DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.6.198 **中图分类号**：TM911 **文献标志码**：A

基于随机充电片段的锂离子电池健康状态估计方法

郭鹏旭[1]，赵 理[1,2]，张丰硕[1]
(1.北京信息科技大学机电工程学院，北京 100192；2.新能源汽车北京实验室，北京 100192)

摘要：锂离子电池健康状态SOH(state of health)估计方法对电动汽车电池管理系统至关重要。当前，大多数SOH估计方法往往需要较长时间的充放电数据，实时性较差。针对该问题，提出一种基于随机充电片段进行特征提取分析的SOH估计方法。该方法首先将完整的恒流CC(constant current)充电过程按电压区间分割成若干固定长度的数据段，然后针对不同电压区间分别提取健康指标HIs(health indicators)，最后基于HIs特征训练经粒子群优化PSO(particle swarm optimization)算法优化后的反向传播神经网络BPNN(back propagation neural network)。该方法可基于任意CC充电片段进行特征提取，进而完成SOH估计。经NASA数据集和Oxford数据集验证，表明该方法具有较高的灵活性和精度。

关键词：锂离子电池；健康状态估计；充电片段；健康指标；数据驱动

Method for Estimating State-of-health of Lithium Batteries Based on Random Charging Segments

GUO Pengxu[1], ZHAO Li[1,2], ZHANG Fengshuo[1]
(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Information Technology, Beijing 100192, China;
2. Beijing Laboratory for New Energy Vehicles, Beijing 100192, China)

Abstract: The state of health (SOH) estimation method for lithium batteries is crucial for battery management systems used in electric vehicles. At present, most of the SOH estimation methods often require the charging and discharging data during a long time, resulting in a poor real-time performance. To address this issue, an SOH estimation method based on random charging segments for feature extraction analysis is proposed. First, the complete constant current (CC) charging process is divided into several fixed-length data segments according to voltage intervals. Then, health indicators (HIs) are extracted for different voltage intervals. Finally, based on the characteristics of HIs, a back propagation neural network (BPNN) optimized by the particle swarm optimization (PSO) algorithm is trained, which can extract features from any CC charging segment to complete SOH estimation. NASA and Oxford datasets verify that this method has high flexibility and accuracy.

Keywords: Lithium-ion battery; state of health (SOH) estimation; charging segment; health indicator (HI); data-driven

随着全球不可再生资源的日益消耗以及环境污染问题的加剧，人们对清洁能源的需求日益迫切[1-3]。锂离子电池作为一种高效、清洁的能量存储设备，广泛应用于电动汽车和能量储存系统等多个领域。由于电池的健康状态SOH(state of health)估计是电池管理的重要内容，可以帮助用户了解电池的使用寿命和性能，故SOH准确在线评估至关重要[4]。当前，锂离子电池SOH估计方法主要包括3种：实验方法、基于模型的方法和基于数据驱动的方法[5]。其中，实验方法通过测量内阻或满放

收稿日期：2024-05-20；**修回日期**：2024-06-27；**录用日期**：2024-08-04；**网络首发日期**：2024-08-19
基金项目：国家自然科学基金面上资助项目(52077007)
This work is supported by the National Natural Science Foundation of China General Program under the grant 52077007

电容量反映 SOH，但其存在耗时长、对环境稳定性要求高的问题，不适用于在线估计[6]；基于模型的方法则结合电池参数与化学反应过程建立模型[7]，如二阶 RC 等效电路模型[8]，但其对参数敏感且泛化能力受限；随着计算能力的提升，基于数据驱动的方法通过挖掘数据及内部不同输入、输出的相关性来估计 SOH[9]，如高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)[10]和循环神经网络 RNN (recurrent neural network)[11]，该方法无需深入剖析电池原理，更适用于在线和实时估计。

构建基于数据驱动的电池 SOH 估计模型，通常需要从充放电过程中的电压、电流、时间和温度等检测量中提取健康指标 HIs(health indicators)。文献[12]提出了一种被称为等放电电压差 EDVD(equal discharge voltage difference)的 HIs，通过使用极限学习机 ELM(extreme learning machine)和所提取的 HIs 来估计 SOH。但在实际应用中，电动汽车很难长时间维持恒流放电状态，因此该方法具有一定的局限性。事实上，充电过程中维持长时间的恒流 CC(constant current)充电状态更易实现，因为多数用户普遍采用恒流−恒压 CC-CV(constant current-constant voltage)的充电方式，所以从 CC 充电过程中提取 HIs 更易于实现。文献[13]提出了一种改进的麻雀算法优化 GPR 的 SOH 估计方法，该方法通过分析容量增量 IC(incremental capacity)曲线，提取了 4 个 HIs 作为模型输入，并采用改进的麻雀算法确定峰面积的最佳电压区间长度，构建了 SOH 估计模型；文献[14]从电池充电阶段测量的电压、温度等数据中提取了数个 HIs，利用主成分分析进行降维，构建一种具有组合核函数的 GPR 模型，建立 HIs 与 SOH 预测值之间的映射关系。

然而，上述方法均需长时间的完整充电数据或较长且固定的电压区间。针对实际使用中用户随机充电行为导致充电过程难以完整获取的问题，本文提出一种基于随机充电片段估算电池 SOH 的方法。该方法克服了传统方法对完整充电数据或固定电压区间的依赖，聚焦于随机的 CC 充电片段。通过设定固定长度的电压区间，将完整的 CC 充电阶段分割为多个小段，并利用这些随机出现的充电片段来估计 SOH。该方法所需 CC 充电时间较短，能在用户随机的充电行为下有效估算 SOH，实现了充电过程的灵活性与高效性。

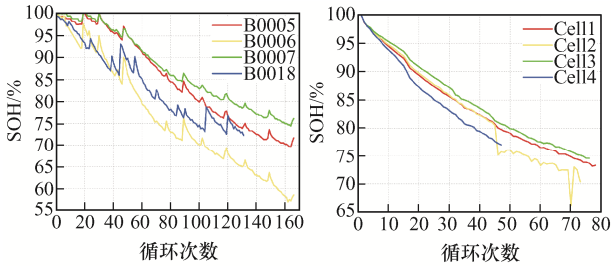
1　数据集介绍

本文采用 NASA 电池老化数据集(NASA 数据集)和 Oxford 电池老化数据集(Oxford 数据集)2 种公开数据集进行分析。电池 SOH 的表达式为

$$S_{\mathrm{SOH}}=\frac{Q_{\mathrm{n}}}{Q_{\mathrm{r}}}\times 100\% \tag{1}$$

式中：Q_{n} 为当前锂离子电池最大可用容量；Q_{r} 为锂离子电池额定容量。

NASA 数据集由 NASA 预测卓越中心提供，其中涵盖了多组 18650 型锂离子电池在室温(24 ℃)环境下进行寿命循环实验的数据。本文选择寿命循环实验中的 1 组数据，该数据包含 4 块电池(编号分别为 B0005、B0006、B0007、B0018)，实验在电池达到寿命终止标准时停止，即当电池的额定容量下降 30%(从 2.0 A·h 降至 1.4 A·h)时，结束实验。Oxford 数据集包含 8 个袋装电池(编号为 Cell1~Cell8)的老化数据，本文使用 Cell1~Cell4 这 4 块电池。具体的实验信息可参考文献[15]与文献[16]。图 1 为 NASA 和 Oxford 数据集电池的容量衰减曲线。



(a) NASA数据集　　(b) Oxford数据集

图 1　电池容量衰减曲线

Fig. 1 Capacity decay curves for batteries

2　HIs 提取及相关性分析

2.1　充电片段下的 HIs 提取

电动汽车在实际行驶过程中，其电池的放电过

程具有极强的动态特性，相较之下，充电过程更为稳定，因此本文选择从充电过程中提取特征。虽然在现实生活中，电池管理系统通常能够监测到电池的采样时间、电流、电压和温度等关键参数，但需要注意的是温度受环境影响较大，故在某些情况下，温度并不适宜作为理想的输入参数，因此本文仅选取采样时间与电池电压作为输入参数。在 CC 充电过程中，电池充电容量 Q 的计算式可表示为

$$Q = It \tag{2}$$

式中：I 为充电电流；t 为时间。

图 2 为 B0005 号电池的 IC 曲线，IC 可表示为

$$I_{\mathrm{IC}} = \frac{\mathrm{d}Q}{\mathrm{d}U} \approx \frac{\Delta Q}{\Delta U} \tag{3}$$

式中：ΔQ 为对应电压区间内的充电容量；ΔU 为电压区间。

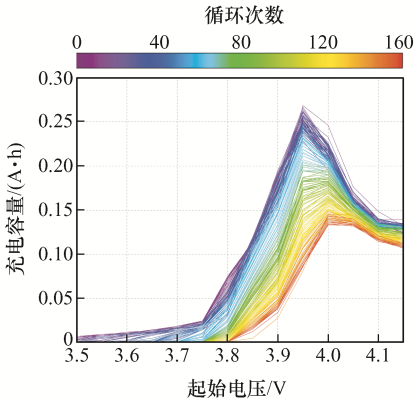


图 2 IC 曲线

Fig. 2 IC curves

设 $\Delta U = 0.05$ V，计算每次循环中每个区间的充电容量，如图 2 所示。由图可知，随着循环次数的增加，曲线的峰值逐渐减小，这表明随着循环次数的增加，每个区间的充电容量逐渐减小。基于这种现象，可以合理地推断：如果只选取连续固定的几个区间，随着循环次数的增加，这些区间的充电容量之和逐渐减小。从统计学角度分析，根据标准差公式可知它们的标准差也随着循环次数增加而逐渐减小。此结论是本文选择 HIs 的根本依据。

为了实现对任意充电片段的 SOH 估计，需提取各充电片段的 HIs 以训练模型。以第 i 次循环为例，给定起始电压 U_{start} 和截止电压 U_{end}，按照 $\Delta U = 0.01$ V 的间隔分割整个 CC 充电阶段，根据

$$n = \frac{U_{\mathrm{start}} - U_{\mathrm{end}}}{\Delta U} \tag{4}$$

可以计算出第 i 次循环被划分为 n 个区间，得到电压区间序列 $U_i = \{\Delta U_1, \Delta U_2, \cdots, \Delta U_n\}$。如果设定充电片段长度为 l 个 ΔU，其中 l 为划分出的 ΔU 的分段数量，那么可得第 i 次循环的充电片段数量 m 为

$$m = (n - l) + 1 \tag{5}$$

在电池充电过程中，可以采集到电压信息和对应的充电时间，由于是 CC 充电，根据式(5)，可以计算出电压区间序列对应的容量序列 $Q_i = \{\Delta Q_1, \Delta Q_2, \cdots, \Delta Q_n\}$。

根据以上设定，第 i 次循环得到充电片段序列 $P = \{P_1, P_2, \cdots, P_m\}$，对于充电片段 P_1 包含容量序列 $Q_1 = \{\Delta Q_1, \Delta Q_2, \cdots, \Delta Q_l\}$，$P_2$ 包含容量序列 $Q_2 = \{\Delta Q_2, \Delta Q_3, \cdots, \Delta Q_{l+1}\}$，以此类推，$P_m$ 包含容量序列 $Q_m = \{\Delta Q_m, \Delta Q_{m+1}, \cdots, \Delta Q_{m+l-1}\}$，最终得到覆盖整个 CC 充电阶段间距 $\Delta U = 0.01$ V 的充电片段序列 P。

以充电片段 P_1 为例，可提取出 2 个 HIs，其中，HI1 为片段内充电容量之和 s_{sum,Q_1}，其表达式为

$$s_{\mathrm{sum},Q_1} = \sum_{q=1}^{l} \Delta Q_q \quad q \in [0,\ l] \tag{6}$$

HI2 为片段内充电容量的标准差 s_{std,Q_1}，其表达式为

$$s_{\mathrm{std},Q_1} = \sqrt{\frac{1}{l-1}\sum_{q=1}^{l}(\Delta Q_q - \Delta\bar{Q})^2} \tag{7}$$

式中，$\Delta\bar{Q}$ 为对应片段所有充电容量的平均值。

此外，为了区分特征所处的电压片段，将电压片段对应的初始电压 U_{start} 作为其中一个特征 HI3。

2.2 相关性分析

在讨论片段长度对 HIs 与 SOH 相关性的影响之前，需要确定 U_{start} 和 U_{end} 的值。为了避免充电初始阶段的电压跳跃现象以及充电策略切换带来的影响，U_{start} 和 U_{end} 需要根据不同类型的电池进行选择。对于 NASA 数据集中的电池，本文选择提取特征的电压区间为[3.50 V, 4.20 V]；对于 Oxford 数据集中的电池，选择的电压区间为[3.00 V, 4.19 V]。

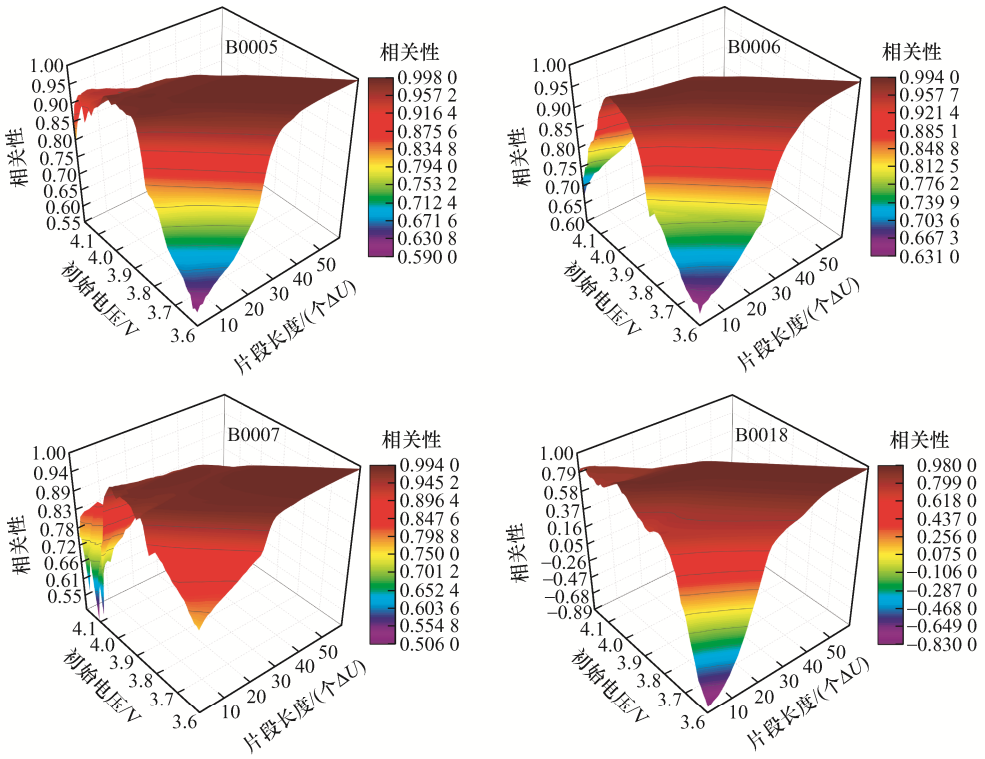
一般来说，数据驱动模型的输入特征与输出特征之间的相关性越高，模型越准确。皮尔逊相关系数 ρ 被广泛用于量化 2 个变量之间的线性相关程度，其表达式为

$$\rho=\frac{\sum(X_i-\overline{X})(y-\overline{y})}{\sqrt{\sum(X_i-\overline{X})^2\sum(y-\overline{y})^2}} \tag{8}$$

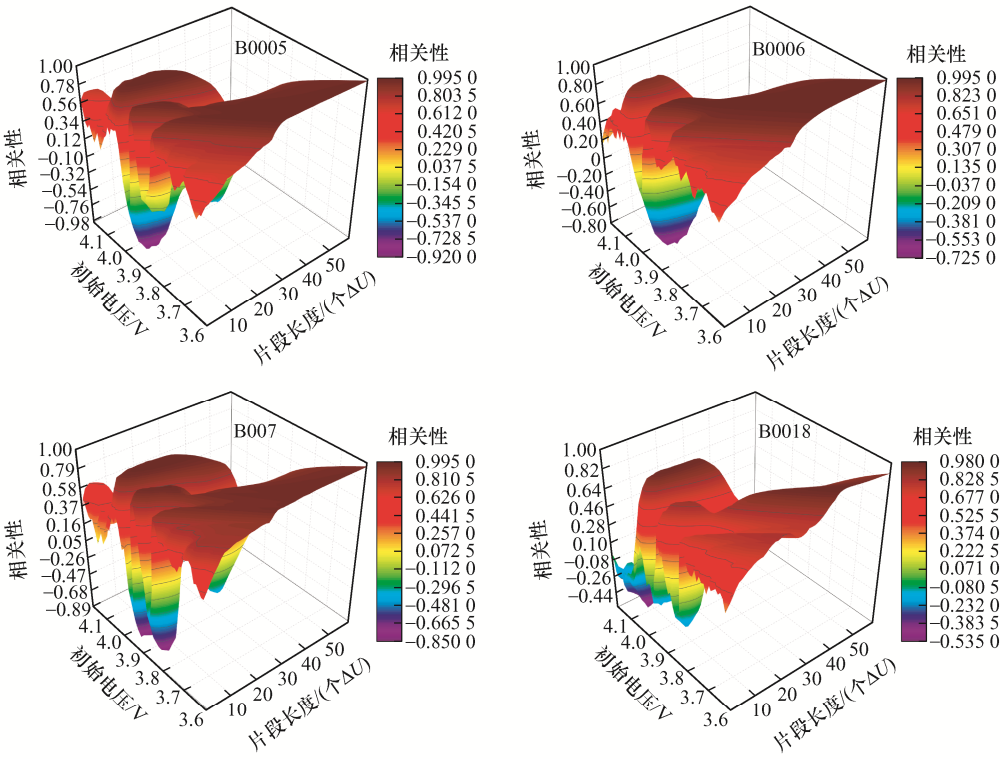
式中：X_i 为特征序列；y 为电池 SOH 序列特征；$\overline{X}$ 和 $\overline{y}$ 分别为 X_i、y 的平均值。

首先对 NASA 数据集的 4 块电池进行相关性分析，根据第 2.1 节所述方法将所有循环的 CC 充电阶段按照不同片段长度分割，并提取 HIs。不同片段长度提取的 HIs 与 SOH 的相关性结果如图 3 所示。由图 3(a)可知，整体上 HI1 与 SOH 的相关系数较大，这表明 HI1 与 SOH 之间存在着较强的相关性；然而，从充电片段长度的角度看，相关性受充电片段长度的影响极其显著。随着片段长度的增加，相关系数也逐渐增大，这意味着充电片段长度越长，HI1 与 SOH 之间的相关性越强。值得注意的是，相关系数的大小还受初始电压的影响。电池在充电过程中，电压曲线可分为指数区和平台区。在指数区，电压变化快、充电量小；在平台区，电压变化慢、充电量多。NASA 数据集与 Oxford 数据集中的电池在[4.10 V, 4.20 V]与[3.60 V, 3.80 V]区间内存在一些非线性或不稳定的电化学行为，故从这 2 个区间得到的特征与 SOH 的相关系数较小。由图 3(b)可知，HI2 与 SOH 之间的相关性虽然没有 HI1 显著，但仍然存在一定程度的相关性。整体而言，相关系数随着片段长度的增加而增大，但在某些初始电压区间，相关系数极小。需要注意的是，该类区间随着片段长度的增加而变化。

进一步观察图 4 所示的 Oxford 数据集对应的 HI1 和 HI2 与 SOH 的相关系数结果，规律与图 3 相似。从图 4(a)可以看出，随着片段长度的增加，2 个 HI 与 SOH 之间的相关系数逐渐变大。在大部分电压区间，HI1 与 SOH 的相关系数都大于 0.800 0；但在较高的电压区间，如[3.90 V, 4.20 V]，相关系数则会减小。而图 4(b)所示的 HI2 与 SOH 的相关系数在大部分区间都比较高；但始终存在一部分区间，其相关系数非常小，且这些区间随着片段长度的变化而变化。



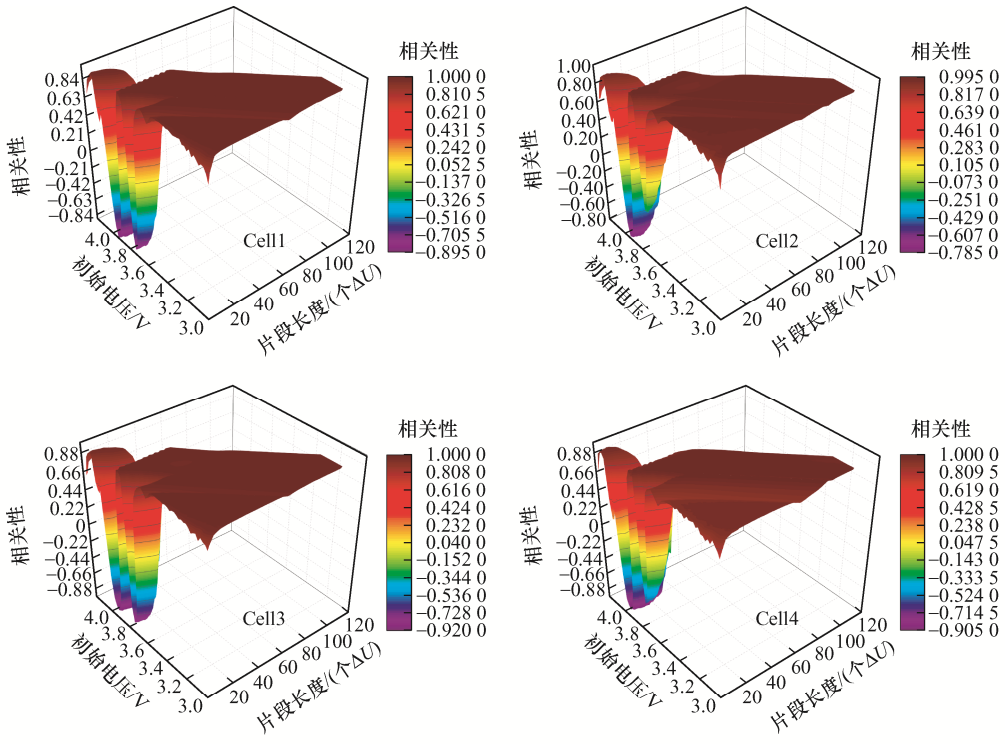
(a) HI1



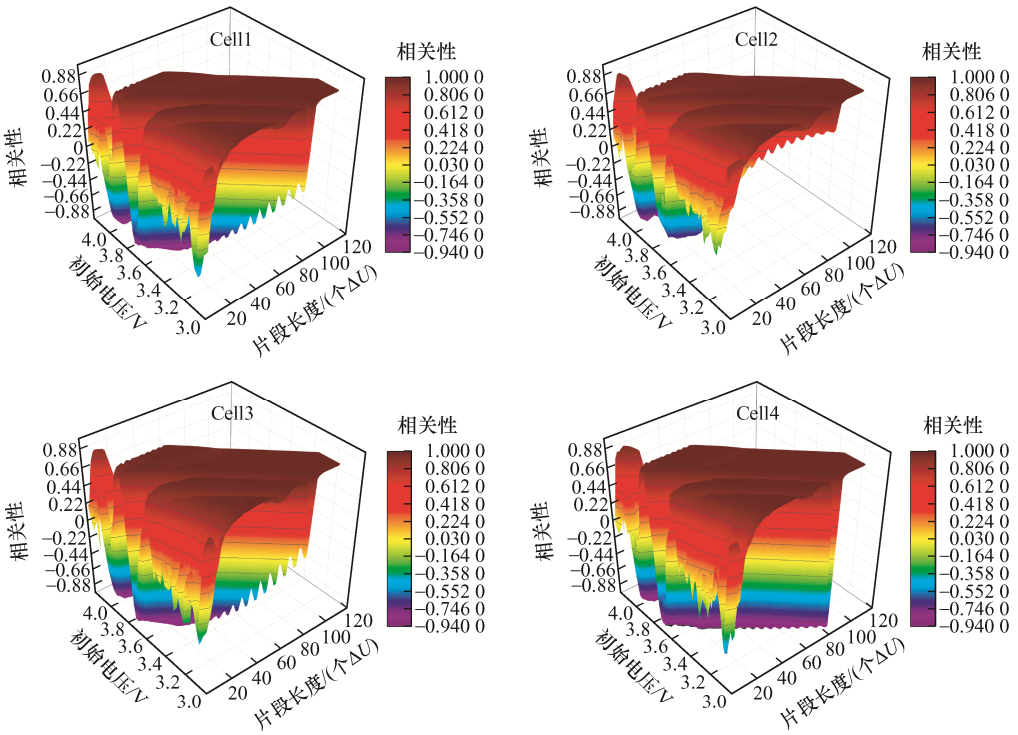
(b) HI2

图 3 NASA 数据集中 HIs 与 SOH 相关性

Fig. 3 Correlation between HIs and SOH in NASA dataset



(a) HI1



(b) HI2

图 4　Oxford 数据集中 HIs 与 SOH 相关性

Fig. 4 Correlation between HIs and SOH in Oxford dataset

综合考虑片段长度对系统采样负载的影响及相关系数的变化情况，针对 NASA 数据集中的 4 块电池，本文选取片段长度中 ΔU 的数量 $l=30$；对于 Oxford 数据集的 4 块电池，选取片段长度中 ΔU 的数量 $l=35$。该选择既能保证采样的便捷性与系统负载的可控性，又能最大程度地提取 HIs 与 SOH 之间的相关性信息。

3　基于 HIs 和粒子群优化反向传播神经网络算法的电池 SOH 估计

3.1　方法介绍

3.1.1　粒子群优化算法

粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法是一种启发式优化方法，其灵感源自鸟群或鱼群等群体行为。每个粒子均具有 1 个速度和 1 个位置，代表搜索空间中的 1 个潜在解，粒子通过个体经验与群体经验调整自身的速度和位置，以期望找到更好的解。PSO 算法的基本步骤如下。

(1)初始化：随机初始化粒子群的速度和位置。每个粒子的速度均表示粒子的移动方向和步长，每个位置均为 1 个潜在解，可分别表示为

$$\begin{cases} v_i = \text{rand}(v_{\min}, v_{\max}) \\ x_i = \text{rand}(x_{\min}, x_{\max}) \end{cases} \tag{9}$$

式中：$v_{\min}$、$v_{\max}$ 分别为粒子速度的下限和上限；$x_{\min}$、$x_{\max}$ 分别为粒子位置的下限和上限。

(2)适应度评估。将网络训练的误差作为每个粒子的适应度值，评估当前解的优劣。

(3)更新个体最优解和全局最优解。对比当前适应度值和历史最优适应度值，更新粒子的个体最优位置 $p_{\text{best}i}$ 与群体全局最优位置 g_{best}，并判断是否满足结束条件。

(4)如果不满足结束条件，则更新粒子的速度和位置，更新表达式为

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = w \cdot v_i^k + c_1 \cdot \text{rand}(0,1) \cdot (p_{\text{best}i}^k - x_i^k) + \\ \qquad c_2 \cdot \text{rand}(0,1) \cdot (g_{\text{best}}^k - x_i^k) \\ x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \end{cases} \tag{10}$$

式中：w 为惯性权重；v_i^k 为第 i 个粒子第 k 次迭代的速度；c_1、c_2 分别为个体学习因子和社会学习因子，c_1 越大局部寻优能力越强、全局寻优能力越弱，c_2 越大全局寻优能力越强、局部寻优能力越弱；rand(0, 1) 为 0~1 的随机数；$p_{\text{best}i}^k$ 为第 i 个粒子第 k 次迭代的个体最优位置；x_i^k 为第 i 个粒子第 k 次迭代的位置；g_{best}^k 为第 k 次迭代的全局最优位置。

3.1.2 基于PSO反向传播神经网络的SOH估计流程

反向传播神经网络 BPNN(back propagation neural network)作为一种经典的神经网络模型，被广泛应用于各种回归和分类任务。然而，传统的 BPNN 往往面临易陷入局部最优解、收敛速度慢等问题。为了克服这些限制，本文引入了一种启发式优化算法——PSO 算法。

基于粒子群优化反向传播神经网络 PSO-BPNN (particle swarm optimization optimized back propagation neural network)的 SOH 估计流程的算法伪代码见表 1，该算法可分为 5 个阶段：①获取电池

表 1 SOH 估计流程的算法伪代码

Tab. 1 Algorithm pseudocode for the SOH estimation process

SOH 估计流程

输入： $D_{\text{Data}\,j}^k=\{[R_{\text{record1}}(I_1,U_1,t_1)],[R_{\text{record2}}(I_2,U_2,t_2)],\cdots,[R_{\text{record}\,j}(I_j,U_j,t_j)]\}$，$j$ 代表采样次数，k 代表循环次数。

输出： output = S_{SOH_e}。

参数含义： 起始电压：U_{start}；截止电压：U_{end}；电压区间数量：n；划分出的 ΔU 的片段数量：l；充电片段数量：m；片段内充电容量的平均值：$\Delta\bar{Q}$；SOH 估计值：S_{SOH_e}

以 ΔU =0.01 V 分割电压得到电压区间序列：$U_i=\{\Delta U_1,\Delta U_2,\cdots,\Delta U_n\}$，计算充电容量 $Q_i=\{\Delta Q_1,\Delta Q_2,\cdots,\Delta Q_n\}$，并得到充电片段序列 P={P_1, P_2, $\cdots$, P_m}，根据充电片段内的充电容量，可得到 HI1：S_{sum,Q_1}，HI2：S_{std,Q_2}，HI3：U_{start} 及对应 SOH 实际值，输入到模型中。

1:	HI1, HI2, HI3,S_{SOH} as input and output,Normaliz these parameters	//输入输出归一化
2:	Initialize parameters:population_size, max_iter, c_1, c_2, W	//初始化参数
3:	Initialize particle swarm:	//初始化粒子群
4:	population←random initial positions	//位置
5:	velocity←random initial velocities	//速度
6:	Initialize global best:	//初始化全局最优
7:	g_best_position←None	
8:	g_best_score←∞	
9:	Initialize personal best:	//初始化个体最优
10:	p_best_position←copy of population	
11:	p_best_score←array of ∞ with size population_size	
12:	**for** item form 1 to max_iter **do**	//PSO-BPNN 算法迭代寻优过程
13:	**for** each particle *i* in population **do**	
14:	Decode particle positon to BPNN weights and biases	//将粒子位置解码为 BPNN 权重和偏置
15:	Train BPNN model with (HI1, HI2, HI3) as input and SOH as output	
16:	RMSE of the model as fitness	//BPNN 训练的 RMSE 作为适应度值
17:	$E_{\text{RMSE}}=\{[(S_{\text{SOH}}^1-S_{\text{SOHe}}^1)^2+\cdots+(S_{\text{SOH}}^i-S_{\text{SOHe}}^i)^2]/k\}^{\frac{1}{2}},i\in[1,k]$	
18:	Evaluate fitness of BPNN with these weights and biases	//评估适应度值
19:	**If** fitness < p_best_score[*i*] **then**	
20:	p_best_score[*i*]←fitness	
21:	p_best_position[*i*]←copy of population[*i*]	
22:	**end if**	
23:	**If** fitness <g_best_score **then**	
24:	g_best_score←fitness	
25:	g_best_position←copy of population[*i*]	
26	**end if**	
27:	**end for**	

表 1　(续)

```
28:    for each particle i in population do                    //更新粒子的位置和速度
29:        Update velocity[i] based on: Inertia(w), cognitive component(c1), social component(c2)
30:        Update postion[i] with the new velocity[i]
31:        Apply boundary constraints to position[i]
32:    end for
33: end for
34: Decode g_best_position to final BPNN weights and biases, Train final BPNN    //将最优参数赋给模型
35: Test the model using battery data to be tested                    //使用待测试数据得到模型的评估结果
```

充电数据，包括电压、电流、温度等；②特征提取，根据第 2.1 节介绍的原理提取 SOH 的相关 HIs；③初始化阶段，设置算法的各项参数，通过式(9)初始化粒子群的速度和位置，同时初始化全局最优和个体位置；④迭代优化阶段，将粒子位置解码为 BPNN 权重与偏置，以测试结果的均方根误差 RMSE(root mean square error)作为适应度值，计算每个粒子的适应度，更新个体最优和全局最优位置，并根据式(10)更新粒子的速度和位置；⑤迭代结束后，获取全局最优位置对应的权重与偏置，利用这些优化后的权重与偏置训练最终的 BPNN 算法，完成后使用该算法进行其他电池的估计测试。

4　实验结果与分析

4.1　评价指标

为了评估估计精度，选择平均绝对误差 MAE(mean absolute error)与 RMSE 量化估计误差，其表达式分别为

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{11}$$

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{12}$$

式中：y_i 为估计值；$\hat{y}_i$ 为真实值；n 为样本数。

4.2　算法对比 1(NASA 数据集)

为了评估 PSO-BPNN 算法的性能，选用 NASA 数据集中的 B0005 电池数据作为训练集训练模型，并将 B0006、B0007 和 B0018 电池的数据作为测试集。表 2 为不同算法的评估结果，结果显示 PSO-BPNN 在 B0006、B0007 和 B0018 测试结果的 MAE、RMSE 与其他算法相比均最小，且 MAE 最大不超过 2.19%、RMSE 最大不超过 2.74%。以 B0006 为例，PSO-BPNN 算法与未优化的 BPNN 算法相比，其 MAE 和 RMSE 分别降低了 26.3% 和 27.9%，证明了 PSO 算法能显著提升 BPNN 算法的精准度。

表 2　不同算法在 NASA 数据集的 SOH 估计结果

Tab. 2 SOH estimation results of different algorithms based on NASA dataset

%

算法名称	B0006		B0007		B0018	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
PSO-BPNN	2.19	2.74	1.84	1.94	1.04	1.29
BPNN	2.97	3.80	2.48	2.70	1.84	2.30
CNN	2.62	3.36	2.68	2.87	3.02	3.72
LSTM	2.44	2.78	3.53	3.79	2.92	3.28
GPR	4.18	6.26	2.50	2.70	2.09	2.64
SVM	2.27	2.83	2.49	2.69	1.49	2.13

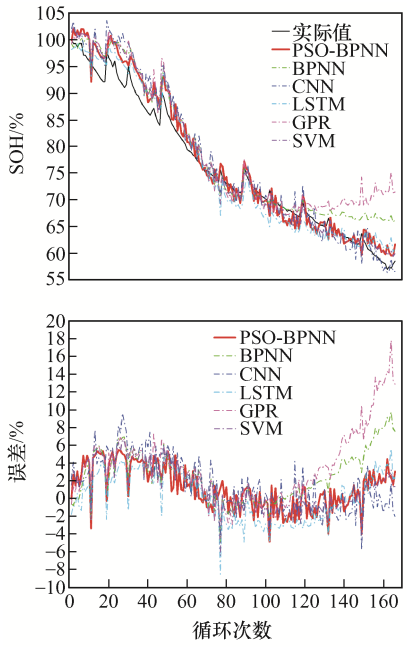
图 5 显示了不同算法在 NASA 数据集上的 SOH 估计结果与误差，可以看出，PSO-BPNN 的估计结果与实际值在整个循环周期都十分相近。这说明该算法不仅能够在电池的整个生命周期准确估计电池 SOH，而且能准确捕捉到电池容量的再生现象。具体而言，PSO-BPNN 对这 3 块电池估计结果的最大误差均不超过 6.00%，显著优于其他算法。

4.3　算法对比 2(Oxford 数据集)

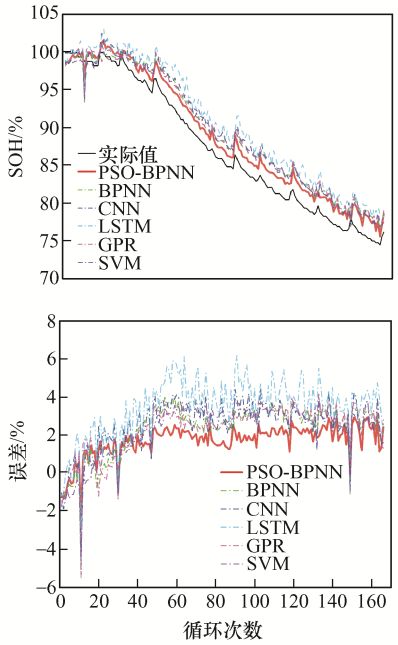
为了验证所提方法在不同数据集上的适用性，本文选择 Oxford 数据集中的 4 块电池进行测试，以 Cell1 电池的数据作为训练集，Cell2、Cell3 和 Cell4 电池数据作为测试集。各算法评估结果见表 3。结果显示，PSO-BPNN 算法的 MAE 和 RMSE 最大分别不超过 0.87%和 1.04%。由于这 4 块电池

的截止电压相同，故 Oxford 数据集比 NASA 数据集具有更高的准确度。该算法与未优化的 BPNN 算法相比，其 MAE 和 RMSE 最大降低了 40.8%和 38.5%，证明了 PSO-BPNN 算法的适用性。

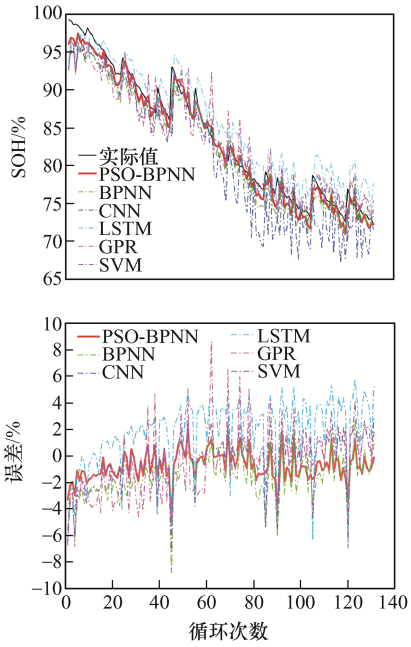
图 6 展示了各算法在 Oxford 数据集上的 SOH 估计结果与误差。从图中可以看出，PSO-BPNN 算法在整个循环周期内的估计结果与实际值极其接近，而其他算法在开始和结尾阶段均不能准确地



(a) B0006



(b) B0007



(c) B0018

图 5 NASA 数据集上的估计结果

Fig. 5 Estimation results based on NASA dataset

表 3 不同算法在 Oxford 数据集的 SOH 估计结果

Tab. 3 SOH estimation results of different algorithms based on Oxford dataset

%

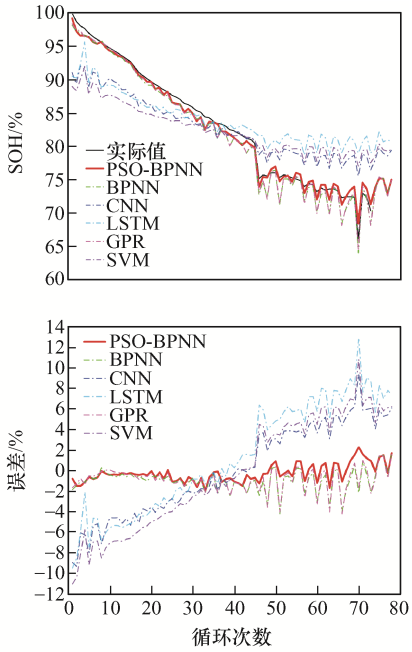
算法名称	Cell2		Cell3		Cell4	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
PSO-BPNN	0.75	0.89	0.56	0.74	0.87	1.04
BPNN	1.12	1.44	0.90	1.18	1.47	1.69
CNN	3.84	4.40	2.83	3.43	2.25	2.95
LSTM	4.64	5.41	2.48	2.94	2.95	3.67
GPR	1.03	1.43	1.67	2.37	1.49	1.68
SVM	4.76	5.39	2.21	2.69	2.25	2.76

估计电池 SOH。具体来说，PSO-BPNN 对这 3 块电池估计结果的最大误差不超过 2.00%。同时，PSO-BPNN 在不同类型电池数据集上的优异表现，验证了其在电池 SOH 估计领域的普适性。

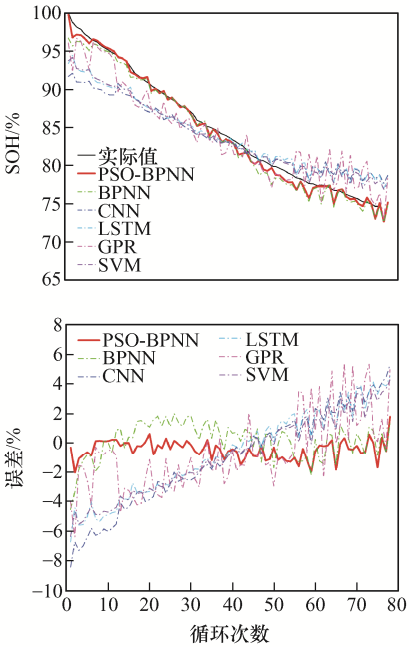
4.4 噪声对估计结果的影响

在实际应用中，噪声的存在会导致 HIs 在一定范围内产生波动，进而使回归学习器的估计结果产生误差。为了评估噪声对算法估计结果的影响，本

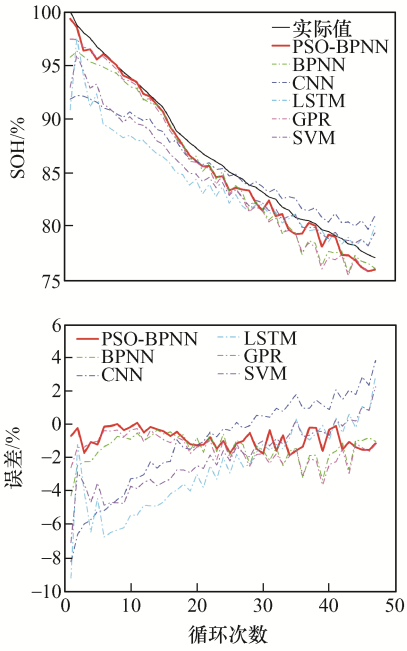
文对 B0006 电池分别增加了[−1%, 1%]、[−3%, 3%]、[−5%, 5%]范围的随机噪声，噪声对 HI1、HI2 及估计结果的影响如图 7 所示。由图可知，在 HI1、HI2 未受到噪声影响，受到[−1%, 1%]、[−3%, 3%]、[−5%, 5%]范围的随机噪声影响时，PSO-BPNN 算法估计结果的 RMSE 分别为 2.73%、2.74%、2.80%、2.84%；最大误差分别为 5.48%、5.76%、5.99%和 7.63%。噪声在[−3%，3%]范围内时，最大估计误差在



(a) Cell2



(b) Cell3

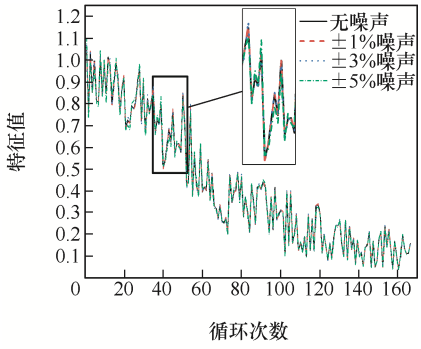


(c) Cell4

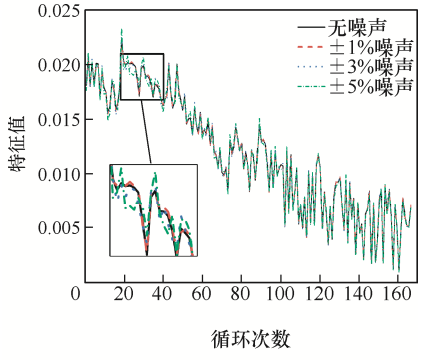
图 6　Oxford 数据集上的估计结果

Fig. 6 Estimation results based on Oxford dataset

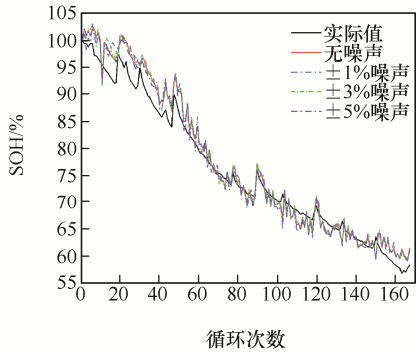
5.00%~6.00%，可满足大部分日常需求；当噪声范围扩大到[−5%，5%]时，最大估计误差将显著超过 5.00%，进而影响回归学习器的准确度。



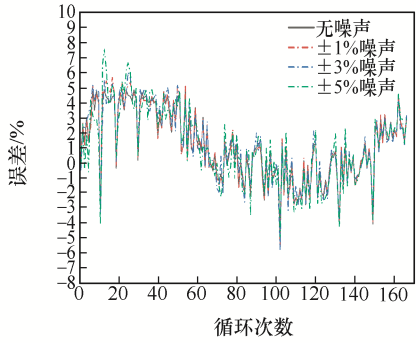
(a) HI1



(b) HI2



(c) 估计结果对比



(d) 估计误差

图 7 噪声效果及估计结果

Fig. 7 Noise effects and estimation results

5 结语

本文提出了一种基于恒流充电片段进行特征提取,进而实现准确估计 SOH 的 PSO-BPNN 算法。该方法克服了多数 SOH 估计方法需要完整充电过程的局限性,增强了算法在实际应用过程中的适应性和实时性。实验结果表明,2 种数据集(NASA 与 Oxford 数据集)中的不同种类电池,其 SOH 估计结果的 MAE 均在 2%以内、RMSE 均在 3%以内。噪声实验表明,小范围的噪声([−3%, 3%]以内)对 SOH 估计结果影响不大,[−3%, 3%]以外的噪声范围才会对估计结果造成较大的影响。未来将探索在不同充电策略下 HIs 的提取方法,并结合 HIs 的特点构造个性化的神经网络结构或深度学习模型,以提高估计模型的精度、加强针对性。

参考文献:

[1] 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 datadriven model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10): 3232-3243. (in Chinese)

[2] 蔡雨思, 李泽文, 刘萍, 等. 基于间接健康特征优化与多模型融合的锂电池 SOH-RUL 联合预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(18): 5883-5898.
Cai Yusi, Li Zewen, Liu Ping, et al. Joint prediction of lithium battery state of health and remaining useful life based on indirect health features optimization and multi-model fusion [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(18): 5883-5898. (in Chinese)

[3] 李俊丽, 赵理, 客汉宸. 基于频繁项统计的锂动力电池 SOH 估计[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(9): 31-39.
Li Junli, Zhao Li, Ke Hanchen. SOH estimation of lithium-ion batteries based on frequent item statistics [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(9): 31-39. (in Chinese)

[4] 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)

[5] 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)

[6] 耿萌萌, 范茂松, 杨凯, 等. 基于 EIS 和神经网络的退役电池 SOH 快速估计[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(2): 673-678.
Geng Mengmeng, Fan Maosong, Yang Kai, et al. Fast estimation method for state-of-health of retired batteries based on electrochemical impedance spectroscopy and neural network [J]. Energy Storage Science and Techno-

logy, 2022, 11(2): 673-678. (in Chinese)

[7] Sun Xinwei, Zhang Yang, Zhang Yongcheng, et al. Summary of health-state estimation of lithium-ion batteries based on electrochemical impedance spectroscopy [J]. Energies, 2023, 16(15): 5682.

[8] Zhu Feng, Fu Jingqi. A novel state-of-health estimation for lithium-ion battery via unscented Kalman filter and improved unscented particle filter [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(22): 25449-25456.

[9] Zhang Ming, Yang Dongfang, Du Jiaxuan, et al. A review of SOH prediction of Li-ion batteries based on data-driven algorithms [J]. Energies, 2023, 16(7): 3167.

[10] Son S, Jeong S, Kwak E, et al. Integrated framework for SOH estimation of lithium-ion batteries using multiphysics features [J]. Energy, 2022, 238: 121712.

[11] Che Yanbo, Liu Yushu, Cheng Ze, et al. SOC and SOH identification method of Li-ion battery based on SWPSO-DRNN [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2021, 9(4): 4050-4061.

[12] Liu Wei, Xu Yan. Data-driven online health estimation of Li-ion batteries using a novel energy-based health indicator [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2020, 35(3): 1715-1718.

[13] 张梦迪, 刘洋, 陈健, 等. 基于 ISSA-GPR 的锂离子电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(2): 233-243.
Zhang Mengdi, Liu Yang, Chen Jian, et al. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on ISSA-GPR [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(2): 233-243. (in Chinese)

[14] Dong Hao, Mao Ling, Qu Keqing, et al. State of health estimation for Li-ion batteries using improved Gaussian process regression and multiple health indicators [J]. International Journal of Electrochemical Science, 2022, 17(8): 220832.

[15]SAHA B, GOEBEL K. Battery data set [R]. Moffett Field: NASA Ames Research Center, 2007.

[16] BIRKL C, HOWEY D. Oxford battery degradation dataset 1 [DS]. Oxford: University of Oxford, 2017.



郭鹏旭

作者简介：

郭鹏旭(1997—)，男，硕士研究生。研究方向：新能源汽车电池管理系统。E-mail：2022020124@bistu.edu.cn。

赵理(1974—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：新能源汽车电池管理系统，智能计算。E-mail：zl01012024@163.com。

张丰硕(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：新能源汽车故障诊断方法。E-mail：2022020130@bistu.edu.cn。

(责任编辑：耿越)