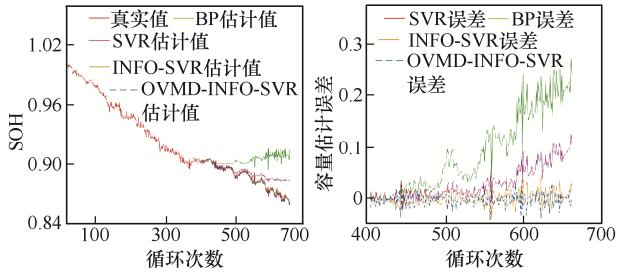
(c) T=100

图 6 B0006 锂离子电池 SOH 估计结果

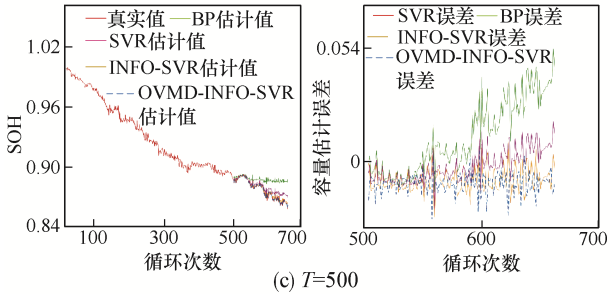
Fig. 6 SOH estimation results of B0006 lithium-ion battery



(a) T=300



(b) T=400



(c) T=500

图 7　实测锂离子电池 SOH 估计结果

Fig. 7 SOH estimation results of test lithium-ion battery

BP 方法的 SOH 估计值分别为 0.92 和 0.86，误差分别达到 27%和 19%；基于 INFO 改进的 SVR 方法，SOH 估计值为 0.79，估计误差为 9.7%，估计误差虽有所降低，但存在较大偏差，因此该方法无法精确描述容量再生现象。而基于 OVMD 的 B0005 容量数据预处理，循环次数为 150 时，OVMD-INFO-SVR 方法的 SOH 估计值为 0.718，与实际值误差最小，仅为 0.2%。B0006 与实测电池的 SOH 估计结果分析类似。验证了 OVMD-INFO-SVR 的 SOH 估计模型的有效性。

根据 MAE 和 RMSE 进行整体误差分析，分别计算基于图 5~图 7 中 4 种方法估计的 MAE 和 RMSE，结果见表 5。由表 5 可见，不同估计起点时，基于 SVR、BP、INFO-SVR 的锂离子电池 SOH

表 5　4 种方法 SOH 估计结果对比

Tab. 5 Comparison of SOH estimation result among four methods

电池型号	估计起点	估计方法	RMSE/%	MAE/%
B0005	T=70	BP	22.02	20.44
		SVR	26.99	24.59
		INFO-SVR	8.23	7.77
		OVMD-INFO-SVR	1.96	1.56
	T=80	BP	10.86	9.01
		SVR	21.27	20.37
		INFO-SVR	2.73	1.79
		OVMD-INFO-SVR	1.03	0.81
	T=100	BP	9.00	7.72
		SVR	8.43	7.15
		INFO-SVR	2.58	1.65
		OVMD-INFO-SVR	1.35	1.03
B0006	T=70	BP	33.86	31.64
		SVR	22.42	20.91
		INFO-SVR	22.07	19.58
		OVMD-INFO-SVR	1.93	1.73
	T=80	BP	19.52	18.34
		SVR	22.86	20.05
		INFO-SVR	2.86	2.15
		OVMD-INFO-SVR	1.92	1.42
	T=100	BP	23.95	20.23
		SVR	11.71	9.45
		INFO-SVR	2.38	1.76
		OVMD-INFO-SVR	1.57	0.87
实验实测	T=300	BP	15.09	15.26
		SVR	14.31	13.95
		INFO-SVR	2.69	1.99
		OVMD-INFO-SVR	1.91	1.32
	T=400	BP	16.04	14.33
		SVR	6.39	4.57
		INFO-SVR	2.08	1.38
		OVMD-INFO-SVR	1.98	1.09
	T=500	BP	4.37	3.70
		SVR	3.04	1.83
		INFO-SVR	1.57	0.91
		OVMD-INFO-SVR	1.92	0.82

估计结果存在差异，估计起点越大，训练集数目越多，模型的估计精度更高。但基于本文提出的 OVMD-INFO-SVR 估计方法，即使在训练集大小变化的情况下，SOH 估计结果的 RMSE 和 MAE 均可以控制在较小的波动范围内。以实验室实测容量数据为例，预测起点分别为 300、400、500 时，RMSE 分别为 1.91%、1.98%、1.92%，估计精度高、变化小。NASA 电池的 SOH 估计结果分析类似，反映了本文 OVMD-INFO-SVR 估计方法具有很好的稳定性。

由图 5~图 7 可知，NASA 和实验室实测电池存在不同化学成分，全寿命周期循环次数差异显著；实测电池循环次数较大，全寿命周期内容量再生现象更频繁。但本文提出的 OVMD-INFO-SVR 估计方法，针对不同类型的锂离子电池的不同变化特征，均可保持较高的估计精度。不同估计起点下，基于 NASA 数据集的 SOH 估计结果 RMSE 和 MAE 均可控制在 1.96%和 1.73%以内，实验室实测电池的 SOH 估计结果 RMSE 和 MAE 可控制在 1.98%和 1.32%以内，误差均小于其他 3 种方法的估计误差。验证了本文提出的锂离子电池 OVMD-INFO-SVR 的 SOH 估计方法具有普适性。

5 结语

本文针对锂离子电池的容量再生问题进行分析，提出基于 OVMD 的锂离子电池容量序列分解方法，获取容量序列的低频和高频分量，分别反映锂电池老化长期趋势和容量再生信息；考虑容量高频和低频分量，建立 SVR 估计模型，引入 INFO 优化 SVR 模型的惩罚因子 Z 和核函数宽度 g，解决 SVR 模型易陷入局部最优的问题。基于 NASA 和实验室实测的锂离子电池容量老化数据，考虑不同估计起点，设计基于 BP、SVR、INFO-SVR 及 OVMD-INFO-SVR 的不同健康状态估计实验方案，验证本文提出的考虑容量再生的健康估计模型的优越性和迁移性。结果表明，相同估计条件下，相比其他估计方法，基于 OVMD-INFO-SVR 方法进行健康状态估计，能够更好地捕捉短期内锂离子电池的容量再生，取得很好的预测效果，MAE 和 RMSE 分别控制在 1.73%和 1.96%以内，最低为 0.87%和 1.35%，可有效提高锂离子电池 SOH 短期估计准确性。

参考文献：

[1] 李楠, 高峰. 基于储能型模块化多电平系统的多时间尺度控制策略[J]. 电工技术学报, 2017, 32(17): 47-56.
Li Nan, Gao Feng. Multi-time scale operational principle for battery integrated modular multilevel converter [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(17): 47-56. (in Chinese)

[2] Birkl C R, Roberts M R, McTurk E, et al. Degradation diagnostics for lithium ion cells [J]. Journal of Power Sources, 2017, 341: 373-386.

[3] Hossain Lipu M S, Hannan M A, Hussain A, et al. A review of state of health and remaining useful life estimation methods for lithium-ion battery in electric vehicles: Challenges and recommendations [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 205: 115-133.

[4] Cen Zhaohui, Kubiak P. Lithium-ion battery SOC/SOH adaptive estimation via simplified single particle model [J]. International Journal of Energy Research, 2020, 44(15): 12444-12459.

[5] 高仁璟, 吕治强, 赵帅, 等. 基于电化学模型的锂离子电池健康状态估算[J]. 北京理工大学学报, 2022, 42(8): 791-797.
Gao Renjing, Lü Zhiqiang, Zhao Shuai, et al. Health state estimation of Li-ion batteries based on electrochemical model [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022, 42(8): 791-797. (in Chinese)

[6] Fan Guodong, Li Xiaoyu, Canova M. A reduced-order electrochemical model of Li-ion batteries for control and estimation applications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 76-91.

[7] Li Xiaoyu, Zhang Lei, Wang Zhenpo, et al. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on a hybrid model combining the long short-term memory and Elman neural networks [J]. Journal of Energy Storage,

2019, 21: 510-518.

[8] 梁新成, 张勉, 黄国钧. 基于 BMS 的锂离子电池建模方法综述[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(6): 1933-1939.
Liang Xincheng, Zhang Mian, Huang Guojun. Review on lithium-ion battery modeling methods based on BMS [J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(6): 1933-1939. (in Chinese)

[9] 徐佳宁, 倪裕隆, 朱春波. 基于改进支持向量回归的锂电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3693-3704.
Xu Jianing, Ni Yulong, Zhu Chunbo. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on improved support vector regression [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3693-3704. (in Chinese)

[10] 胡晓亚, 郭永芳, 张若可. 锂离子电池健康状态估计方法研究综述[J]. 电源学报, 2022, 20(1): 126-133.
Hu Xiaoya, Guo Yongfang, Zhang Ruoke. Review of state-of-health estimation methods for lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(1): 126-133. (in Chinese)

[11] 戴彦文, 于艾清. 基于健康特征参数的 CNN-LSTM&GRU 组合锂电池 SOH 估计[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(5): 1641-1649.
Dai Yanwen, Yu Aiqing. Combined CNN-LSTM and GRU based health feature parameters for lithium-ion batteries SOH estimation [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(5): 1641-1649. (in Chinese)

[12] 张婷婷, 于明, 李宾, 等. 基于 Wavelet 降噪和支持向量机的锂离子电池容量预测研究[J]. 电工技术学报, 2020, 35(14): 3126-3136.
Zhang Tingting, Yu Ming, Li Bin, et al. Capacity prediction of lithium-ion batteries based on wavelet noise reduction and support vector machine [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(14): 3126-3136. (in Chinese)

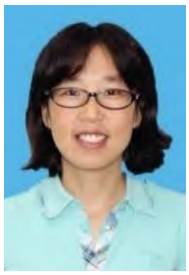
[13] Zhang Yongzhi, Xiong Rui, He Hongwen, et al. A LSTM-RNN method for the lithuim-ion battery remainning useful life prediction [C]// 2017 Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Harbin). Harbin, China, 2017: 1-4.

[14] 巫春玲, 吕晶晶, 相里康, 等. 基于变分模态分解和核极限学习机集成模型的电动汽车锂电池健康状态预测[J]. 电源学报, 2025, 23(6): 288-299.
Wu Chunling, Lü Jingjing, Xiangli Kang, et al. SOH prediction of electric vehicle lithium battery based on integrated model of variation modal decomposition and kernel-based extreme learning machine [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(6): 288-299. (in Chinese)

[15] 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)

[16] 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)

[17] 江星星, 宋秋昱, 杜贵府, 等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 55-73.
Jiang Xingxing, Song Qiuyu, Du Guifu, et al. Review on research and application of variational mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 55-73. (in Chinese)



赵靖英

作者简介：

赵靖英(1974—　)，女，博士，教授。研究方向：电器可靠性评估。E-mail：zhao_team@163.com。

黄麟然(1998—　)，女，通信作者，硕士研究生。研究方向：锂电池状态估计研究。E-mail：HLR_HEBUT@163.com。

姚帅亮(1994—　)，男，硕士，工程师。研究方向：储能控制技术研究。E-mail：1556445299@qq.com。

(责任编辑：郭凯凯)