DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.2.233 中图分类号：TM912 文献标志码：A

基于 ISSA-GPR 的锂离子电池健康状态估计

张梦迪[1]，刘 洋[1]，陈 健[2]，吉金鹏[1]，姚智伟[1]，公衍勇[1]
(1.山东理工大学电气与电子工程学院，淄博 255049；2.淄博市计量技术研究院，淄博 255025)

摘要：由于电池健康状态 SOH(state-of-health)难以被直接测量，因此对 SOH 的准确估计对保证电池安全运行至关重要。基于此，提出了 1 种改进麻雀搜索算法优化高斯过程回归 ISSA-GPR(improved sparrow search algorithm-Gaussian process regression)锂离子电池健康状态估计方法。首先采用改进麻雀搜索算法优化高斯过程回归模型参数，构建基于改进麻雀搜索算法的高斯过程回归模型；然后分析容量增量曲线，提取表征电池容量退化的健康因子作为模型的输入，并通过改进麻雀搜索算法确定以峰值为中心峰面积的最佳电压区间长度，进而得到电池健康状态估计模型；最后利用公开的实验数据集进行验证。结果表明，所提 ISSA-GPR 方法能够对电池健康状态进行准确估计。

关键词：锂离子电池；健康状态；容量增量曲线；健康因子；麻雀搜索算法；高斯过程回归

Estimation of State-of-health of Lithium-ion Batteries Based on ISSA-GPR

ZHANG Mengdi[1], LIU Yang[1], CHEN Jian[2], JI Jinpeng[1], YAO Zhiwei[1], GONG Yanyong[1]
(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China;
2. Zibo Institute of Measurement Technology, Zibo 255025, China)

Abstract: The state-of-health (SOH) of a battery is difficult to be directly measured, so an accurate estimation of SOH is critical for ensuring its safe operation. Aimed at the problem of SOH estimation of lithium-ion batteries, an SOH estimation method based on improved sparrow search algorithm-Gaussian process regression (ISSA-GPR) is proposed. First, ISSA is used to optimize the parameters of a GPR model, and the GPR model based on ISSA is constructed. Then, the capacity increment curve is analyzed to extract the health factors that characterize the battery capacity degradation as the input of the model, the optimal voltage interval length with the peak as the center area is determined by ISSA, and the SOH of batteries is obtained to perform estimation. Finally, the public experimental data sets are applied to verify the proposed method. Experimental results show that the proposed ISSA-GPR method can accurately estimate the SOH of batteries.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-health (SOH); capacity increment curve; health factor; sparrow search algorithm; Gaussian process regression (GPR)

收稿日期：2023-07-11；**修回日期：**2023-09-12；**录用日期：**2023-10-13；**网络首发日期：**2023-12-19
基金项目：国家重点研发计划项目(2017YFB0902800)；山东省研究生教育教学改革研究项目(SDYJG19103)；国家电网有限公司科技项目(52094017003D)
This work is supported by the National Key R&D Program of China under the grant 2017YFB0902800; Shandong Province Postgraduate Education and Teaching Reform Research Project under the grant SDYJG19103; Science and Technology Project of State Grid Corporation of China under the grant 52094017003D

在“双碳”战略的引导下，锂离子电池因具有成本低、污染小和寿命长等特点被广泛应用于分布式储能、新能源汽车等领域。锂离子电池老化会引发容量衰减、内阻增加等问题，从而影响到电池的安全稳定运行。因此，如何准确及时地估计锂离子电池健康状态 SOH(state-of-health)成为预防因电池性能退化引发安全事故的关键问题之一。

国内外对锂离子电池健康状态的估计方法主要分为基于模型的方法和基于数据驱动的方法[1]。

基于模型的方法通过建立电池老化模型进行 SOH 估计[2-4]。文献[2]使用平方根无迹卡尔曼滤波对电池内部压降的状态空间方程进行求解，得到 1 种基于自回归等效电路模型的估计模型来实现对 SOH 的估计，但是该算法性能受到方程准确度的影响；文献[3]提出 1 种基于电化学模型的锂离子 SOH 估计方法，采用递归最小二乘法在线识别模型参数，并通过无迹卡尔曼滤波器估计电池状态。大多数基于模型的方法均存在电池物理参数识别困难、所得模型对扰动鲁棒性差等问题。

根据电池外部量测数据构建健康状态估计模型[5]用于电池状态评估可以一定程度上避免参数识别准确度及电池实际模型不确定带来的问题。文献[6]使用支持向量回归建立 SOH 估计模型，并以多个充电过程健康因子融合所得综合健康因子作为模型输入实现 SOH 估计；文献[7]在文献[6]基础上针对单算法模型提出 1 种基于误差补偿模型的组合估计方法，然而容量再生等会对方法性能造成影响；文献[8]针对容量再生问题选用容量作为健康因子，采用粒子群算法优化的门控循环单元网络来减小电池容量再生对估计结果的影响，然而容量测量的准确度直接影响估计性能；文献[9]提出基于共轭梯度法优化高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)的电池健康状态估计模型，由于受到共轭梯度法优化初值影响，其 GPR 参数优化结果可能陷入局部最优解，进而导致估计精度的不确定；为解决高斯过程回归参数优化问题，文献[10]将欧姆内阻增量和电压样本熵作为健康因子，使用自适应变异粒子群算法优化高斯过程回归超参数，然而参数优化结果局部最优、过拟合等问题仍未得到有效解决。

针对上述问题，本文提出 1 种基于改进麻雀搜索算法 ISSA(improved sparrow search algorithm)优化高斯过程回归的 SOH 估计方法。首先使用改进麻雀搜索算法对高斯过程回归参数进行优化，构建基于改进麻雀搜索算法的高斯过程回归模型；然后对容量增量曲线进行分析，提取了 4 个健康因子作为模型的输入，采用改进麻雀搜索算法确定峰面积的最佳电压区间长度，构建锂离子电池健康状态估计模型。最后通过实验验证了估计模型和健康因子的有效性。

1 预备知识

1.1 高斯过程回归

高斯过程回归是 1 种非参数回归分析的模型[9]。设训练集 $(\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y})=\{\boldsymbol{x}_i,y_i\}_{i=1}^{n}$，$n$ 为训练样本个数，$\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1\ \ \boldsymbol{x}_2\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{x}_n]$ 和 $\boldsymbol{Y}=[y_1\ \ y_2\ \ \cdots\ \ y_n]$ 分别构成模型的输入和输出。$g(\boldsymbol{X})$ 统计特性由均值函数 $m(\boldsymbol{X})$ 和协方差函数 $K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})$ 确定，表示为

$$\begin{cases} g(\boldsymbol{X})\sim \mathrm{GP}(m(\boldsymbol{X}),K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})) \\ m(\boldsymbol{X})=E[g(\boldsymbol{X})] \\ K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})=E[(g(\boldsymbol{X})-m(\boldsymbol{X}))(g(\boldsymbol{X})-m(\boldsymbol{X}))^{\mathrm{T}}] \end{cases} \tag{1}$$

测量数据中可能存在噪声影响，则含噪声 ε 的 GPR 模型表示为

$$\boldsymbol{Y}=g(\boldsymbol{X})+\varepsilon \qquad \varepsilon\sim N(0,\sigma_m^2) \tag{2}$$

式中，σ_m 为观测噪声标准差。$\boldsymbol{Y}$ 的先验分布公式为

$$\boldsymbol{Y}\sim N(0,K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})+\sigma_m^2\boldsymbol{I}_m) \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{I}_m$ 为 m 维单位矩阵。进而得到估计值 $\boldsymbol{Y}^*$ 所满足的后验条件分布为

$$p(\boldsymbol{Y}^*\mid\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y},\boldsymbol{X}^*)\sim N(m(\boldsymbol{Y}^*),\mathrm{cov}(\boldsymbol{Y}^*)) \tag{4}$$

则其均值和协方差分别表示为

$$\begin{cases} m(\boldsymbol{Y}^*)=K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X}^*)[K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})+\sigma_m^2\boldsymbol{I}_m]^{-1}\boldsymbol{Y} \\ \mathrm{cov}(\boldsymbol{Y}^*)=K(\boldsymbol{X}^*,\boldsymbol{X}^*)-K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X}^*)\cdot \\ \qquad [K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})+\sigma_m^2\boldsymbol{I}_m]^{-1}K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X}^*) \end{cases} \tag{5}$$

1.2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法由 Xue 等[11]于 2020 年提出，该算法模拟麻雀群体的觅食与反捕食现象。麻雀种群包括发现者、追随者、警戒者，其中发现者的位置更新表达式为

$$\boldsymbol{X}_{i,j}^{t+1}=\begin{cases} \boldsymbol{X}_{i,j}^{t}\,\mathrm{e}^{-i/(aM)} & R_2<S_{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{X}_{i,j}^{t}+Q\cdot\boldsymbol{L} & R_2\geqslant S_{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{i,j}^{t}$ 为第 i 只麻雀第 j 维的当前位置；t 为当前迭代次数；M 为最大迭代次数；a 为 (0,1] 的随机数；Q 为服从正态分布的随机数；$\boldsymbol{L}$ 为元素均为 1 的 $1\times d$ 维矩阵；S_{T} 为安全阈值；$R_2\in[0,1]$ 为预警值随机数。追随者位置更新表达式为

$$\boldsymbol{X}_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}Q\cdot \mathrm{e}^{\left(\frac{\boldsymbol{X}_{\mathrm{worst}}^{t}-\boldsymbol{X}_{i,j}^{t}}{i^2}\right)} & i>\dfrac{N}{2}\\ \boldsymbol{X}_{\mathrm{p}}^{t+1}+\left|\boldsymbol{X}_{i,j}^{t}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{p}}^{t+1}\right|\cdot\boldsymbol{A}^{+}\cdot\boldsymbol{L} & i\leqslant\dfrac{N}{2}\end{cases}\tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\mathrm{worst}}^{t}$ 为麻雀当前最劣位置；$\boldsymbol{X}_{\mathrm{p}}^{t+1}$ 为 t+1 次迭代麻雀最优位置；$\boldsymbol{A}^{+}=a^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$，$\boldsymbol{A}$ 为 $1\times d$ 的矩阵，每个元素随机赋值 1 或−1；N 为麻雀种群大小。种群内 10%~20%的麻雀会意识到危险[11]，警戒者位置更新表达式为

$$\boldsymbol{X}_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}^{t}+\beta\left|\boldsymbol{X}_{i,j}^{t}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}^{t}\right| & f_{\mathrm{now}}\neq f_{\mathrm{best}}\\ \boldsymbol{X}_{i,j}^{t}+K\left[\dfrac{\left|\boldsymbol{X}_{i,j}^{t}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{worst}}^{t}\right|}{(f_{\mathrm{now}}-f_{\mathrm{best}})+a}\right] & f_{\mathrm{now}}=f_{\mathrm{best}}\end{cases}\tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}^{t}$ 为麻雀当前最优位置；β 为服从均值为 0、方差为 1 的随机数；K 为 $[-1,1]$ 之间的随机数；f_{now}、f_{best} 分别为当前、最优麻雀适应度值。由于 f_{now} 与 f_{best} 存在一致的可能，因此引入 a 以避免分母为 0，本文设置 $a=1\times10^{-50}$。

2　改进麻雀搜索算法优化高斯过程回归网络

2.1　改进麻雀搜索算法

由于麻雀搜索算法在优化过程中存在收敛过早、局部最优和迭代速度慢的问题[12]，因此本文对种群初始化、发现者位置、警戒者数目及混合变异更新 4 个方面进行改进，具体改进措施如下。

(1)种群初始化

麻雀搜索算法随机产生使得初始种群分布不均。因此，为维持种群多样性引入 Cubic 混沌映射算法，即

$$z_{i+1,j}=\rho z_{i,j}(1-z_{i,j}^{2})\tag{9}$$

式中：$z_{i,j}$ 为第 i 次迭代第 j 维状态变量；$i=1,2,\cdots,N$，N 为种群规模；$j=1,2,\cdots,D$，D 为决策变量维度数；ρ 为控制参数。

对种群位置进行映射，可表示为

$$x_{i,j}=X_{\mathrm{lb}}+(X_{\mathrm{ub}}-X_{\mathrm{lb}})\cdot z_{i,j}\tag{10}$$

式中：X_{lb} 为个体下限；X_{ub} 为个体上限；$x_{i,j}$ 为第 i 只麻雀第 j 维的位置。

通过随机反向学习得到备选种群，然后由混沌映射种群和随机反向种群得到所提算法的初始麻雀种群，可表示为

$$x'_{i,j}=X_{\mathrm{lb}}+r_{\mathrm{a}}\cdot(X_{\mathrm{ub}}-x_{i,j})\tag{11}$$

式中，r_{a} 为[0,1]范围内的随机数。

(2)发现者位置更新

通过引入自适应螺旋变化策略[13]对发现者位置进行更新，可表示为

$$\boldsymbol{X}_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}v\cdot\boldsymbol{X}_{i,j}^{t}\,\mathrm{e}^{-i/(aM)} & R_2<S_{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{X}_{i,j}^{t}+Q\cdot\boldsymbol{L} & R_2\geqslant S_{\mathrm{T}}\\ v=D\cdot\mathrm{e}^{(b\cdot p)}\cdot\cos(2\pi p)\\ D=\mathrm{e}^{\{5\cos[\,pi\cdot(1-(t/M)^2)]\}}\end{cases}\tag{12}$$

式中：v 为螺旋探索因子；b 为螺旋形状动态数；p 为路径系数，$p\in[-1,1]$ 且为随机数。

(3)动态警戒者数目

由于种群内 10%~20%的麻雀会意识到危险，大多数应用中种群警戒者数目固定，从而影响了算法的收敛速度[11]。为了适应数据的动态变化，对警戒者数目进行动态调整，即警戒者数量 S 更新为

$$S=\mathrm{round}\{N\cdot[S_1-(S_1-S_2)(t/M)^2]\}\tag{13}$$

式中：S_1 为初始警戒者比例；S_2 为迭代结束时警戒者比例；round 为取整函数。

(4)混合变异更新

使用最优、最差位置麻雀和柯西变异算子对每步迭代结果进行变异扰动，可表示为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{new}}=\begin{cases}X_{\mathrm{lb}}+r_{\mathrm{a}}\cdot(X_{\mathrm{ub}}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}})\\ \qquad r<0.33\\ X_{\mathrm{lb}}+r_{\mathrm{a}}\cdot(X_{\mathrm{ub}}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{worst}})\\ \qquad 0.33\leqslant r<0.66\\ \boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}+\mathrm{cauchy}(0,1)\cdot\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}\\ \qquad 0.66\leqslant r\leqslant1\end{cases}\tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\text{new}}$ 为更新的麻雀位置；r 为[0, 1]范围内的随机数；cauchy(0, 1)为标准柯西分布。

当变异解优于当前迭代解时，则使用变异解构成新的最优麻雀群体，即

$$\boldsymbol{X}_{\text{best}}=\begin{cases}\boldsymbol{X}_{\text{new}} & f(\boldsymbol{X}_{\text{best}})>f(\boldsymbol{X}_{\text{new}})\\ \boldsymbol{X}_{\text{best}} & \text{其他}\end{cases} \tag{15}$$

式中，$f(\cdot)$为适应度函数。

2.2 改进麻雀搜索算法优化高斯过程回归流程

选择平方指数 SE(squared exponential)函数[10]作为协方差函数，其表达式为

$$k(\boldsymbol{x}_p,\boldsymbol{x}_q)=\sigma_f^2\exp\left(\frac{1}{2l^2}\left\|\boldsymbol{x}_p-\boldsymbol{x}_q\right\|^2\right) \tag{16}$$

式中：$k(\boldsymbol{x}_p,\boldsymbol{x}_q)$为 $K(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X})$的第 p 行 q 列元素；σ_f 为信号标准差；l 为长度尺度。使用改进麻雀搜索算法对高斯过程回归参数集合 $\theta=(\sigma_f,l,\sigma_m)$进行优化，优化流程如图 1 所示，主要步骤如下。

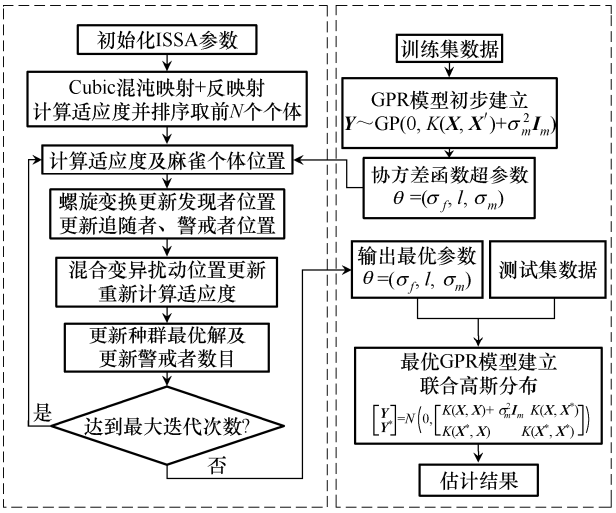


图 1 改进麻雀优化高斯过程回归流程

Fig. 1 Flow chart of ISSA-GPR

步骤一 数据预处理。采集电池运行数据，然后划分训练集和测试集。

步骤二 高斯过程回归参数优化。使用改进麻雀搜索算法对高斯过程回归参数集合 $\theta=(\sigma_f,l,\sigma_m)$进行优化，将均方根误差作为适应度函数进行迭代，当适应度值达到阈值或最大迭代次数时停止，输出最优参数进而建立 ISSA-GPR 模型。

步骤三 锂离子电池健康状态估计。将测试集数据代入到建立好的 ISSA-GPR 模型中，对电池健康状态进行估计。

3 结果与分析

本文采用牛津大学实验室实验数据和美国国家航空航天局 NASA 电池数据集数据。牛津大学实验数据为 740 mA·h 的钴酸锂离子袋装电池在环境温度 40 ℃下的实验数据，在 ARTEMIS 工况动态放电实验中，每 100 次老化循环进行数据采集；NASA 电池数据集选用 2 A·h 的 18650 型锂离子电池，充电过程采用恒流恒压方式，放电过程则以 2.00 A 的恒定电流放电。电池健康状态可表示为

$$S_{\text{OH}}=\frac{Q_{\max}}{Q_{\text{new}}} \tag{17}$$

式中：$Q_{\max}$ 为锂离子电池最大可用容量；Q_{new} 为锂离子电池标称容量。

选取牛津大学数据集中电池 Cell1、Cell2、Cell3、Cell7、Cell8，NASA 数据集中电池 B0005、B0006 进行研究。具体的电池实验信息见表 1。

表 1 电池实验信息

Tab. 1 Experimental information about batteries

数据来源	电池类型	电池编号	温度/℃	充电电流/A	放电电流/A	循环次数
牛津大学数据集	SLPB533459H4 钴酸锂离子袋装电池	Cell1	40	0.74	0.74	78
		Cell2	40	0.74	0.74	73
		Cell3	40	0.74	0.74	76
		Cell7	40	0.74	0.74	77
		Cell8	40	0.74	0.74	76
NASA 数据集	18650 型锂离子电池	B0005	24	1.50	2.00	166
		B0006	24	1.50	2.00	166

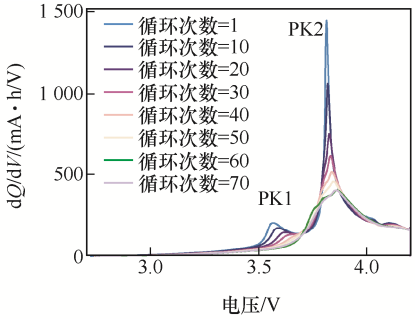
3.1 健康因子提取

鉴于电池容量和内阻难以直接测量，可以通过容量增量来描述电池的健康状态[14-16]，容量增量 IC(incremental capacity)可表示为

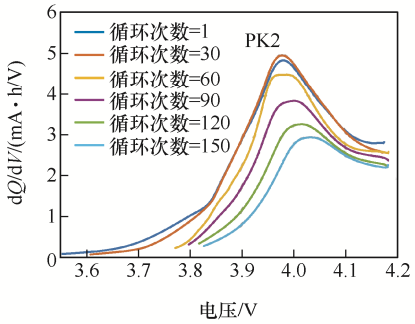
$$I_{\text{C}}=\frac{\text{d}Q}{\text{d}V}\approx\frac{\Delta Q}{\Delta V}=\frac{Q(k)-Q(k+1)}{V(k)-V(k+1)} \tag{18}$$

式中：ΔQ 为容量差值；ΔV 为电压差值；k 为电池循环次数。以电池 Cell1 和电池 B0005 为例绘制容量增量曲线，如图 2 所示。从图 2(a)和(b)可以看

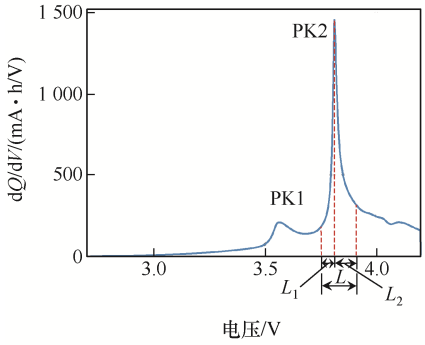
出，电池 Cell1 和电池 B0005 在不同循环下的容量增量曲线存在峰值的变化，并且随着电池循环次数的增加，峰的位置逐渐发生偏移并减小，最终 PK1 峰会随着电池老化而消失。



(a) Cell1



(b) B0005



(c) H_1健康因子

图 2　容量增量曲线

Fig. 2 Capacity increment curves

一般来说，IC 曲线特征中用于健康状态估计的方法通常采用固定电压区间内的峰面积[15-18]，但这显然会受到电池循环次数的限制，无法很好地反映电池的老化特性。针对这一问题，本文将动态峰值面积与固定峰值面积相结合，提出 H_1~H_4 共 4 个健康因子，分别表述如下。

H_1：约束电压区间长度的 PK2 动态峰值面积，如图 2(c)所示，其中 L 为电压区间总长度，取值为 0.25 V。H_1 的表达式为

$$H_1=\int_{v_3-L_1}^{v_3+L_2}\frac{\mathrm{d}Q}{\mathrm{d}V}\mathrm{d}V=Q_{v_3+L_2}-Q_{v_3-L_1} \tag{19}$$

式中：v_3 为 PK2 峰的峰值电压；L_1 为 PK2 峰的左区间电压；L_2 为 PK2 峰的右区间电压。

H_2：不约束电压区间长度的 PK2 动态峰值面积；图 2(c)中，H_2 为以 IC 曲线峰值为中心，分别考虑了左侧区间 L_1 和右侧区间 L_2 的长度，对 L_1 和 L_2 的长度进行各自取值计算的峰面积。

H_3：电压区间 3.55~3.75 V 上的 PK1 峰的峰面积。

H_4：电压区间 3.79~4.00 V 上的 PK2 峰的峰面积。

由图 2(b)可以看出，NASA 数据集的电池 B0005 只存在 1 个 PK2 峰，因此，在对于 NASA 电池的测试中，选取 H_1、H_2 和 H_3 作为健康因子。针对电池 Cell1、Cell3 和 B0005 使用皮尔逊(Pearson)相关系数和斯皮尔曼(Spearman)相关系数来分析所提健康因子的相关性，相关性系数见表 2。由表 2 可知，相较于文献[15]和文献[16]，所提出的健康因子与电池容量之间具有较高的相关性。

3.2　ISSA 性能测试

使用表 3 所示标准测试函数对改进麻雀搜索算法的性能进行测试，测试时的种群规模为 30，最大迭代次数为 500。

各算法的测试结果见表 4。可以看出，对单峰函数 F_1，ISSA 算法测试结果的最优值、平均值和标准差都为 0，在这 3 个方面的性能明显优于 SSA、WOA、HPO、PSO 和 GA 算法；对于存在随机干扰的复合函数 F_2 和多峰函数 F_3，存在干扰和局部极值，对于算法跳出局部最优达到全局最优有影响，所提 ISSA 算法的最优值、平均值和标准差仍优于其他 5 种算法，ISSA 算法跳出局部极值，全局寻优能力强。

各算法的收敛曲线如图 3 所示。从图 3(a)可看出，ISSA 算法在收敛速度和寻优精度上有很大提升，说明对初始种群优化扩大了搜索范围，并且加

入动态警戒者数目在保证精度前提下快速收敛，使算法稳定性和收敛性能更好。从图 3(b)和(c)可以看出，ISSA 算法的收敛速度最快，且最优解优于其他算法，说明在加入发现者位置更新和多种变异扰动策略后，最优麻雀搜索算法能够有效跳出局部极值，加快算法收敛速度。

表 2 健康因子与容量之间的相关系数

Tab. 2 Correlation coefficient between health factor and capacity

健康因子	Pearson 相关系数			Spearman 相关系数		
	Cell1	Cell3	B0005	Cell1	Cell3	B0005
H_1	0.995 1	0.996 8	0.997 5	0.990 7	0.995 4	0.994 7
H_2	0.995 3	0.996 4	0.996 0	0.999 4	0.999 6	0.993 9
H_3	0.999 2	0.998 9	—	0.999 3	0.998 5	—
H_4	0.999 5	0.999 4	0.993 3	0.999 7	0.999 7	0.986 4
dV-dt_1[15]	0.999 0	0.998 5	—	0.999 2	0.998 3	—
CCR-CVR[16]	0.987 9	0.874 2	—	—	—	—

表 3 测试函数

Tab. 3 Test functions

测试函数	取值范围	最优值
$F_1(x)=\sum_{i=1}^{30}x_i^2$	[−100,100]	0
$F_2(x)=\sum_{i=1}^{30}ix_i^4+\text{random}[0,1)$	[−1.28,1.28]	0
$F_3(x)=-\sum_{i=1}^{30}(x_i\sin(\sqrt{\lvert x_i\rvert}))$	[−500,500]	−12 569.5

表 4 算法测试结果对比

Tab. 4 Comparison of test result among different algorithms

算法	F_1			F_2			F_3		
	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差
ISSA	0	0	0	1.67×10^{-7}	1.56×10^{-4}	1.49×10^{-4}	−12 569.49	−12 569.49	0.003 7
SSA[11]	0	5.05×10^{-58}	1.77×10^{-57}	2.70×10^{-5}	5.34×10^{-4}	4.69×10^{-4}	−9 240.70	−8 141.44	629.29
WOA[19]	7.73×10^{-83}	2.17×10^{-75}	8.91×10^{-75}	2.96×10^{-5}	4.20×10^{-3}	4.42×10^{-3}	−12 569.47	−11 040.03	1 730.89
HPO[20]	5.94×10^{-186}	2.06×10^{-173}	0	1.92×10^{-5}	3.52×10^{-4}	4.00×10^{-4}	−9 922.17	−8 842.91	656.77
PSO[21]	1.44×10^{-5}	1.01×10^{-4}	1.11×10^{-4}	5.21×10^{-3}	2.04×10^{-2}	9.62×10^{-3}	−3 163.29	−2 610.70	310.18
GA[22]	1.96×10^{-3}	4.20×10^{-3}	4.65×10^{-2}	6.81×10^{-4}	3.83×10^{-3}	2.23×10^{-3}	−1 894.89	−1 324.84	240.83

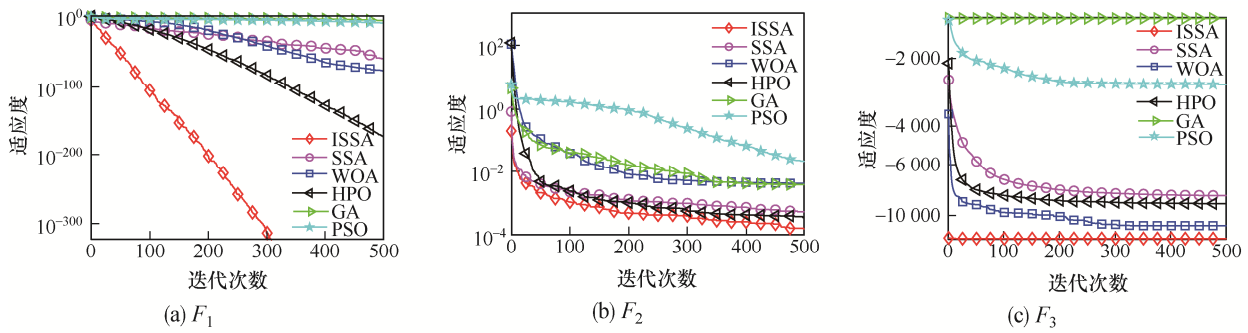


图 3 收敛曲线

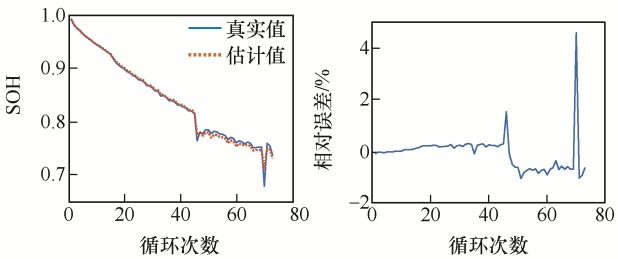
Fig. 3 Convergence curves

3.3 电池健康状态估计

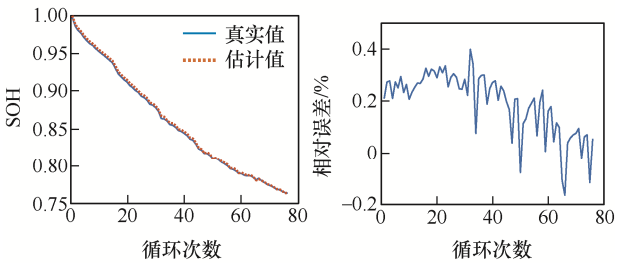
将本文所提健康因子作为输入，采用平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、均方根误差 RMSE (root mean squared error)和平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)对电池健康估计结果进行评估，并通过变分模态分解 VMD (variational mode decomposition)的方法对健康因子序列中的异常数据进行清洗，使用模态分解值对异常数据进行修正处理。

3.3.1 估计算法性能测试

为了评估所提估计算法的性能，使用电池 Cell1 的数据作为训练数据集，然后对电池 Cell2 和 Cell3 进行测试。图 4 为所提方法的估计结果。由图 4(a)可知，对于电池 Cell2 而言，尽管在第 70 次循环时实际 SOH 发生突变，使得相对估计误差为 4.54%，但总体相对误差均在−1.06%~1.52%的范围内；图 4(b)显示的结果类似。对于电池 Cell3 而言，所提方法的相对估计误差在−0.15%~0.40%内波动。



(a) Cell2



(b) Cell3

图 4　电池健康状态估计结果(算法性能)

Fig. 4 SOH estimation results of batteries (algorithm performance)

不同估计方法对 2 块电池健康状态估计的评估指标结果见表 5。可以看出，电池 Cell2 估计结果的评估指标 MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.34%、0.52%、0.14%；电池 Cell3 估计结果的评估指标 MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.18%、0.20%、0.21%。ISSA-GPR 方法的电池 Cell2 和电池 Cell3 的 MAE 值均约为 ANN 方法的 1/3。

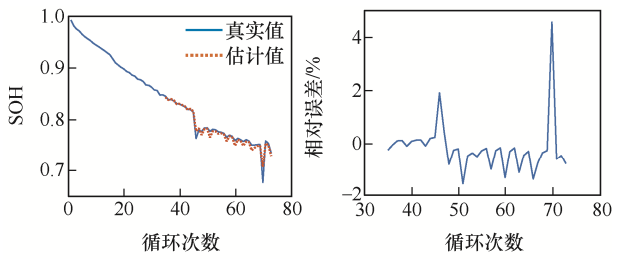
表 5　锂离子电池 SOH 估计结果评估指标(算法性能)

Tab. 5 Evaluation indexes for SOH estimation results of lithium-ion batteries (algorithm performance)

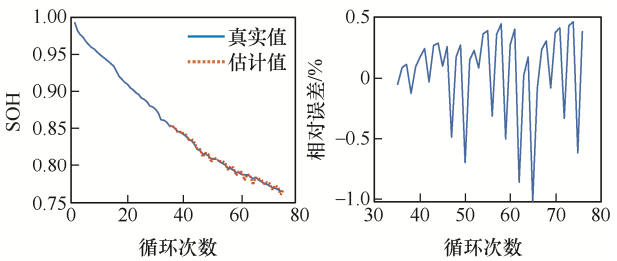
估计方法	电池编号	MAE/%	RMSE/%	MAPE/%
ISSA-GPR	Cell2	0.34	0.52	0.14
	Cell3	0.18	0.20	0.21
ANN[22]	Cell2	0.97	—	—
	Cell3	0.60	—	—

3.3.2 样本数据集规模影响

由于训练数据集规模可能会对估计结果产生影响，因此分别使用电池 Cell2 和 Cell3 前 35 次循环次数的健康因子和 SOH 值作为训练数据集，剩余周期数据作为测试数据集，所提方法的估计结果如图 5 所示。由图 5(a)可知，对于电池 Cell2 而言，尽管在第 70 次循环时实际 SOH 发生突变，使得相对估计误差为 4.48%，但总体相对误差均在−1.52%~1.87%的范围内；由图 5(b)可见 Cell3 与 Cell2 的结果类似，所提方法的相对估计误差在−1.02%~0.45%内波动。



(a) Cell2



(b) Cell3

图 5　电池健康状态估计结果(数据集规模)

Fig. 5 SOH estimation results of batteries (dataset size)

所提方法对 2 块电池健康状态估计的评估指标结果见表 6。可知，电池 Cell2 估计结果的评估指标 MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.82%、1.41%、0.19%；电池 Cell3 估计结果的评估指标 MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.31%、0.30%、0.06%。对比表 5 和表 6 可以发现，样本数据规模降低使得电池 Cell2 的 MAE 值提高了 0.48%，RMSE 值提高了 0.89%；电池 Cell3 的 MAE 值提高了 0.13%，RMSE 值提高了 0.10%。

表 6 锂离子电池 SOH 估计结果评估指标(数据集规模)

Tab. 6 Evaluation indexes for SOH estimation results of lithium-ion batteries (dataset size)

电池编号	MAE/%	RMSE/%	MAPE/%
Cell2	0.82	1.41	0.19
Cell3	0.31	0.30	0.06

电池健康状态估计时间见表 7。可以看出，尽管样本数据规模变大可以提高估计精度，但是其模型训练时间和测试时间均明显增加。例如，相同情况下电池 Cell2 训练集规模为 78 次的训练时间为训练集规模为 35 次的 4.67 倍，测试时间为 5.50 倍。

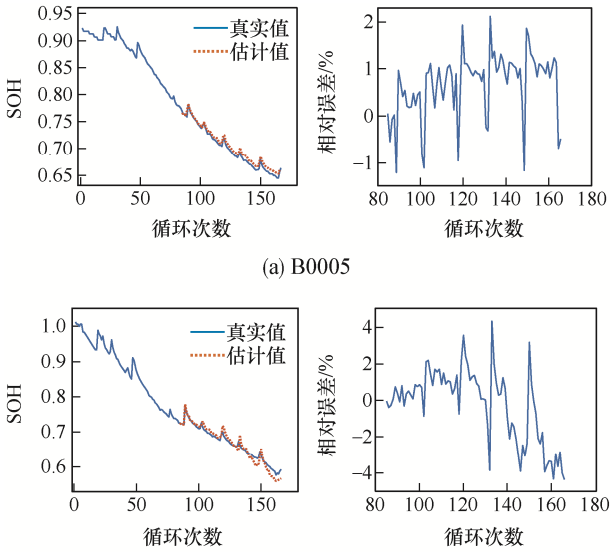
表 7 估计时间

Tab. 7 Estimation time

训练集规模(循环次数)	电池编号	测试时间/ms	训练时间/s
78	Cell2	88	168
	Cell3	90	168
35	Cell2	16	36
	Cell3	18	33

3.3.3 不同数据集的影响

为验证所提方法对不同电池集的适用性，使用 NASA 数据集的电池 B0005 和电池 B0006 进行性能测试。由于其容量增量曲线存在 1 个峰，因此可确定 H_1、H_2 和 H_4 作为 NASA 数据集验证的健康因子，分别使用电池前 85 次循环次数的健康因子和 SOH 值作为训练数据集，所提方法的估计结果见图 6。由图 6(a)可知，对于电池 B0005，总体相对误差均在−1.23%~2.10%范围内；图 6(b)显示的结果类似。对于电池 B0006，所提方法的相对估计误差在−4.30%~4.38%范围内波动。



(a) B0005

(b) B0006

图 6 NASA 电池健康状态估计结果

Fig. 6 SOH estimation results of NASA batteries

对于 NASA 数据集 2 块电池健康状态估计的评估指标结果见表 8。可以看出，电池 B0005 估计结果的评估指标 MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.57%、0.67%、0.18%；电池 B0006 估计结果的评估指标 MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.75%、1.10%、0.10%。

表 8 NASA 电池 SOH 估计结果评估指标

Tab. 8 Evaluation indexes for SOH estimation results of NASA batteries

电池编号	MAE/%	RMSE/%	MAPE/%	测试时间/ms
B0005	0.57	0.67	0.18	206
B0006	0.75	1.10	0.10	224

3.3.4 算法性能评估指标

将本文方法与其他文献所提方法进行比较，使用电池 Cell1 数据作为训练数据集，电池 Cell2、Cell3、Cell7 和 Cell8 数据作为测试数据集；对于 NASA 电池数据，使用前 85 次循环数据作为训练数据集，剩余周期数据作为测试数据集，比较结果见表 9。可以看出，ISSA-GPR 方法的 RMSE 值均小于其他 4 种方法。例如，Cell2 的 ISSA-GPR 方法的 RMSE 值约为 PSO-GPR 方法的 3/8，约为

GA-GPR 方法的 1/3，约为 DTV-IGPR 和 PICC-BP 方法的 1/2；Cell7 的 ISSA-GPR 方法的 RMSE 值约为 PSO-GPR、GA-GPR 和 DTV-IGPR 方法的 1/3，约为 LHF-LRM 方法的 2/7，约为 PICC-BP 方法的 4/7。对于电池 B0005，其 ISSA-GPR 方法的 RMSE 值为 0.67%，比 PSO-GPR 方法降低了 0.56%，比 GA-GPR 方法降低了 0.48%，比 DTV-IGPR 方法降低了 0.35%。

表 9　SOH 估计算法性能比较(RMSE)

Tab. 9 Comparison of performance among different SOH estimation algorithms (RMSE)

%

估计方法	Cell2	Cell3	Cell7	Cell8	B0005
本文方法 (ISSA-GPR)	0.052	0.20	0.32	0.37	0.67
PSO-GPR	0.128	0.43	0.99	0.52	1.23
GA-GPR	1.470	0.61	0.97	0.93	1.15
改进高斯过程回归 (DTV-IGPR)[23]	1.080	1.47	0.98	1.11	1.02
线性回归 (LHF-LRM)[24]	—	—	1.12	0.87	—
改进 BP 神经网络 (PICC-BP)[25]	1.180	0.67	0.55	0.69	—

4　结语

针对电池健康状态估计问题，本文提出基于改进麻雀搜索算法优化高斯过程回归的方法。该方法从容量增量曲线中提取 4 个健康因子，通过改进麻雀搜索算法对峰面积健康因子最优电压区间进行优化，并通过皮尔逊和斯皮尔曼法进行相关性分析，验证其与电池健康状态具有强相关性，能够对电池健康状态退化进行准确表征，确保估计的准确性。将优化后的高斯过程回归网络引入到锂离子电池健康状态估计模型中，构建了基于 ISSA-GPR 的电池健康状态估计模型。使用牛津大学数据集和 NASA 数据集电池进行实验验证，所提 ISSA-GPR 方法估计效果较好，估计结果的 MAE 均在 0.82%以内，RMSE 均在 1.10%以内。结果表明，本文所提方法能够对锂离子电池健康状态进行精准估计。

参考文献：

[1] 成燕, 郑林弘, 刘江. 基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 241-250.
Cheng Yan, Zheng Linhong, Liu Jiang. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on modal decomposition and time series [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 241-250. (in Chinese)

[2] 刘芳, 邵晨, 苏卫星, 等. 基于全新等效电路模型的电池关键状态在线联合估计器[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1620-1628.
Liu Fang, Shao Chen, Su Weixing, et al. Online joint estimator of battery key states based on a new equivalent circuit model [J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1620-1628. (in Chinese)

[3] Xu Zhicheng, Wang Jun, Lund P D, et al. Co-estimating the state of charge and health of lithium batteries through combining a minimalist electrochemical model and an equivalent circuit model [J]. Energy, 2022, 240: 122815.

[4] Zhang Heng, Miao Qiang, Zhang Xin, et al. An improved unscented particle filter approach for lithium-ion battery remaining useful life prediction [J]. Microelectronics Reliability, 2018, 81: 288-298.

[5] Elmahallawy M, Elfouly T, Alouani A, et al. A comprehensive review of lithium-ion batteries modeling, and state of health and remaining useful lifetime prediction [J]. IEEE Access, 2022, 10: 119040-119070.

[6] 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)

[7] 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): 613-621.
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): 613-621. (in Chinese)

[8] 刘芊彤, 邢远秀. 基于 VMD-PSO-GRU 模型的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(1): 236-246.
Liu Qiantong, Xing Yuanxiu. Remaining life prediction of lithium-ion battery based on VMD-PSO-GRU model [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(1): 236-246. (in Chinese)

[9] 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)

[10] 陈琳, 刘博豪, 丁云辉, 等. 采用粒子群优化和高斯回归实现电池 SOH 估计[J]. 汽车工程, 2021, 43(10): 1472-1478.
Chen Lin, Liu Bohao, Ding Yunhui, et al. Estimation of battery state of health using particle swarm optimization with Gauss process regression [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(10): 1472-1478. (in Chinese)

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

[12] Zhang Xuanyu, Zhou Kaiqing, Li Pengcheng, et al. An improved chaos sparrow search optimization algorithm using adaptive weight modification and hybrid strategies [J]. IEEE Access, 2022, 10: 96159-96179.

[13] Cao Yan, Li Yiqing, Zhang Geng, et al. An efficient terminal voltage control for PEMFC based on an improved version of whale optimization algorithm [J]. Energy Reports, 2020, 6: 530-542.

[14] Li Lianfeng, Li Yang, Cui Weiwei, et al. A novel health indicator for online health estimation of lithium-ion batteries using partial incremental capacity and dynamic voltage warping [J]. Journal of Power Sources, 2022, 545: 231961.

[15] 王萍, 弓清瑞, 张吉昂, 等. 一种基于数据驱动与经验模型组合的锂电池在线健康状态预测方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(24): 5201-5212.
Wang Ping, Gong Qingrui, Zhang Ji'ang, et al. An online state of health prediction method for lithium batteries based on combination of data-driven and empirical model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(24): 5201-5212. (in Chinese)

[16] 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)

[17] Lin Chuanping, Xu Jun, Mei Xuesong. Improving state-of-health estimation for lithium-ion batteries via unlabeled charging data [J]. Energy Storage Materials, 2023, 54: 85-97.

[18] 张朝龙, 张俣峰, 陈阳, 等. 基于 CNN-CBAM-BiLSTM 融合模型的锂离子电池健康状态估计方法[J/OL]. 电源学报, 1-15. (2025-04-10)[2026-03-12]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20250410.1125.012.
Zhang Chaolong, Zhang Yufeng, Chen Yang, et al. Lithium ion battery based on CNN-CBAM-BiLSTM fusion model state ofhealth estimation method [J/OL]. Journal of Power Supply, 1-15. (2025-04-10)[2026-03-12]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20250410.1125.012. (in Chinese)

[19] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[20] Naruei I, Keynia F, Sabbagh Molahosseini A. Hunter-prey optimization: Algorithm and applications [J]. Soft Computing, 2022, 26(3): 1279-1314.

[21] Yousaf S, Mughees A, Khan M G, et al. A comparative analysis of various controller techniques for optimal control of smart nano-grid using GA and PSO algorithms [J]. IEEE Access, 2020, 8: 205696-205711.

[22] Wei Zhongbao, Ruan Haokai, Li Yang, et al. Multistage state of health estimation of lithium-ion battery with high tolerance to heavily partial charging [J]. IEEE Transactions

on Power Electronics, 2022, 37(6): 7432-7442.

[23] 王萍, 彭香园, 程泽. 基于 DTV-IGPR 模型的锂离子电池 SOH 估计方法[J]. 汽车工程, 2021, 43(11): 1710-1719.
Wang Ping, Peng Xiangyuan, Cheng Ze. SOH estimation method for lithium-ion batteries based on DTV-IGPR model [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(11): 1710-1719. (in Chinese)

[24] Shi Mingjie, Xu Jun, Lin Chuanping, et al. A fast state-of-health estimation method using single linear feature for lithium-ion batteries [J]. Energy, 2022, 256: 124652.

[25] 林名强, 吴登高, 郑耿峰, 等. 基于表面温度和增量容量的锂电池健康状态估计[J]. 汽车工程, 2021, 43(9): 1285-1290, 1284.
Lin Mingqiang, Wu Denggao, Zheng Gengfeng, et al. Estimation method of state of health of lithium battery based on surface temperature and incremental capacity [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(9): 1285-1290, 1284. (in Chinese)



张梦迪

作者简介：

张梦迪(1997—)，男，硕士研究生。研究方向：储能设备状态监测。E-mail：zl160420@163.com。

刘洋(1977—)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：智能配电网优化运行与保护技术，信号与数据处理在配电网中的应用。E-mail：bqxyl@sdut.edu.cn。

陈健(1976—)，女，本科，高级工程师。研究方向：装置计量与质检技术。E-mail：bqxyly@gmail.com。

吉金鹏(1997—)，男，硕士研究生。研究方向：智能配电网自动化技术及应用。E-mail：jjinpeng@163.com。

姚智伟(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：智能配电网保护与自动化。E-mail：17852031759@163.com。

公衍勇(2001—)，男，硕士研究生。研究方向：智能配电网保护与自动化。E-mail：18363711318@163.com。

(责任编辑：郭凯凯)



公益广告来源：重庆市人民政府网