DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.6.288 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

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

巫春玲[1]，吕晶晶[1]，相里康[1]，孟锦豪[2]，黄鑫蓉[1]，张 震[1]
(1.长安大学能源与电气工程学院，西安 710061；2.西安交通大学电气工程学院，西安 710049)

摘要：在传统电动汽车锂电池预测中，往往将健康状态SOH(state-of-health)预测视作一个整体，进而给出单一SOH预测结果。但在汽车实际运行中，直接进行SOH的单一预测误差大，预测效果不好。为了提高电动汽车电池的SOH预测精度，提出了1种基于变分模态分解和麻雀搜索算法优化的核极限学习机集成模型的新预测方法VMD-SSA-KELM。该方法通过变分模态分解电池SOH序列，降低SOH回升的影响；同时利用Person相关法减少噪声的影响，提高预测的准确性；引入核极限学习机KELM，在保留极限学习机优点的基础上，提高了预测的精度。基于4辆电动汽车的运行数据对提出的模型进行验证，结果表明与VMD-DBO-KELM、VMD-POA-KELM、VMD-KELM、VMD-ELM模型相比，所提模型的预测趋势与原数据趋势一致，其他模型的结果波动较大，新模型预测的均方根误差在0.20%内，预测精度更高，预测效率更快，所用时间更短，故可以证明所提方法具有更高的准确性和鲁棒性。

关键词：锂电池；变分模态分解；核极限学习机；麻雀搜索算法

SOH Prediction of Electric Vehicle Lithium Battery Based on Integrated Model of Variation Modal Decomposition and Kernel-based Extreme Learning Machine

WU Chunling[1], LÜ Jingjing[1], XIANGLI Kang[1], MENG Jinhao[2], HUANG Xinrong[1], ZHANG Zhen[1]
(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710061, China; 2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In the traditional prediction of lithium batteries for electric vehicles, the state-of-health (SOH) prediction is usually regarded as a whole, and the result of single SOH prediction is obtained accordingly. However, in the actual operation of a car, the single prediction of SOH has a large error, and its prediction effect is not satisfying. To improve the accuracy of battery SOH prediction for electric vehicles, a novel prediction method based on variational modal decomposition (VMD) and sparrow search algorithm (SSA) optimization of kernel-based extreme learning machine (KELM) integrated prediction model, i.e., VMD-SSA-KELM, is proposed. First, the battery SOH sequence is decomposed by VMD to reduce the influence of SOH fluctuations. Meanwhile, the Person correlation method is used to reduce the influence of noise and improve the accuracy of prediction. The KELM is introduced, which improves the accuracy of prediction while retaining the advantages of extreme learning machine. The proposed model is validated based on the operation data of four electric vehicles, and experimental results show that compared with the VMD-DBO-KELM, VMD-POA-KELM, VMD-KELM and VMD-ELM models, the proposed model has a prediction trend which is the same

收稿日期：2023-04-18；**修回日期**：2023-08-02；**录用日期**：2023-08-16；**网络首发日期**：2023-09-20
基金项目：国家重点研发计划资助项目(2021YFB2601300)；陕西省重点研发计划资助项目(2022GY-193)；中国博士后科学基金资助项目(2020M683414)；陕西省自然科学基础研究计划资助项目(2021JQ-251)；陕西省科技重大专项课题资助项目(2020zdzx06-01-01)
This work is supported by National Key R&D Program under the grant 2021YFB2601300; Shaanxi Province Key R&D Program under the grant 2022GY-193; China Postdoctoral Science Foundation under the grant 2020M683414; Shaanxi Province Natural Science Basic Research Program under the grant 2021-JQ-251; Shaanxi Province Science and Technology Major Special Project under the grant 2020zdzx06-01-01

as that of the original data, while the results of other models fluctuate a lot. The root mean square error of results predicted by the novel model is less than 0.2%, the prediction accuracy becomes higher, the prediction efficiency is faster and the time used is shorter, indicating that the proposed method has higher accuracy and better robustness.

Keywords: Lithium battery; variational modal decomposition (VMD); kernel-based extreme learning machine (KELM); sparrow search algorithm (SSA)

锂电池广泛应用于汽车、通讯等领域，与传统电池相比，锂电池具有使用寿命长、可靠性高的优点。但随着锂电池的长期使用，其充放电循环次数增加，电池老化严重，设备的安全性和可靠性降低。因此，为保证用电设备的安全可靠，有必要对锂电池的健康状态 SOH(state-of-health)进行预测[1]。

现有的锂电池健康状态预测方法主要分为基于模型的 SOH 预测方法和基于数据驱动的 SOH 预测方法。基于模型的方法一般需要依赖搭建的电池模型，容易受到噪声的干扰，适应性较差[2]；基于数据驱动的方法不需要考虑电池内部的物理、化学反应和电池模型，只需提取电池的相关变量数据，分析出电池的健康状态变化趋势，就可以预测锂电池的健康状态。

王震坡等[3]对比分析了试验法、模型法、数据驱动法的优势和不足，并以数据驱动方法为核心，分别从动力电池健康状态数据集构建、健康状态特征参数提取、健康状态估计模型 3 个方面对现阶段健康状态估计方法的理论基础和技术方案进行综述，总结常用的大数据采集方法以及数据预处理方法，动力电池的 SOH 估计对新能源汽车的安全运行具有重要意义，现阶段这方面虽已取得大量的成果，但这些方法在实车电池系统的应用上还面临诸多挑战，还没有突破实际运用与单一应用场景的限制，建立全面的 SOH 精确估计方法；陈吉清等[4]基于实车电池复杂的运行数据，使用增量 SOH 分析方法提取峰值特征作为电池充电片段的有效特征，在此期间采用 t-SNE 非线性降维方法来处理 IC 峰特征，得以消除多维特征的冗余性问题，但是这个降维方法的计算量大，而且没有考虑数据集的时序特征，在工程实际需要中不合适应用；李心月等[5]以三元锂电池为研究对象，利用二阶 RC 等效电路实现对电池性能进行表征，改进扩展卡尔曼滤波算法，提出 1 种新型双自适应卡尔曼滤波算法，实现 3 种工况下荷电状态与健康状态的联合估算，但由于锂电池本身具有多样化的性质和各种极其复杂的工况，在临近完全放电时电池内阻均出现了猛增的情况，难以就锂电池的真实工况实现高精度的模拟；张朝龙等[6]针对实际的电池 SOH 很难直接测量和 SOH 再生导致 SOH 估计误差的问题，提出了 1 种基于增量能量法和双向门控循环网络的锂电池健康状态估计方法，但没有在不同温度条件、不同充电模式和放电模式下进行锂电池的充放电实验，其适用范围小，需要拓展适用性；陈秀秀等[7]为了有效提升锂电池 SOH 的预测精度，将能够进行特征提取的卷积神经网络 CNN(convolutional neural networks)和在长序列预测上有更好表现的长短期记忆 LSTM(long short-term memory)神经网络相结合，形成新的 CNN-LSTM 模型，同时引入注意力机制提高模型的处理效率及准确性，但是在实际应用中，直接测量电池容量不容易实现，当数据集较大时，此模型的超参数寻找时间也会较长；车云弘等[8]考虑健康因子和 SOH 衰减的整体关系与局部变化，通过改进的高斯核函数来提高估计精度和可靠性，提出了 1 种适用于电池单体和电池组的健康状态估计通用方法，该方法在大倍率动态和低温条件下的泛化能力比较差，可以进一步优化算法框架，通过融合机理模型来拓宽泛化能力。此外，针对健康特征选取困难以及数据驱动方法缺乏不确定性表达等问题，众多采用数据驱动等方法进行 SOH-RUL 联合估计的其他改进方案已被提出[9-12]。

基于以上文献分析可以看出，已有方法有的在数据预处理方面不够完善，有的本身具有相对局限性。因此，本文提出 1 种基于变分模态分解 VMD (variational modal decomposition)和麻雀搜索算法

SSA(sparrow search algorithm)优化的核极限学习机 KELM(kernel-based extreme learning machine)集成模型的新预测方法 VMD-SSA-KELM，首先进行数据降噪，然后采用 SSA-KELM 模型预测锂电池的 SOH[8]。因为 SOH 是反应电池退化趋势的特征，所以将 SOH 作为输出值，采用 VMD 对 SOH 数据进行分解，结合 Person 相关性分析去除噪声分量并重构 SOH 序列，通过 SSA 优化算法对 KELM 的相关参数进行优化，完成建模并实现 SOH 预测。最后将提出的算法用于锂电池的健康状态预测[7]，实验结果表明，相较于传统方法，本文提出的 VMD-SSA-KELM 方法取得了更好的预测效果。

1 相关方法理论

1.1 变分模态分解

Dragomiretskiy 等[13]在 2014 年提出了 1 种 VMD 方法。该方法是 1 种自适应、完全非递归的信号处理方法，其核心思想是构建和求解变分问题，而且在采样和噪声方面具有很好的鲁棒性。

VMD 是 1 种以经典维纳滤波、希尔伯特变换和频率混合这 3 个概念为基础的变分问题求解方法[14]，通过 VMD 分解变量可以实现固有模态分量 IMF(intrinsic mode function)的有效分离、信号的合理频域划分，进而得到给定信号的有效分解成分，最终获得变分问题的最优解。与类变分模态分解 EMD(empirical mode decomposition)方法不同，VMD 很好地抑制了 EMD 模态混叠现象，具有更坚实的数学理论基础，缓解了复杂度高和非线性强的时间序列非平稳性。VMD 可将不平稳的序列分解，获得包含多个不同频率尺度且相对平稳的子序列[15]。

VMD 的分解过程为：假设原始信号 f 被分解为 k 个分量，约束条件为所有模态之和与原始信号相等。将模态分量 u_k 的频谱通过希尔伯特变换传送至基带，并将其基带与指标对应的估计中心频率 ω_k 相对应，最终通过解调信号高斯平滑度来估算该带宽[16]。对上述过程进行总结，从而将 VMD 约束变分模型表达为

$$\min\left\{\sum_k\left\|\partial t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2\right\}$$
$$\text{s.t.}\sum_k u_k=f \tag{1}$$

式中：$u_k=\{u_1,u_2,\cdots,u_K\}$ 为各模态函数；$\omega_k=\{\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_K\}$ 为各模态中心频率；∂t 为对时间的梯度运算；$\delta(t)$ 为单位脉冲函数；$\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}$ 为指数项模态函数。

接下来利用罚参数和拉格朗日乘子，将约束变分问题转变为非约束变分问题，形成的增广 Lagrangian 函数为

$$L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda)=\alpha\sum_k\left\|\partial t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right]\right\|_2^2+\left\|f(t)-\sum_k u_k(t)\right\|+\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_k u_k(t)\right\rangle \tag{2}$$

式中：α 为罚参数；λ 为拉格朗日乘子。

VMD 的实现步骤为：首先，初始化 u_k^1、λ_k^1、ω_k^1 和 n，将这些参数设为 0，同时选择合适的模态个数 k，对 u_k^{n+1}、λ_k^{n+1}、ω_k^{n+1} 进行迭代更新[17]，具体为

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega)=\hat{\lambda}^n+\tau\left(\hat{f}(\omega)-\sum_k\hat{u}_k^{n+1}(\omega)\right) \tag{3}$$

$$\hat{u}^{n+1}(\omega)=\frac{\hat{f}(\omega)-\sum_{i\neq k}\hat{u}_i(\omega)+\frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_k)^2} \tag{4}$$

$$\omega_k^{n+1}=\frac{\int_0^\infty\omega|\hat{u}_k(\omega)|^2\,\mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty|\hat{u}_k(\omega)|^2\,\mathrm{d}\omega} \tag{5}$$

式中：i、n 为设置不同参数取得的任意值；ω 为信号从时域 t 变化到频域的符号；$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$、$\hat{f}(\omega)$、$\hat{u}(\omega)$、$\hat{\lambda}(\omega)$ 为 $u_k^{n+1}(t)$、$f(t)$、$u(t)$、$\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

然后，判断是否满足终止条件，即

$$\sum_k\left\|\hat{u}_k^{n+1}-\hat{u}_k^n\right\|_2^2/\left\|\hat{u}_k^n\right\|_2^2<\varepsilon \tag{6}$$

式中，ε 为判断精度，ε>0。若精度不满足，则重新迭代；若满足，则输出 k 个模态分量。

1.2 核极限学习机算法

极限学习机 ELM(extreme learning machine)是一种求解单隐层前馈神经网络的算法，是运用矩阵的广义逆理论来实现的[17]。相比传统神经网络算法，ELM 算法在参数设定、计算量、学习速度、泛化能力、函数逼近能力这些方面具有更大的优势。

典型的 ELM 的网络结构如图 1 所示。假设给定输入数据集 $x_i(i=1,2,\cdots,n)$，映射的输出集为 $y_i(i=1,2,\cdots,m)$，隐含层节点数为 i，ω_{ij} 表示输入层和隐含层之间的连接权值；β_{jk} 表示隐含层与输出层之间的连接权值。

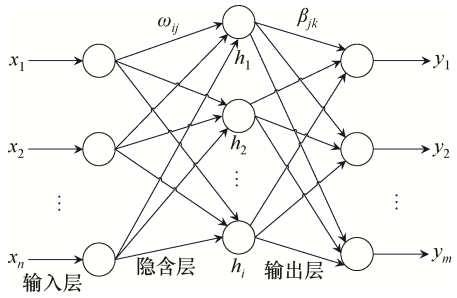


图 1　ELM 模型结构

Fig. 1 Block diagram of structure of ELM model

ELM 表达式可用矩阵表示为

$$F(\boldsymbol{x})=h(\boldsymbol{x})\times\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{H}\times\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{L} \tag{7}$$

式中：$F(\boldsymbol{x})$ 为学习目标函数；$\boldsymbol{x}$ 为输入向量；$h(\boldsymbol{x})$ 为函数；$\boldsymbol{H}$ 为隐含层节点输出矩阵；$\boldsymbol{\beta}$ 为输出权重矩阵；$\boldsymbol{L}$ 为输出矩阵。

在此基础上，引入核函数到 ELM，核矩阵 $\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{ELM}}$ 的一般表达为

$$\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{ELM}}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}=h(\boldsymbol{x}_i)h(\boldsymbol{x}_j)=K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_j) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{x}_j$ 为试验输入向量；$K(\ ,\ )$ 为核函数；将其代入 ELM 表达式中，则可将式(7)表达为

$$F(\boldsymbol{x})=[K(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_1),\cdots,\ K(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_n)]\left(\frac{I}{C}+\boldsymbol{\Omega}_{\mathrm{ELM}}\right)^{-1}\boldsymbol{L} \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n$ 为给定训练样本；n 为样本数量；C 为正则化参数，可有效提升模型泛化能力，避免过拟合问题。

KELM 就是在 ELM 的基础上结合核函数提出的改进算法[18]。与 ELM 方法相比，KELM 方法无需确定隐含层节点的数目，在 ELM 的特征映射函数未知时，应用核函数的技术，基于正则化最小二乘算法获取输出权值的解，因此 KELM 具有更好的逼近精度和泛化能力，能够在保留 ELM 优点的基础上提高模型的预测性能[19]。

1.3 麻雀搜索算法

SSA 是 2020 年提出的 1 种新的优化算法[20]，是根据麻雀觅食和反捕食行为启发而提出的，其寻优能力强，收敛速度快。该算法的搜索流程如图 2 所示。

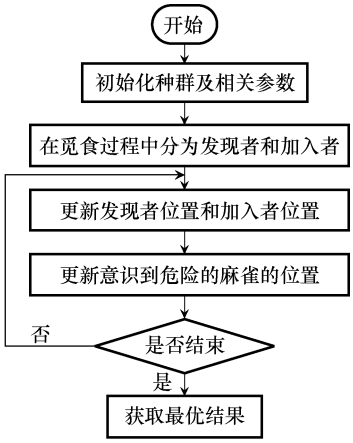


图 2　麻雀搜索算法流程

Fig. 2 Flow chart of SSA

首先，初始化种群及相关参数，计算初始种群的适应度。麻雀的位置表示为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \tag{10}$$

式中：$x_{n,d}$ 为初始麻雀的位置；n 为麻雀的数量；d 为要优化的变量的维度。所有麻雀的适应度可用向量表示为

$$\boldsymbol{F}_X=\begin{bmatrix} f([x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d}]) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f([x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d}]) \end{bmatrix} \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{F}_X$ 为所有麻雀的适应度；$f(\cdot)$ 为个体的适应

度。在 SSA 中适应度较好的生产者在搜索过程中可以优先获得食物。

然后，在麻雀觅食的过程中，将麻雀中找到食物较快的个体作为发现者，其他个体作为加入者，种群中选取一定比例的个体进行侦查预警，发现者在种群中负责寻找食物并为整个麻雀种群提供觅食区域和方向，而加入者则是利用发现者来获取食物[21]。

发现者更新位置为

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{i,j}^{t}\exp\left(\dfrac{-i}{at_{\max}}\right) & R_2<\mathrm{ST}\\ X_{i,j}^{t}+Q\boldsymbol{L} & R_2\geqslant\mathrm{ST}\end{cases}\tag{12}$$

式中：$X_{i,j}^{t+1}$ 为发现者更新的位置；t 为当前的迭代次数；$X_{i,j}^{t}$ 为第 t 次迭代时第 i 只麻雀第 j 个维度的位置，$j=\{1,2,\cdots,d\}$；$t_{\max}$ 为最大迭代次数；a 为一个 0 到 1 之间的随机数；R_2 为警报值，$R_2\in[0,1]$；ST 为安全阈值，$\mathrm{ST}\in[0.5,1.0]$；Q 为一个满足正态分布的随机数；$\boldsymbol{L}$ 为 $1\times d$ 的矩阵，其元素全为 1。当 $R_2<\mathrm{ST}$ 时，表明周围没有天敌，生产者进入广域搜索模式；当 $R_2\geqslant\mathrm{ST}$ 时，表明附近存在危险，所有麻雀需要迅速飞到其他安全区域。

加入者的位置信息更新为

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}Q\exp\left(\dfrac{X_{\mathrm{worst}}^{t}-X_{i,j}^{t}}{i^2}\right) & i>n/2\\ X_{\mathrm{p}}^{t+1}+\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{p}}^{t+1}\right|A^{+}L & \text{其他}\end{cases}\tag{13}$$

式中：$X_{i,j}^{t+1}$ 为加入者的最新位置；X_{p}^{t+1} 为生产者占据的最优位置；X_{worst} 为当前全局的最差位置；$\boldsymbol{A}$ 为一个 $1\times d$ 的矩阵，每个元素随机分配 1 或者−1，并且 $\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$。当 $i>n/2$ 时，表明适应度较差的第 i 个加入者最有可能挨饿，需要飞往别的地方获取能量[21]。

再然后，当麻雀种群意识到危险时会做出反捕食行为，则意识到危险的麻雀其位置更新为

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}X_{\mathrm{best}}^{t}+\beta\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{best}}^{t}\right| & f_i>f_j\\ X_{i,j}^{t}+\eta\dfrac{\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{worst}}^{t}\right|}{\left(f_i-f_j\right)+\xi} & f_i=f_j\end{cases}\tag{14}$$

式中：$X_{i,j}^{t+1}$ 为意识到危险的麻雀更新的位置；X_{best} 为当前全局最优位置；β 为步长控制参数，是随机数的正态分布，均值为 0，方差为 1；η 为随机数，$\eta\in[-1,1]$，表示麻雀移动的方向，也是步长控制系数[24]；ξ 为一个小的常数，以避免分母为 0；f_i 和 f_j 分别为当前全局最佳和最差适应度，$f_i>f_j$ 表明麻雀在群体的边缘，$f_i=f_j$ 表明处于种群中间的麻雀意识到了危险，需要靠近其他麻雀。

最后，判断是否满足停止条件。若满足，则输出最优麻雀位置；否则，重新更新发现者与加入者。

1.4 蜣螂优化算法

蜣螂优化 DBO(dung beetle optimization)算法是一种启发式优化算法，由 Xue 等于 2022 年提出，灵感来源于蜣螂的觅食行为[22]。该算法模拟了蜣螂在觅食过程中的行为，通过蜣螂之间的信息交流和协作来寻找最优解，该算法的流程如图 3 所示。

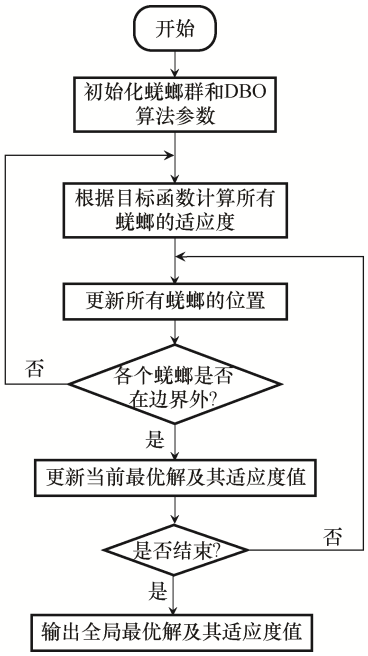


图 3 蜣螂优化算法流程

Fig. 3 Flow chart of DBO algorithm

1.5 鹈鹕优化算法

鹈鹕优化算法POA(pelican optimization algorithm)是 Trojovský 等提出的 1 种算法，该算法模拟了鹈鹕在狩猎过程中的行为动作，由探索和开发 2 个阶段组成[23]，该算法的流程如图 4 所示。

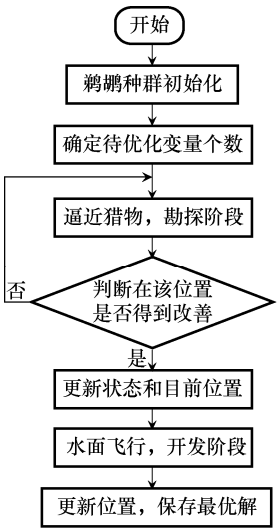


图 4　鹈鹕优化算法流程

Fig. 4 Flow chart of POA

2　基于 VMD 分解和 SSA 优化的 KELM 的电池 SOH 预测模型

本文以基于国标 GB/T 32960 记录的某新能源汽车实际行车数据为例进行分析，这类新能源车辆配置的是桑顿 91.1 kW·h 动力电池系统，采用 32 A·h 三元锂电池芯，数据采集时间跨度为 2019 年到 2021 年。选取其中 4 辆汽车的运行数据进行分析，将车辆编号为 A1、A2、A3、A4。采集的行车数据包括车辆状态、车速、电池的剩余电量、电流、电压、经纬度、单体电池电压、温度、里程等。本文选取了实际操作中容易测量且可获得准确数据的变量，包括电流、电压、温度、里程，将这些变量作为电池 SOH 预测的最佳变量。

2.1　VMD 数据分解

锂电池易受外界温度、自身老化特性和随机干扰等因素影响[25]，在电池退化的过程中，其特征数据不是线性变化的，有着不确定性，电池的 SOH 可能存在突增现象。选取车辆后，先将数据中的 SOH 进行分析处理。定义初始 SOH 为 100%，以 A1 车为例，其 SOH 曲线如图 5 所示，可以明显地看出 SOH 随着天数的增加存在着明显的波动和回升。

为了有效提取电池 SOH 的退化特征，采用 VMD 对电池的 SOH 退化序列进行分解。分解信号前设置合适的模态个数 K，当 K 取值较小时，VMD 算法就和自适应滤波器组一样，在此过程中一些原始信号中的重要信息将会被过滤，从而影响后续预测的精度；当 K 取值较大时，分量的中心频率相距较近，从而会导致模态重复或产生额外的噪声。在分解时，通过观察不同 K 值下的中心频率，最终确定 K=4 最为合适。分解后，可以减少回升和其他干扰对电池 SOH 序列的影响，达到去除噪声干扰、更好地提取电池 SOH 退化特征的目的。A1 车的 SOH 退化序列和经过分解得到的模态分量如图 6 所示。

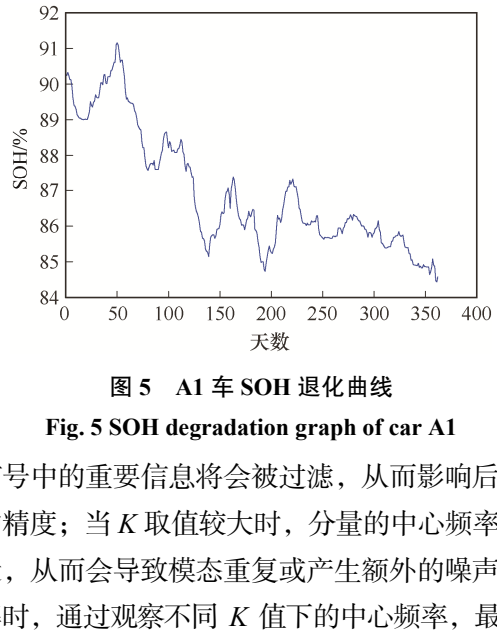


图 5　A1 车 SOH 退化曲线

Fig. 5 SOH degradation graph of car A1

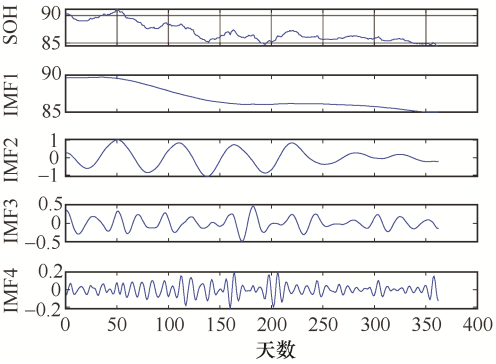


图 6　A1 车的 VMD 分解结果

Fig. 6 VMD decomposition results of car A1

由图 6 可以发现，VMD 分解的 SOH 分量中，IMF1 可以很好地反映电池随着时间增长的 SOH 整体退化趋势，IMF2 的变化趋势与电池 SOH 的局部再生分量的大部分吻合，IMF3 和 IMF4 可反映由干扰因素造成的电池退化过程中的随机波动分量。结果表明，采用 VMD 可有效解耦 SOH 退化数据中的不同信息分量，并降低信号的复杂性和非平稳性。

为了比较 A1 车 SOH 退化曲线原序列与分解序列的相关性，本文采用 Person 相关性分析法来进行分析[26]。Person 相关性分析一般通过数值大小表示相关性强弱，部分相关性较低的模态分量可以被当作噪声舍弃。本文则只选取与原始 SOH 相关系数高的模态分量进行重构变量。原序列与分解序列的 Person 相关性分析结果见表 1。

表 1 A1 车各分量与实际变量的 Person 相关性

Tab. 1 Person correlation of each component of car A1 with actual variable

分量	相关系数
IMF1	0.786
IMF2	0.765
IMF3	0.185
IMF4	0.062

从表 1 可知，IMF1、IMF2 分量的相关系数在强相关范围内，IMF3、IMF4 分量的相关系数比较低，可将这些相关性低的分量当作噪声去掉。

通过观察图 6 和表 1 都能发现，分量 IMF1 和 IMF2 可作为 SOH 预测的初始数据。

2.2 基于 SSA 优化的 KELM 电池 SOH 预测模型

基于健康状态分解的结果构建 SSA-KELM 的 SOH预测模型。利用麻雀搜索算法对核极限学习机的正则化系数和核函数参数进行优化，确定最优参数后构建基于SSA优化的KELM电池SOH预测模型，预测流程如图 7 所示。

该预测模型的步骤为：将数据预处理，划分为训练集和预测集；初始化麻雀种群，设置正则化系数和核函数参数的取值范围；计算麻雀适应度，通过对适应度排序找出最好和最差的个体；根据式(12)~式(13)更新麻雀位置和最佳麻雀位置；利用最优参数建立 SSA-KELM 模型；使用训练后的模型预测未来的 SOH 变化，分析预测结果和误差。

2.3 模型评价指标

采用平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)作为预测模型的评估指标，二者分别定义为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x(i)-\hat{x}(i)\right| \tag{15}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[x(i)-\hat{x}(i)]^2} \tag{16}$$

式中：n 为预测天数；$x(i)$ 为锂电池 SOH 序列的真实值；$\hat{x}(i)$ 为锂电池 SOH 序列的预测值。

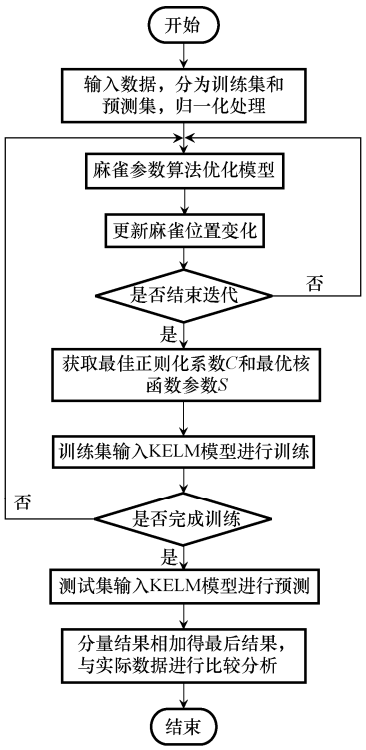


图 7 基于 SSA 优化的 KELM 预测流程

Fig. 7 KELM prediction process based on SSA optimization

上述评估标准可以用来衡量模型预测曲线的拟合程度和预测效果，作为模型的评估指标[26]。评估指标值越小，表明模型的预测准确度越高。

3 实验验证及结果分析

为了说明本文所提方法的优越性，给出了多个不同预测方法的对比仿真[27]。为取得较好的预测效果，使用里程、温度、电流、电压作为本文中算法的输入变量。与本文所提算法对比的预测方法包括 ELM 简单预测模型、KELM 简单预测模型、POA-KELM 集成预测模型和 DBO-KELM 集成预测模型。对各网络模型参数进行调优[28]，调优结果见

表 2。确定好各个模型的参数后，计算其 MAE、RMSE，确定最佳预测方法。

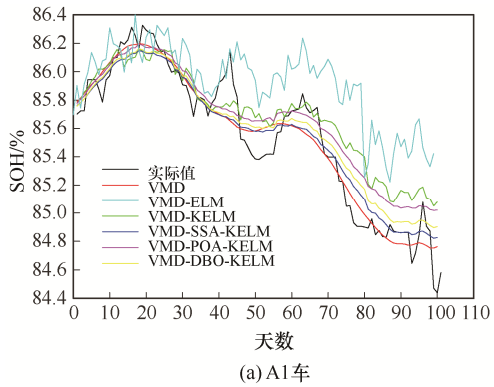
表 2　不同优化算法得到的模型最优参数

Tab. 2 Optimal parameters for models obtained by different optimization algorithms

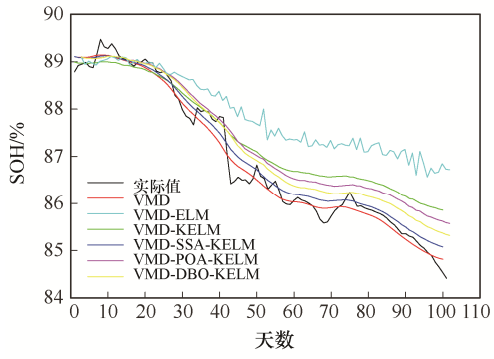
预测模型	最优正则化系数 C	最优核函数参数 S
ELM	1	20
KELM	1	20
SSA-KELM	21	70
DBO-KELM	10	20
POA-KELM	4	4

仿真中均采用已有数据中的最后 100 d 数据作为预测集，采集数据中的里程、温度、电流、电压变量作为模型的输入，VMD 分解之后相关性大的 IMF 分量数据依次作为模型的输出，通过不同模型的训练与预测，得到 4 辆汽车不同模型的 SOH 预测效果，如图 8 所示。

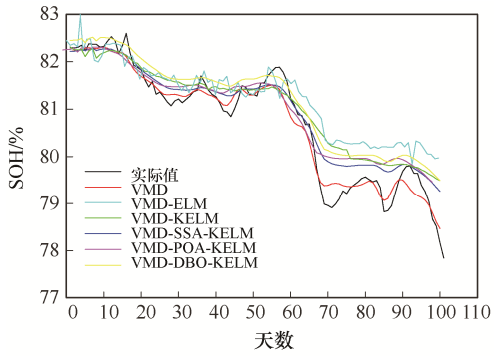
从图 8 可以看出，本文所提 SSA-KELM 模型和其他对照模型整体的预测曲线走势与实际 SOH 曲线几乎相同。其中，ELM 简单模型预测曲线波动大，和 KELM 相比，效果较差；KELM 模型采用不同优化算法的效果各有不同变化；本文所提的 VMD-SSA-KELM 模型预测效果更好，其预测值与实际值更加接近。



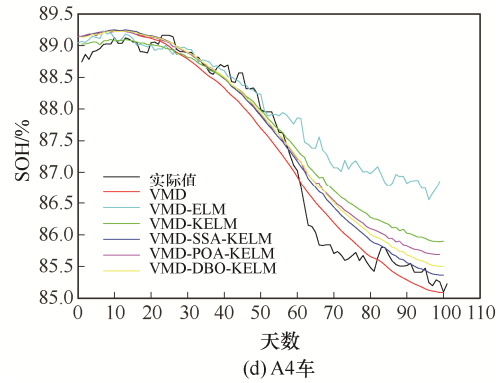
(a) A1车



(b) A2车



(c) A3车



(d) A4车

图 8　不同车辆的 SOH 预测结果

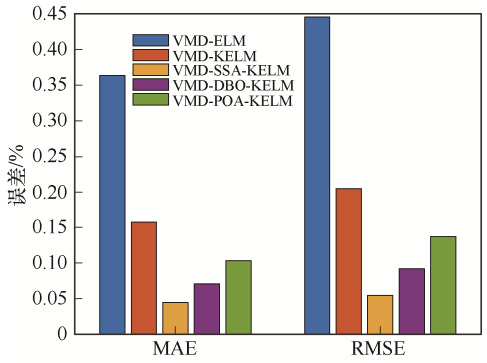
Fig. 8 SOH prediction results for different vehicles

为使预测结果更为直观，采用 MAE 和 RMSE 这 2 个指标对预测模型进行评估，结果如图 9 所示。

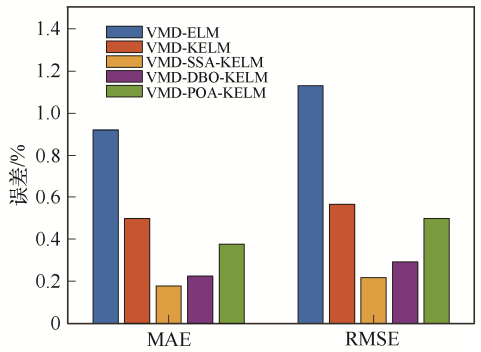
从图 9 可以明显地看出：VMD-KELM 比 VMD-ELM 预测的误差更低，预测效果更好；VMD-ELM 的 RMSE 和 MAE 在 4 辆车的不同模型中都是最大的；VMD-SSA-KELM 的 SSA 算法的寻优能力比 VMD-POA-KELM 的 POA 算法和 VMD-DBO-KELM 的 DBO 算法表现得都好，各项误差指标都有明显下降，说明 SSA 算法具有更高的精度。

定量的误差 RMSE 计算结果见表 3，KELM 比 ELM 效果好。4 辆车中，VMD-ELM 模型的 RMSE 平均值为 0.82%，VMD-KELM 模型的 RMSE 平均值为 0.45%，比 VMD-KELM 模型下降了 0.37%，这说明加核函数之后模型预测精度更高。VMD-SSA-KELM 比 VMD-POA-KELM、VMD-DBO-KELM 的

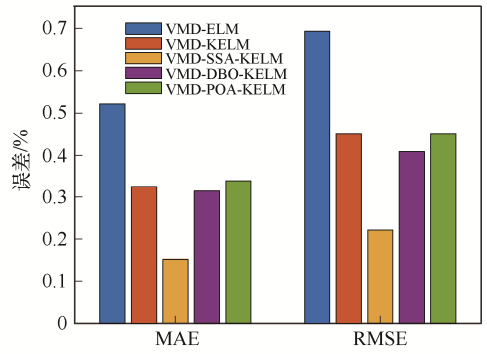
预测效果好，VMD-SSA-KELM 模型的 RMSE 平均值为 0.16%，VMD-POA-KELM 和 VMD-DBO-KELM



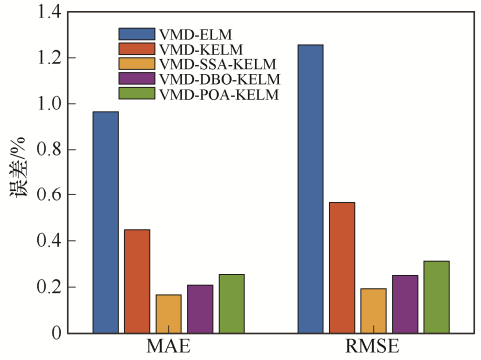
(a) A1车不同预测模型性能



(b) A2车不同预测模型性能



(c) A3车不同预测模型性能



(d) A4车不同预测模型性能

图 9 各个模型的预测评价

Fig. 9 Prediction evaluation of each model

表 3 不同模型预测的 RMSE

Tab. 3 RMSE values of different prediction models

模型	RMSE/%			
	A1 车	A2 车	A3 车	A4 车
VMD-ELM	0.445 4	1.104 8	0.681 1	1.058 0
VMD-KELM	0.205 3	0.584 7	0.434 0	0.565 8
VMD-SSA-KELM	0.054 4	0.169 7	0.210 5	0.193 3
VMD-POA-KELM	0.091 7	0.299 6	0.384 1	0.250 7
VMD-DBO-KELM	0.136 7	0.438 5	0.398 8	0.312 5

模型的 RMSE 平均值分别为 0.26%和 0.32%，比 VMD-SSA-KELM 模型分别升高了 0.10%和 0.16%，这说明 SSA 算法的寻优能力比 POA 算法和 DBO 算法表现得更好，预测结果上具有更高的精度。

从图 9 及表 3 可以看出，VMD-SSA-KELM 是这些预测模型中预测误差最低、预测精度最高的方法；本文提出的新模型在 4 辆车中都适用，证明了本文所提预测模型具有很好的鲁棒性及有效性，可以满足车辆 SOH 预测的需要。使用本文所提方法来预测电池的剩余 SOH，可为锂电池产品维修时间提供理论依据。

4 结论

针对同一类型车辆的 SOH 预测问题，本文提出的预测方法提高了 SOH 预测的精度。为了验证本文提出算法的有效性，将其与另外 4 种模型用于电池的 SOH 预测，得到以下结论：

(1)针对车辆 SOH 退化序列非平稳性的特征，采用 VMD 方法对其进行平稳化处理，分解得到若干个相对稳定的子序列；

(2)KELM 在保留 ELM 优点的基础上提高了 0.37%的精度，同时采用 SSA 算法用于优化 KELM 参数能够在 KELM 模型的基础上提高 0.29%的预测精度；

(3)本文提出的 VMD-SSA-KELM 集成预测模型将数据预处理、预测模型参数优化以及预测误差评估相结合，进行电池 SOH 预测的研究，取得了较好的预测效果。

参考文献：

[1] 廖力, 肖廷奕, 吴铁洲, 等. 基于多健康特征融合的锂电池 SOH 和 RUL 预测[J]. 电源技术, 2023, 47(2): 193-198.

Liao Li, Xiao Tingyi, Wu Tiezhou, et al. SOH and RUL prediction for lithium batteries based on fusion of multiple health features [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(2): 193-198. (in Chinese)

[2] 王栗, 熊瑞, 穆浩. 温度和老化意识融合驱动的电动车辆锂离子动力电池电量和容量协同估计[J]. 电工技术学报, 2020, 35(23): 4980-4987.

Wang Ju, Xiong Rui, Mu Hao. Co-estimation of lithium-ion battery state-of-charge and capacity through the temperature and aging awareness model for electric vehicles [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(23): 4980-4987. (in Chinese)

[3] 王震坡, 王秋诗, 刘鹏, 等. 大数据驱动的动力电池健康状态估计方法综述[J]. 机械工程学报, 2023, 59(2): 151-168.

Wang Zhenpo, Wang Qiushi, Liu Peng, et al. Review on techniques for power battery state of health estimation driven by big data methods [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(2): 151-168. (in Chinese)

[4] 陈吉清, 李子涵, 兰凤崇, 等. 基于非线性降维 IC 特征的实车电池 SOH 估计[J]. 汽车工程, 2023, 45(2): 199-208.

Chen Jiqing, Li Zihan, Lan Fengchong, et al. Real-vehicle battery health state estimation based on nonlinear reduced-dimensional IC features [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(2): 199-208. (in Chinese)

[5] 李心月, 储江伟. 混合电动汽车锂离子电池状态融合估计策略[J]. 电源技术, 2023, 47(2): 204-209.

Li Xinyue, Chu Jiangwei. Novel fusion estimation strategy for state of charge and state of health of hybrid electric vehicle Li-ion batteries [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(2): 204-209. (in Chinese)

[6] 张朝龙, 罗来劲, 刘惠汉, 等. 基于增量能量法和 BiGRU-Dropout 的锂电池健康状态估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 167-176.

Zhang Chaolong, Luo Laijin, Liu Huihan, et al. State of health estimation of Lithium-ion batteries based on incremental energy analysis and BiGRU-Dropout [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 167-176. (in Chinese)

[7] 陈秀秀, 朱凯. 基于 CNN-LSTM 和注意力机制的锂电池健康状态评估[J]. 工业控制计算机, 2022, 35(12): 80-82.

Chen Xiuxiu, Zhu Kai. Assessment of health status of lithium batteries based on CNN-LSTM and attention mechanism [J]. Industrial Control Computer, 2022, 35 (12): 80-82. (in Chinese)

[8] 车云弘, 邓忠伟, 李佳承, 等. 基于数据驱动的电池系统泛化 SOH 估计方法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(24): 253-263.

Che Yunhong, Deng Zhongwei, Li Jiacheng, et al. Generalized data-driven SOH estimation method for battery systems [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(24): 253-263. (in Chinese)

[9] 刘萍, 李泽文, 蔡雨思, 等. 基于等效电路模型和数据驱动模型融合的 SOC 和 SOH 联合估计方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10): 3232-3243.

Liu Ping, Li Zewen, Cai Yusi, et al. Joint estimation method of SOC and SOH based on fusion of equivalent circuit model and data-driven model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10): 3232-3243. (in Chinese)

[10] 赵靖英, 胡劲, 张雪辉, 等. 基于锂电池模型和分数阶理论的 SOC-SOH 联合估计[J]. 电工技术学报, 2023, 38(17): 4551-4563.

Zhao Jingying, Hu Jin, Zhang Xuehui, et al. Joint estimation of the SOC-SOH based on lithium battery model and fractional order theory [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(17): 4551-4563. (in Chinese)

[11] 王辉, 严欢, 张晓滨, 等. 基于分数阶的锂电池 SOC 和 SOH 联合在线估计[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 256-265.

Wang Hui, Yan Huan, Zhang Xiaobin, et al. Joint online estimation of SOC and SOH for lithium batteries based

on fractional-order models [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 256-265. (in Chinese)

[12] 王雪, 游国栋, 房成信, 等. 基于 IMOCS-BP 神经网络的锂离子电池 SOH 估计[J]. 电源学报, 2024, 22(1): 94-100.
Wang Xue, You Guodong, Fang Chengxin, et al. SOH estimation of lithium-ion battery based on IMOCS-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(1): 94-100. (in Chinese)

[13] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.

[14] 高德欣, 刘欣, 杨清. 基于卷积神经网络与双向长短时融合的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 信息与控制, 2022, 51(3): 318-329, 360.
Gao Dexin, Liu Xin, Yang Qing. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on CNN and BiLSTM fusion [J]. Information and Control, 2022, 51(3): 318-329, 360. (in Chinese)

[15] Jia Jianfang, Liang Jianyu, Shi Yuanhao, et al. SOH and RUL prediction of lithium-ion batteries based on Gaussian process regression with indirect health indicators [J]. Energies, 2020, 13(2): 375.

[16] Zhang Chaolong, Zhao Shaishai, He Yigang. An integrated method of the future capacity and RUL prediction for lithium-ion battery pack [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3): 2601-2613.

[17] 韩乔妮, 姜帆, 程泽. 变温度下 IHF-IGPR 框架的锂离子电池健康状态预测方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3705-3720.
Han Qiaoni, Jiang Fan, Cheng Ze. State of health estimation for lithium-ion batteries based on the framework of IHF-IGPR under variable temperature [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3705-3720. (in Chinese)

[18] 姜媛媛, 刘柱, 罗慧, 等. 锂电池剩余寿命的 ELM 间接预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 179-185.
Jiang Yuanyuan, Liu Zhu, Luo Hui, et al. ELM indirect prediction method for the remaining life of lithium-ion battery [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2): 179-185. (in Chinese)

[19] 王萍, 张吉昂, 程泽. 基于最小二乘支持向量机误差补偿模型的锂离子电池健康状态估计方法[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 613-623.
Wang Ping, Zhang Ji'ang, Cheng Ze. State of health estimation of Li-ion battery based on least squares support vector machine error compensation model [J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 613-623. (in Chinese)

[20] Xue Jiankai, Shen Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22- 34.

[21] Liu Jiazhi, Liu Xintian. An improved method of state of health prediction for lithium batteries considering different temperature [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 63: 107028.

[22] Xue Jiankai, Shen Bo. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.

[23] Trojovský P, Dehghani M. Pelican optimization algorithm: A novel nature-inspired algorithm for engineering applications [J]. Sensors, 2022, 22(3): 855.

[24] 戴海峰, 姜波, 魏学哲, 等. 基于充电曲线特征的锂离子电池容量估计[J]. 机械工程学报, 2019, 55(20): 52-59.
Dai Haifeng, Jiang Bo, Wei Xuezhe, et al. Capacity estimation of lithium-ion batteries based on charging curve features [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(20): 52-59. (in Chinese)

[25] Zhang Yueying, Guo Yi. Estimation of state of charge and state of health of marine lithium battery based on BP neural network [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2450(1): 012091.

[26] 陈晓宇, 耿萌萌, 王乾坤, 等. 基于电化学阻抗特征选择和高斯过程回归的锂离子电池健康状态估计方法[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(9): 2995-3002.
Chen Xiaoyu, Geng Mengmeng, Wang Qiankun, et al.

Electrochemical impedance feature selection and Gaussian process regression based on the state-of-health estimation method for lithium-ion batteries [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(9): 2995-3002. (in Chinese)

[27] 史永胜, 任嘉睿, 李锦, 等. 基于 DeepAR 与特征选择的锂离子电池在线状态估计[J]. 电源学报, 2023, 21(2): 163-171.
Shi Yongsheng, Ren Jiarui, Li Jin, et al. Online state estimation of lithium-ion batteries based on DeepAR and feature selection [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(2): 163-171. (in Chinese)

[28] 资京, 丘东元, 肖文勋, 等. 电动汽车三相无线充电系统关键技术研究综述[J]. 电源学报, 2022, 20(6): 24-33.
Zi Jing, Qiu Dongyuan, Xiao Wenxun, et al. Review of key technologies of three-phase wireless charging system for electric vehicles [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(6): 24-33. (in Chinese)



巫春玲

作者简介：

巫春玲(1978—)，女，博士，副教授。研究方向：新能源电动汽车及储能系统电池管理研究。E-mail：wuchl@chd.edu.cn。

吕晶晶(1998—)，女，硕士研究生。研究方向：电池健康状态研究。E-mail：ljj1538364@163.com。

相里康(1988—)，男，通信作者，博士，讲师。研究方向：新能源车电子制动控制、部件故障诊断。E-mail：kxiangli@chd.edu.cn。

孟锦豪(1988—)，男，博士，副教授。研究方向：储能系统设计与能量管理。E-mail：jinhao@xjtu.edu.cn。

黄鑫蓉(1993—)，女，博士，讲师。研究方向：电池管理系统，电动汽车储能系统。E-mail：xinronghuang2021@163.com。

张震(1986—)，男，博士，讲师。研究方向：电力电子建模与控制。E-mail：zhenzhang@chd.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)