DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.9.121 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于容量增量曲线的 QGA-BP 锂离子电池 SOH 在线估计

朱永茂[1](中国电源学会学生会员)，吕 印[2]，邵建伟[1](中国电源学会高级会员)，
王梦园[1](中国电源学会学生会员)，张慧颖[1](中国电源学会学生会员)，王军华[1]
(1.武汉大学电气与自动化学院，武汉 430072；2.国网湖北黄石供电公司，黄石 435000)

摘要：锂离子电池健康状态 SOH(state of health)的准确估计可以有效确保电池系统安全运行。为了解决锂离子电池 SOH 估计过程中健康指标 HIs(health indicators)选取困难与计算方法易陷入局部最优的问题，提出一种基于容量增量 IC(incremental capcity)曲线的量子遗传算法优化反向传播 QGA-BP(quantum genetic algorithm optimized back-propagation)神经网络的锂离子电池 SOH 在线估计模型。该算法首先从电池性能老化过程中的 IC 曲线中提取关键指标；接着对提取的 HIs 与 SOH 进行相关性分析；然后将提取的指标作为输入训练 QGA-BP，实现锂离子电池 SOH 在线估计；最后对自主实验平台测得的实验数据和 NASA 数据集进行检验。结果表明，相比于传统反向传播 BP(back-propagation)神经网络等算法，所提算法的平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)和均方根误差 RMSE(root mean square error)的最大值分别为 0.013 12、0.012 94 和 0.017 86，具有良好的收敛性和鲁棒性，能够实现锂离子电池 SOH 在线准确估计。

关键词：锂离子电池；健康状态；容量增量；量子遗传算法优化反向传播神经网络

Online Estimation of SOH for Lithium-ion Batteries Based on Incremental Capacity Curves and QGA-BP

ZHU Yongmao[1], *Student Member*, *CPSS*, LÜ Yin[2], SHAO Jianwei[1], *Senior Member*, *CPSS*,
WANG Mengyuan[1], *Student Member*, *CPSS*, ZHANG Huiying[1], *Student Member*, *CPSS*, WANG Junhua[1]
(1. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2. State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Huangshi Power Supply Company, Huangshi 435000, China)

Abstract: Accurate estimation of the state of health (SOH) of lithium-ion batteries can effectively ensure the safe operation of battery systems. To address the difficulties in selecting health indicators (HIs) and the problem that computational methods are prone to falling into local optimal solutions in the process of estimating the SOH of lithium-ion batteries, a lithium-ion battery SOH online estimation model based on incremental capcity (IC) of quantum genetic algorithm optimized back-propagation (QGA-BP) neural network is proposed. This algorithm first extracts key indicators from the IC curves during battery aging, subsequently conducts a correlation analysis between the extracted HIs and the SOH, then uses the extracted indicators as input to train the QGA-BP neural network to achieve online estimation of the SOH of lithium-ion batteries, and finally verified by the experimental data measured from the experimental platform and the NASA dataset. The results show that the maximum values of the mean absolute error (MAE), mean absolute percentage error (MAPE), and root mean square error (RMSE) of the proposed algorithm are 0.013 12, 0.012 94 and 0.017 86, respectively, compared with the traditional back-propagation (BP) neural network and other algorithm, with good convergence and robustness,

收稿日期：2024-09-11；**修回日期**：2024-11-14，2024-12-16，2025-02-09；**录用日期**：2025-02-23；**网络首发日期**：2025-03-06
基金项目：国家重点研发计划资助项目(2017YFB1201003)；中国博士后科学基金面上资助项目(2024M752470)；青海省省级科技专项资助项目(2024-HN-P01)
This work is supported by the State Key Research and Development Program under the grant 2017YFB1201003; China Postdoctoral Science Foundation under the grant 2024M752470; the Qinghai Provincial Science and Technology Project under the grant 2024-HN-P01

and can achieve the accurate online estimation of SOH of lithium-ion batteries.

Keywords: Lithium-ion batteries; state of health (SOH); incremental capacity (IC); quantum genetic algorithm optimized back-propagation (QGA-BP) neural network

随着全球对清洁能源需求的不断增长，锂离子电池因能量密度高、循环寿命长等优点，被广泛应用于电动汽车等众多领域。然而电池性能会随使用时间的增加逐渐衰退，从而导致设备运行异常甚至发生事故。因此，准确估计锂离子电池健康状态 SOH(state of health)对确保设备的安全稳定运行具有重要意义[1]。

目前已有的 SOH 估计方法可以概括为 2 大类：直接测量法与间接测量法[2]。直接测量法需要测量电池的初始老化特性参数，根据当前时刻特性参数与初始老化特性参数的比值对 SOH 进行估计[3]，但该方法多数情况下离线进行，不适用于 SOH 的在线实时估计。间接测量法即从在线可监测的信息中寻找与电池容量有强相关性的参数，以此表征电池性能退化趋势，主要包括卡尔曼滤波法、观测器法、基于数据驱动的方法和粒子滤波法等[4-5]。王庭华等[6]将猎物优化算法与长短期神经网络结合，并引入容量增量 IC(incremental capacity)曲线中的电压等参数实现对 SOH 的在线估计，但在电池老化后期仍存在精度不足的问题；Hametner 等[7]提出了一种荷电状态 SOC(state of charge)与 SOH 组合估计的级联观测器，实现了电动汽车运行过程中的 SOC 和 SOH 估计，但该方法对数据要求高，存在实时性不足的问题。基于数据驱动的方法是当前主流的预测方法，仅需从历史数据中提取与容量衰减相关的健康指标 HIs(health indicators)构建模型，实现 SOH 估计，包括支持向量机、神经网络和高斯过程回归等[8]。Wang 等[9]提取等压降放电时间作为 HI，并用神经网络训练电池容量衰减模型来估计 SOH，但在实际电池应用场景中，放电过程复杂多变且不规律，因此该模型难以准确适应实际工况；梁杨等[10]从电池的充放电数据中提取表征电池容量变化的 HIs，并以改进的灰狼算法为基础建立了 SOH 估计模型，但其依赖特定的 HIs 提取方式，无法涵盖电池复杂工况下的关键信息；Sun 等[11]从原始温度曲线提取并筛选出与 SOH 强相关的指标，将基于注意力机制的特征与长短期记忆网络结合实现了对 SOH 的估计，但在处理具有明显容量恢复现象或 SOH 曲线波动较大的数据时，模型精度会显著下降；Shen 等[12]提取充电电压、电流和容量的等时间间隔离散值作为 HIs 的输入，通过卷积神经网络估计电池容量，但预测精度和稳定性受限于复杂的指标提取。

针对上述问题，本文提出一种基于 IC 曲线的量子遗传算法优化反向传播 QGA-BP(quantum genetic algorithm optimized back-propagation)神经网络的锂离子电池 SOH 估计模型。该方法从 IC 曲线中提取关键指标，并利用量子遗传算法对传统反向传播 BP(back-propagation)神经网络进行优化，解决了 HIs 选取困难的问题，克服了传统计算方法易陷入局部最优解的弊端，提升了模型的性能。实验结果表明，所建立的 SOH 估计模型具有良好的精度和鲁棒性。

1 锂离子电池实验平台与数据介绍

1.1 寿命循环实验平台及数据

1.1.1 实验平台搭建

为了获得电池的充放电循环数据，本文搭建了电池实验平台，如图 1 所示，主要由电池测试仪、上位机、恒温箱和测试电池组成。电池测试仪采用新威尔电子有限公司(Neware)生产的型号为 CT-4008 的单体电池专用测试仪，允许通过的最大电压/电流为 10 V/10 A，满量程精度为±0.05%，该测试仪有 8 个独立的通道，用于给电池提供电压和电流。上位机可以实时采集电池的电压、电流等数据，设置充放电模式、充放电倍率、充放电截止电压等参数，并存储实验数据和波形。恒温箱温度可设置在−25~40 ℃范围内，温度波动在−0.5~0.5 ℃内，保证电池进行实验时的外界环境温度稳定。

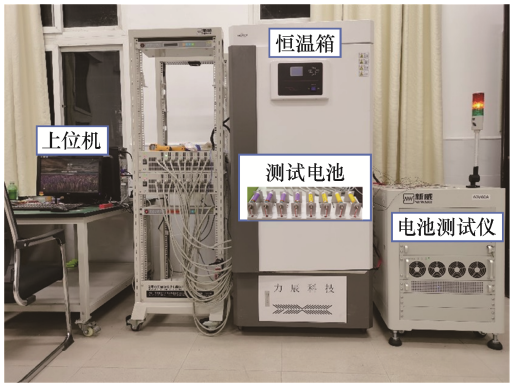


图 1　电池实验平台实物

Fig. 1 Physical of battery experiment platform

实验选用的测试电池是杭州福斯特应用材料股份有限公司生产的型号为 FST18650-2500 mA·h 的三元锂电池，表 1 给出了电池的具体参数。

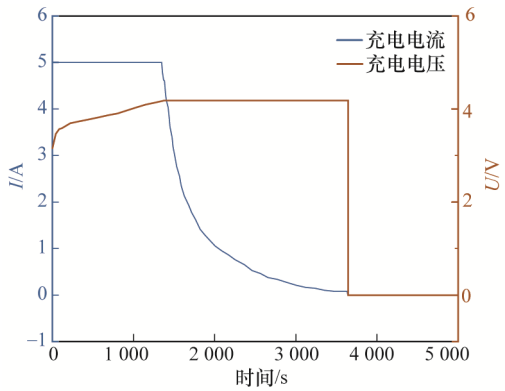
表 1　电池主要规格参数

Tab. 1 Main specification parameters of battery

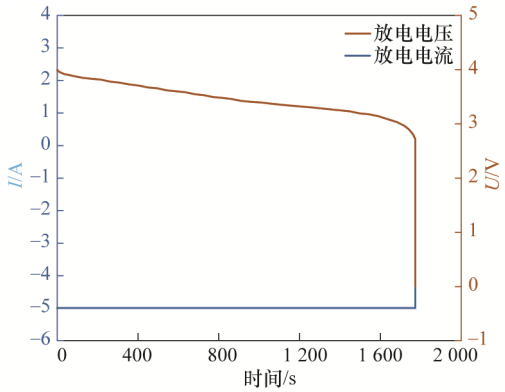
参数	数值
额定容量/(mA·h)	2 500
额定电压/V	3.6
上/下限截止电压/V	4.20/2.75
1 000 Hz 交流内阻/mΩ	≤25

1.1.2　*寿命循环实验*

本文共采用 8 节电池#1~#8 进行寿命循环实验，电池的充、放电倍率设置为 2C，实验温度设置为 25 ℃。8 节电池在不同循环次数充、放电结束后设置随机时长的静置，静置时长范围为若干小时~若干天，以此来模拟实际工况条件下电池的充、放电过程。充、放电过程电压、电流的变化曲线如图 2 所示，图 2(a)为充电过程，图 2(b)为放电过程。



(a)恒流、恒压充电过程



(b)恒流放电过程

图 2　充、放电过程电压、电流曲线

Fig. 2 Voltage and current curves during charge and discharge processes

具体实验步骤如下：

(1)以 2C 的倍率对电池恒流充电，当电池端电压达到 4.20 V 时停止；

(2)对电池进行恒压充电，当电流小于截止电流 0.1 A 时停止，静置 3 min；

(3)以 2C 的倍率对电池恒流放电，当电压达到 2.75 V 时停止，静置若干时间；

(4)重复上述步骤，当电池最大可用容量下降到额定容量的 50%时停止测试。

整理 8 节电池寿命循环的容量数据可得容量衰减曲线，如图 3 所示。可以看出，电池个体存在差异，且电池静置不用时会自放电，因此同一批次的电池的起始静态容量各不相同。此外，由于随机设置的静置时长不同，因此电池的退化趋势也存在差异。

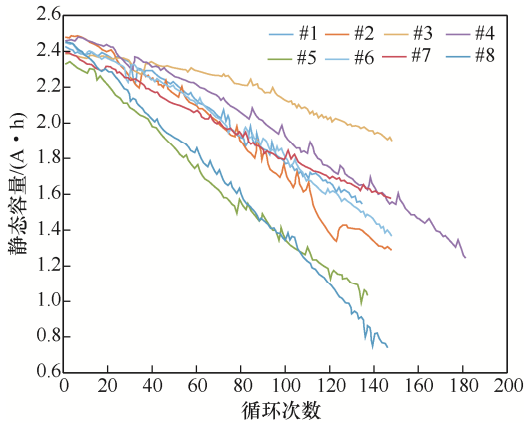


图 3　三元锂电池静态容量衰减曲线

Fig. 3 Static capacity decay curves of ternary lithium battery

1.2 NASA 锂离子电池寿命循环数据

为避免结果的偶然性，本文使用 NASA 公开数据集，包括 B0005、B0006、B0007、B0018 4 个电池数据。实验对象是型号为 18650 的钴酸锂电池，具体实验工况见表 2。

表 2 电池循环实验工况

Tab. 2 Battery cycling test conditions

电池编号	充电电流/A	充电截止电压/V	放电电流/A	放电截止电压/V	额定容量/(A·h)
B0005	1.5	4.2	2.0	2.7	2
B0006	1.5	4.2	2.0	2.5	2
B0007	1.5	4.2	2.0	2.2	2
B0018	1.5	4.2	2.0	2.5	2

图 4 展示了 NASA 电池数据的电池静态容量与循环次数的关系。可以看出，4 节电池的容量衰减曲线整体都呈下降趋势，且循环次数越高，容量衰减越快。此外，衰减曲线会阶段性上升，这是容量自恢复现象，即电池在充、放电结束后进行静置，会使电池容量局部短暂回升。

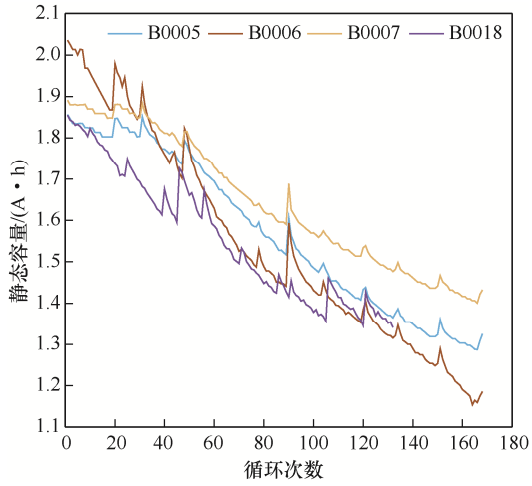


图 4 NASA 电池静态容量衰减曲线

Fig. 4 Static capacity decay curve of NASA battery

1.3 电池数据分析

电池在放电时可能会受到用户使用习惯、环境温度等因素的干扰，导致电池放电数据不够客观；而在充电过程中，一般暂停使用并不向外输出能量，干扰因素较少，数据相对客观。因此，本文选取锂离子电池的充电数据进行研究。以#4 电池和 B0005 电池为例，分别提取第 1、50、100、150 循环次数下的充电电压曲线，如图 5 所示。

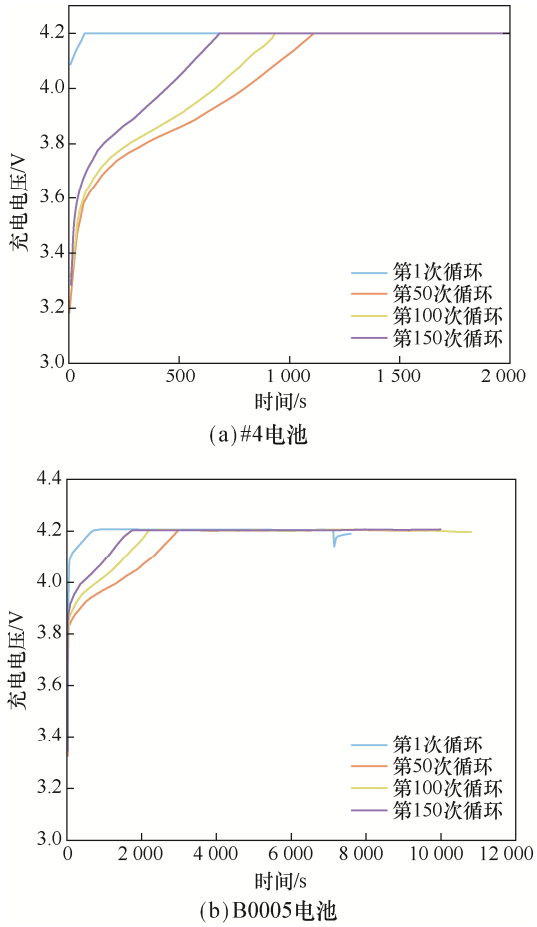


图 5 不同循环次数下的充电电压曲线

Fig. 5 Charging voltage curves at different cycle numbers

从图 5 中可以看出，除第 1 次循环外，随着循环次数的增加，电池达到充电截止电压所需的时间逐渐减少，且自主实验平台锂离子电池与 NASA 电池的充电电压趋势保持一致。而电池第 1 次循环的曲线不符合规律是因为第 1 次充电时，电池的 SOC≠0，因此达到充电截止电压的时间最短。

2 基于 QGA-BP 的 SOH 估计模型

2.1 电池 SOH 定义

储能电池的 SOH 表示电池的老化程度，其定义为

$$S_{\mathrm{SOH}}=\frac{Q_N}{Q_0}\times 100\% \tag{1}$$

式中：Q_N 为第 N 次循环的电池可用容量；Q_0 为电池的初始额定容量。

2.2 HIs 的提取与分析

2.2.1 HIs 提取

HIs 的选择对模型的估计效果至关重要。电池充电时，电压变化较为平缓，不易观察分析，而 IC 曲线的峰值可以反映电池内部的电化学机理，适宜用来分析电池性能老化状态及退化趋势。IC 的计算公式为

$$\delta_{\mathrm{IC}}=\frac{\mathrm{d}Q}{\mathrm{d}U} \tag{2}$$

式中：δ_{IC} 为锂离子电池的 IC；Q 为锂离子电池的容量；U 为电池端电压。

因此，本文从 IC 曲线中提取 HIs。δ_{IC} 也可由点计数法得到，计算公式为

$$\delta_{\mathrm{IC}}=\frac{\mathrm{d}Q}{\mathrm{d}U}=\frac{kI}{3\,600f\Delta U} \tag{3}$$

式中：k 为单位电压间隔内的采样点数；I 为充电电流；f 为采样频率；ΔU 为间隔电压。

为了得到电池容量与电池充放电过程中参数变化的关系，以 B0005 和#4 电池的电压、电流曲线为例进行分析。B0005 和#4 电池在不同循环次数下的 IC 曲线分别如图 6 和图 7 所示。从图中可以看出：#4 电池的 IC 曲线存在 3 个峰值，而 B0005 电池的第 3 个峰值不太明显；峰值①的幅值最小，峰值②的幅值最大；随着充放电过程

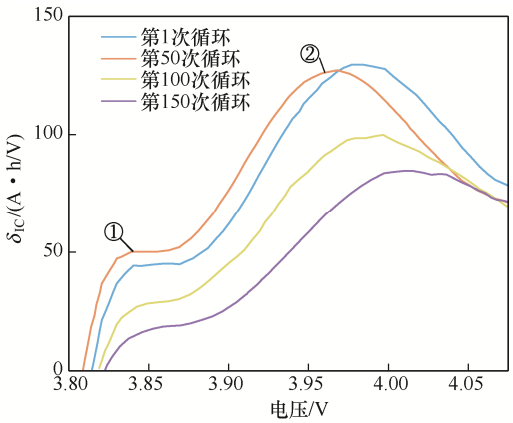


图 6　B0005 电池在不同循环次数下的 IC 曲线

Fig. 6 IC curves of battery B0005 at different cycle numbers

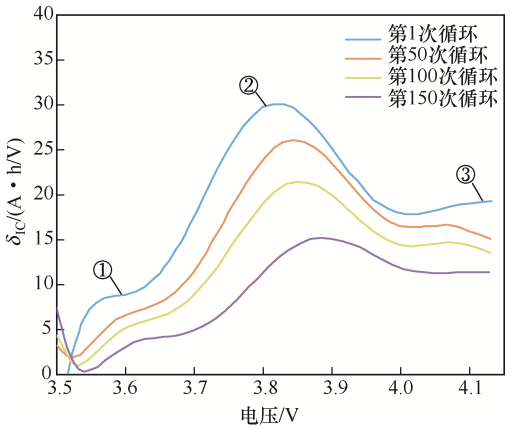


图 7　#4 电池在不同循环次数下的 IC 曲线

Fig. 7 IC curves of battery #4 at different cycle numbers

的进行，峰值位置的坐标逐渐变大，峰值幅度逐渐减小。由于峰值①在后期难以区分，峰值③在 NASA 电池数据中并不明显，因此将峰值②作为 HI。

由于峰值位置与峰值幅度受峰值混叠和容量衰减影响，因此选用特定电压范围内 IC 曲线对电压的积分数值作为健康指标 H_{HI}，在 IC 曲线上对应的是峰值②部分的区域面积。H_{HI} 的计算公式为

$$H_{\mathrm{HI}}=\int_{U_1}^{U_2}a\mathrm{d}U=\sum_{i=1}^{m}a_i \tag{4}$$

式中：U_1、U_2 分别为峰值区域的下、上限电压；a 为 δ_{IC} 离散形式；m 为峰值区域范围内间隔的个数；a_i 为点计数法计算的 δ_{IC} 离散值。虽然该指标与容量整体上呈现出单调关系，但电池内部的电化学过程复杂，受多种因素交织影响，相邻较近的局部循环次数间的关系可能存在波动，简单多项式难以全面考虑这些因素，而神经网络具有强非线性映射能力，能学习复杂关系并适应个体差异，故选用神经网络进行模拟。

2.2.2 HIs 评估

为了评估所选 HIs 的可靠性，本文采用归一化方法将数据按比例缩放，使数据落入[0, 1]区间内。归一化公式为

$$x^{*}=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{5}$$

式中：x^{*} 为归一化值；x 为 HIs 数据；$x_{\max}$ 和 $x_{\min}$

分别为 HIs 数据的最大值和最小值。图 8 展示了 4 组电池的 HIs 与电池静态容量的归一化关系。可以看出，HIs 在一定程度上与电池静态容量呈线性关系。

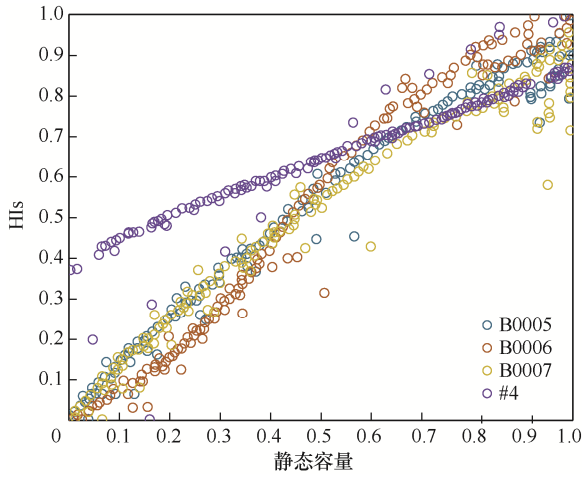


图 8 HIs 与静态容量归一化关系

Fig. 8 Plot of HIs normalised to static capacity

为进一步验证 HIs 与 SOH 的相关度，引入斯皮尔曼相关系数法定性分析 HIs 与静态容量的相关性[13]。斯皮尔曼相关系数法的具体公式为

$$d = x' - y' \tag{6}$$

$$r_{xy} = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{7}$$

式中：d 为位置排序之差；x' 为 x 排序后的位置，x 为 HIs 数据；y' 为 y 排序后的位置，y 为电池容量；r_{xy} 为斯皮尔曼系数的值；n 为样本大小；d_i 为第 i 组样本位置排序之差。相关性分析结果见表 3，可见，相关度均大于 0.97，表明 HI 与电池容量有着极强的相关关系，能有效描述电池 SOH。

表 3 相关性分析结果

Tab. 3 Results of correlation analysis

电池编号	相关度
B0005	0.976 6
B0006	0.990 2
B0007	0.973 9
#4	0.980 4

2.3 QGA-BP 神经网络模型

2.3.1 BP 神经网络

BP 神经网络采用误差反向传播思想，基本原理是信号的正向传播与误差的反向传播[14]，结构如图 9 所示。信号正向传播时，将数据输入，经过隐藏层的函数处理后到达输出层。若输出层的输出与实际值差距较大，则转至误差的反向传播阶段。反向传播是 BP 神经网络学习的核心步骤，误差信号从输出层开始，逐层向输入层反向传播，并计算每个权值的梯度，以更新权值。

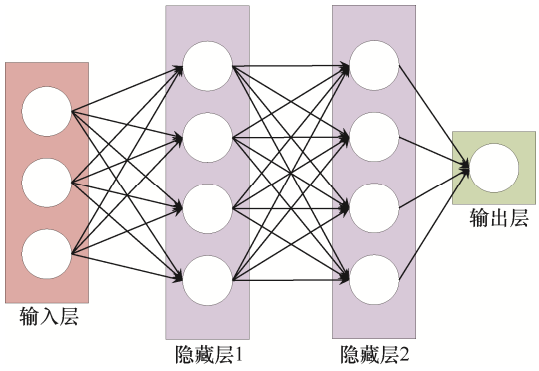


图 9 BP 神经网络结构

Fig. 9 Structure of BP neural network

BP 神经网络的具体求解步骤如下。

(1)对 HI 和电池容量数据进行归一化处理。

(2)对输入层到隐藏层及隐藏层到输出层的权值矩阵赋初始值，并将误差 E 设定为 0，学习率设定为 0.1，样本模式计数器 p 和训练次数计数 q 设定为 1，网络训练精度设定为 0.01。

(3)输入训练样本，得到每一层的输出。

(4)根据训练结果得到网络输出误差，并依据每一层输出单元的误差计算总输出误差。

(5)调整每一层的权值。

(6)判断所有样本是否完成训练。如果 p<4，则 p 和 q 都加 1，并返回步骤(2)，否则进行步骤(7)。

(7)判断总输出误差的精度是否满足要求。如果满足要求，则训练过程结束；否则 E 取 0，p 取 1，返回步骤(2)。

2.3.2 量子遗传算法

遗传算法 GA(genetic algorithm)可以解决常规算法难以处理的非线性问题，但若其编码方式选择

不当，则易陷入局部最优。量子遗传算法 QGA (quantum genetic algorithm)是一种概率进化算法，它将量子计算引入 GA 中[15]，将 GA 的编码方式替换为量子的态矢量表达，利用量子逻辑门实现染色体的交换变异，具有迭代次数少、运行速度快、不易陷入局部最优等优点。QGA 主要由量子比特编码和量子门更新组成。

(1)量子比特编码

在现代量子计算机科学理论中，量子比特可以用作信息存储单元的物理介质。它的显著优点是 1 个量子比特可以同时处于 2 个量子态的叠加态中，具体为

$$|\varphi\rangle=\alpha|0\rangle\beta|1\rangle \tag{8}$$

式中：$|\varphi\rangle$ 为量子比特的量子叠加态；α、β 为 2 个幅常数，满足关系式 $|\alpha|^2+|\beta|^2=1$；$|0\rangle$ 表示自旋向下；$|1\rangle$ 表示自旋向上。所以 1 个量子比特能够同时包含 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 2 种信息。

量子比特的取值范围远远超过 GA 中的染色体。它表达的不是某一个确定值，而是有可能会出现的所有值。采用量子比特编码方式，个体的取值范围更广，因此相对常规 GA 而言，QGA 特征多样性更丰富。

(2)量子门更新

量子门可以实现交叉和变异操作，可根据不同的应用情形选择不同的种类，本文选择量子旋转门进行交叉和变异操作。量子旋转门的操作可表示为

$$\boldsymbol{U}(\theta_i)=\begin{bmatrix}\cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i)\\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i)\end{bmatrix} \tag{9}$$

式中，$\boldsymbol{U}(\theta_i)$为量子旋转门的平面旋转矩阵，θ_i为旋转角。具体更新过程可表示为

$$\begin{bmatrix}\alpha_i'\\ \beta_i'\end{bmatrix}=\boldsymbol{U}(\theta_i)\begin{bmatrix}\alpha_i\\ \beta_i\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i)\\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\alpha_i\\ \beta_i\end{bmatrix} \tag{10}$$

式中，α_i、β_i和α_i'、β_i'分别为第 i 个量子比特更新前、后的概率幅。

由式(9)和式(10)可得

$$\begin{cases}\alpha_i'=\alpha_i\cos(\theta_i)-\beta_i\sin(\theta_i)\\ \beta_i'=\alpha_i\sin(\theta_i)+\beta_i\cos(\theta_i)\end{cases} \tag{11}$$

结合式(8)及式(11)可得 $|\alpha_i'|^2+|\beta_i'|^2=1$，即变换之后值仍然为 1。

2.3.3　QGA-BP 神经网络算法

利用 QGA 具有的全局搜索和快速收敛特点优化 BP 神经网络算法，避免该算法陷入局部最优并改善收敛速度。QGA-BP 神经网络算法流程如图 10 所示。

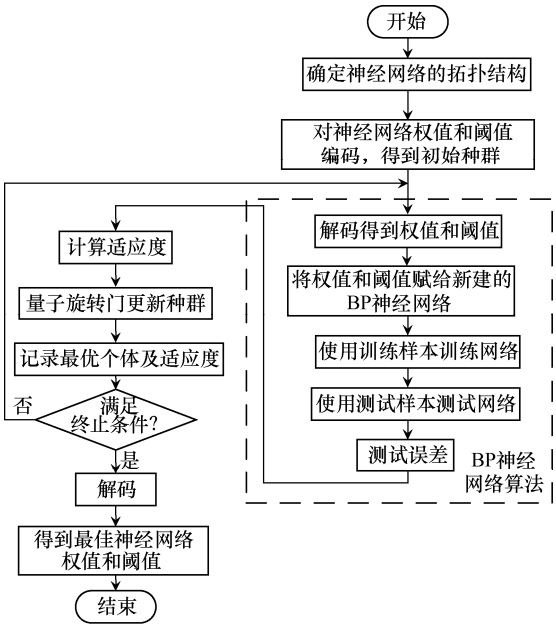


图 10　QGA-BP 神经网络算法流程

Fig. 10 Flow chart of QGA-BP neural network algorithm

该算法将锂离子电池的 HIs 作为输入，电池的静态容量作为输出，利用量子比特方式进行编码，同时采用量子旋转门对种群进行更新，继而优化 BP 神经网络的初始权值和阈值，并通过 BP 网络的结构进行训练，以找到最优解，即锂离子电池静态容量的估计值。因此，可以使用 QGA-BP 神经网络算法得到最佳的初始权值和阈值。

3　模型验证与分析

3.1　评价标准

本文以均方根误差 RMSE(root-mean-square error)、平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error) 和平均绝对误差 MAE(mean

absolute error)来衡量模型的效果。其中，RMSE 为回归系统的拟合标准差，可描述估计值与真实值的接近程度，数值越小，模型的离散度和收敛性能越优；MAPE 为预测误差与真实值的百分比均值，用于衡量模型预测的相对误差，数值越小，模型的预测精度越高；MAE 为预测数据和原始数据对应点误差的平方和的均值，表示估计误差的平均大小，数值越小，模型估计的准确性越高。RMSE、MAE 和 MAPE 共同反映了模型的整体性能，能够全面评估模型的准确性与稳定性，具体表达式为

$$\begin{cases} R_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\dfrac{1}{s}\sum\limits_{i=1}^{s}(y_i-\hat{y}_i)^2} \\ M_{\mathrm{MAPE}}=\dfrac{1}{s}\sum\limits_{i=1}^{s}\left|\dfrac{y_i-\hat{y}_i}{y_i}\right| \\ M_{\mathrm{MAE}}=\dfrac{1}{s}\sum\limits_{i=1}^{s}|y_i-\hat{y}_i| \end{cases} \tag{12}$$

式中：s 为变量个数；y_i 为实际值；$\hat{y}_i$ 为估计值。

3.2 模型评估流程

根据提出的 QGA-BP 神经网络算法，分别用 NASA 电池数据与自主实验平台的三元锂电池数据进行实验验证。对于 NASA 电池，取 B0005、B0006、B0007 电池中的 2 组 HIs 作为输入，电池静态容量作为输出，训练得到 HIs 和电池静态容量的关系模型，继而将剩余 1 组电池的 HIs 作为输入，代入模型求解。对于自主实验平台的电池，#4 电池数据量充足，可为训练集提供丰富的数据，且能够保证验证集的代表性。同时，考虑到训练集与测试集的比例关系，以除#4 电池外的其余 7 节电池的 HIs 作为输入，电池静态容量作为输出，训练得到 HIs 和电池静态容量的关系模型，继而将#4 电池的 HIs 作为输入，代入模型求解。整个 SOH 估计过程的框图如图 11 所示。

3.3 结果分析

为验证本文提出算法的有效性，加入 BP 神经网络算法作对比，2 种算法的输入均为 HI 峰值面积，输出为电池 SOH。其中，BP 神经网络算法有 1 个隐藏层，隐藏层的节点数为 5；QGA-BP 神经网络算法有 2 个隐藏层，隐藏层的节点总数为 8。由于神经网络算法每次估计得到的结果均略有不同，因此本文取 5 次 SOH 估计结果的平均值以降低差异性带来的影响，SOH 估计结果如图 12~图 15 所示。电池容量衰减至额定容量的 70%时视为失效阈值，对于 NASA 电池即容量衰减至 1.40 A·h，对于自主实验电池即容量衰减至 1.75 A·h。

由图 12~图 15 可知，虽然 2 种算法的 SOH 估计结果整体上与电池容量的真实衰退趋势相似，但模型的稳定性、估计误差仍存在差异。在电池寿命前期，2 种算法均能较好地估计出电池的 SOH。但在电池寿命后期，当容量出现自恢复现象时，基于

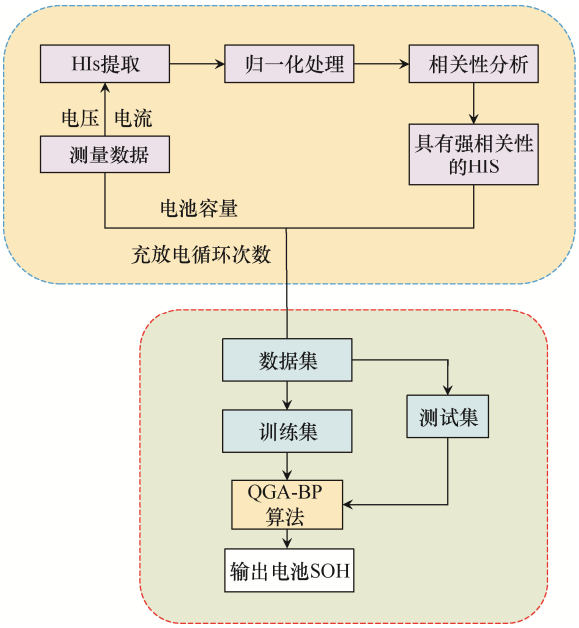


图 11 锂离子电池 SOH 估计过程框图

Fig. 11 Block diagram of SOH estimation process for lithium-ion batteries

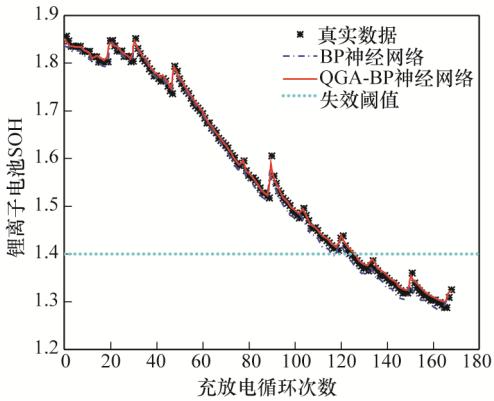


图 12 B0005 电池 SOH 估计曲线

Fig. 12 Curves of B0005 battery SOH estimation

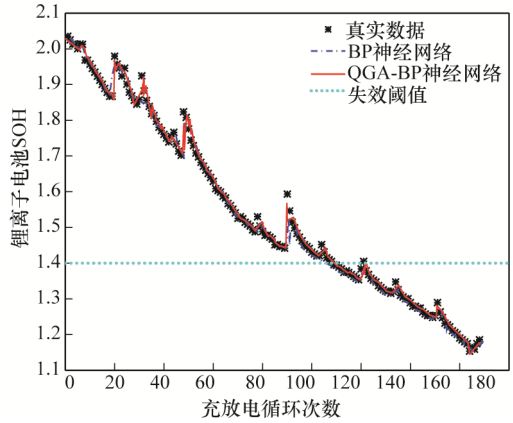


图 13　B0006 电池 SOH 估计曲线

Fig. 13 Curves of B0006 battery SOH estimation

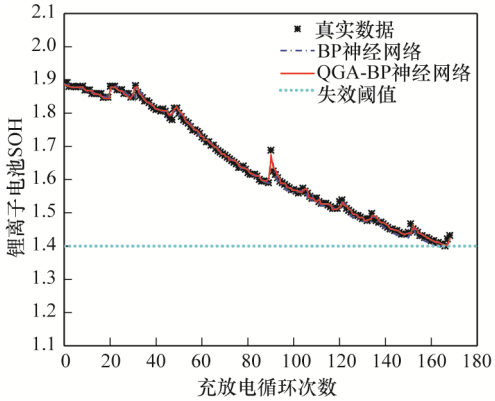


图 14　B0007 电池 SOH 估计曲线

Fig. 14 Curves of B0007 battery SOH estimation

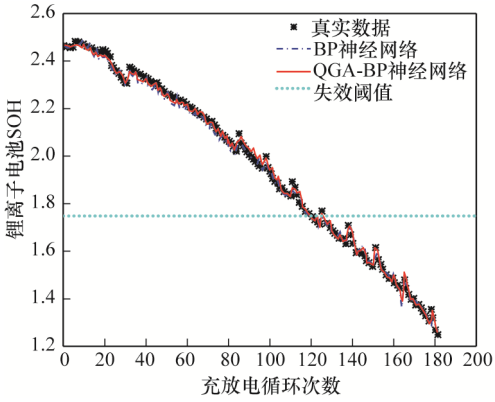


图 15　#4 电池 SOH 估计曲线

Fig. 15 Curves of #4 battery SOH estimation

BP 神经网络算法的 SOH 估计结果逐渐偏离真实值，而估计结果一旦发生偏离，则会影响下次估计的权值，导致误差持续累积且难以消除。与之相比，QGA-BP 神经网络算法在电池全寿命周期范围内均能较好地估计 SOH 与跟随容量回升的趋势，这表明 QGA-BP 神经网络算法具有更好的收敛性与鲁棒性。

为了更直观地展现各算法的估计误差，根据 SOH 估计结果绘制误差曲线，如图 16~图 19 所示。可以看出，对于 NASA 的 3 组电池，基于 BP 神经网络的 SOH 估计算法误差波动较大，而基于 QGA-BP 神经网络的 SOH 估计算法整体误差相对平稳，且多数误差小于 1.5%。对于#4 电池：在电池寿命前期，基于 QGA-BP 神经网络算法的误差曲线相对平稳，且比 BP 神经网络算法的误差更小；在寿命衰减后期，容量回升点较多，导致误差曲线波动加大，但整体仍然保持在一个较低的范围内，这再次印证了本文所提算法具有良好的鲁棒性。

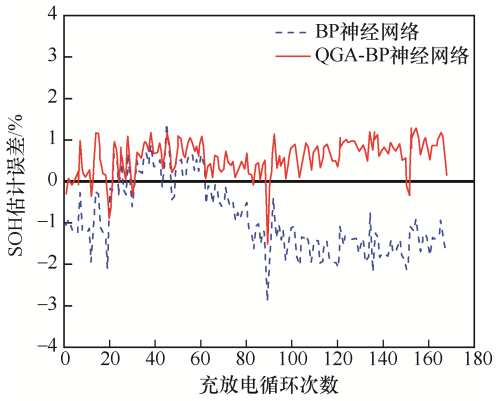


图 16　B0005 电池 SOH 估计误差曲线

Fig. 16 Curves of B0005 battery SOH estimation error

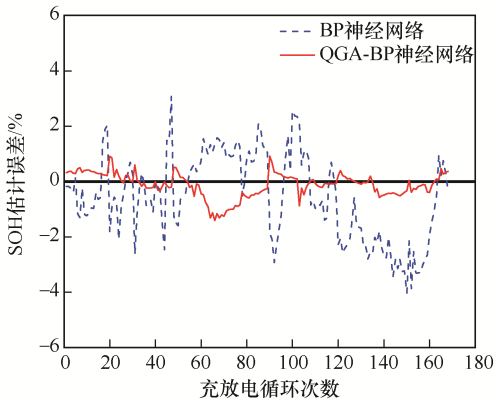


图 17　B0006 电池 SOH 估计误差曲线

Fig. 17 Curves of B0006 battery SOH estimation error

表 4 给出了 2 种算法的 SOH 估计误差结果。由表可知，4 组电池单体的老化衰减性能并不相同，

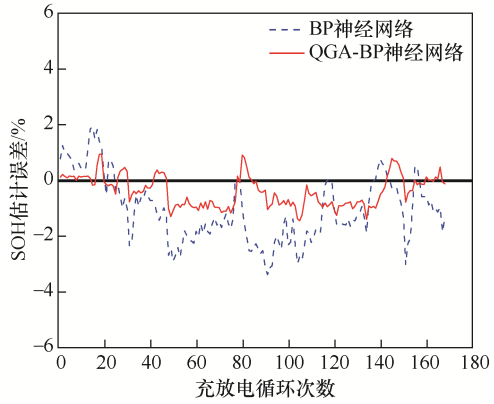


图 18 B0007 电池 SOH 估计误差曲线

Fig. 18 Curves of B0007 battery SOH estimation error

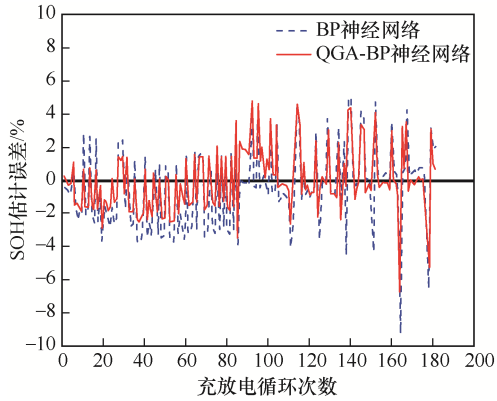


图 19 #4 电池 SOH 估计误差曲线

Fig. 19 Curves of #4 battery SOH estimation error

BP 神经网络算法对电池的 SOH 估计结果并不稳定且误差较大，鲁棒性较差。而在 QGA-BP 神经网络算法下，电池的最大 MAE 和 MAPE 分别为 0.013 12 和 0.012 94，表明模型的误差较小，预测精度较高；最大 RMSE 为 0.017 86，表明模型的收敛性较好。因此，本文所提基于 IC 曲线的 QGA-BP 神经网络算法的估计模型能够较好地实现全寿命周期内 SOH 的估计，且具有较高的精确度和良好的鲁棒性。

表 4 电池 SOH 估计误差量化指标

Tab. 4 Quantitative indicators of battery SOH estimation error

电池序号	QGA-BP			BP		
	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
B0005	0.006 35	0.006 27	0.007 31	0.010 72	0.009 14	0.012 26
B0006	0.006 79	0.007 10	0.008 04	0.014 29	0.013 72	0.017 01
B0007	0.008 24	0.009 31	0.010 35	0.013 62	0.011 60	0.016 07
#4	0.013 12	0.012 94	0.017 86	0.019 03	0.018 01	0.024 22

4 结语

为解决锂离子电池 SOH 估计过程中 HIs 选取困难及计算方法易陷入局部最优解的问题，本文提出了一种基于 IC 曲线的 QGA-BP 神经网络算法的锂离子电池 SOH 在线估计模型。通过分析电池性能老化过程中的 IC 曲线变化情况，从 IC 数据中提取指标，并引入斯皮尔曼相关系数法验证了指标与容量间的高相关性，继而将提取指标作为输入，SOH 作为输出，建立 QGA-BP 神经网络模型在线估计锂离子电池 SOH。经过自主实验平台测量所得的锂离子电池寿命循环实验数据和 NASA 数据集验证，所提模型的最大 MAE、MAPE、RMSE 分别为 0.013 12、0.012 94 和 0.017 86，表明模型具有良好的收敛性和鲁棒性，能够实现锂离子电池 SOH 的精准在线估计。

参考文献：

[1] 苏宝定, 李波, 李永利, 等. 基于数据驱动与组合模型的锂离子电池 SOH 估计[J]. 电池, 2024, 54(5): 696-699.
Su Baoding, Li Bo, Li Yongli, et al. Li-ion battery SOH estimation based on data-driven and hybrid model [J]. Battery Bimonthly, 2024, 54(5): 696-699. (in Chinese)

[2] 雷二涛, 张浚坤, 王瑾瑜, 等. 基于集成模型的锂离子电池 SOH 估计[J]. 电源学报, 2026, 24(5): 248-255.
Lei Ertao, Zhang Junkun, Wang Jinyu, et al. Estimation of lithium-ion battery state of health based on stacking model [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(5): 248-255. (in Chinese)

[3] 谢雨龙, 李黎, 杨凯. 考虑储能电池容量衰减的共享储能配置研究[J]. 广东电力, 2022, 35(5): 16-24.
Xie Yulong, Li Li, Yang Kai. Research on shared energy storage configuration considering energy storage battery capacity attenuation [J]. Guangdong Electric Power, 2022, 35(5): 16-24. (in Chinese)

[4] Qi Wei, Qin Wenhu, Yun Zhonghua. Closed-loop state of charge estimation of Li-ion batteries based on deep learning and robust adaptive Kalman filter [J]. Energy, 2024, 307: 132805.

[5] 崔树辉, 周贺, 黄振兴, 等. 动力电池梯次利用关键技术与应用综述[J]. 广东电力, 2023, 36(1): 9-19.
Cui Shuhui, Zhou He, Huang Zhenxing, et al. Review of key technologies and applications of echelon utilization of power batteries [J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(1): 9-19. (in Chinese)

[6] 王庭华, 鄢博, 吴静云, 等. 基于 HPO-LSTM 网络的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2026, 24(1): 225-232.
Wang Tinghua, Yan Bo, Wu Jingyun, et al. State-of-health estimation for lithium-ion battery based on hunter-prey optimizer algorithm and long short-term memory neural network [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 225-232. (in Chinese)

[7] Hametner C, Jakubek S, Prochazka W. Data-driven design of a cascaded observer for battery state of health estimation [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(6): 6258-6266.

[8] 吕治强, 高仁璟, 黄现国. 基于多核相关向量机优化模型的锂离子电池容量在线估算[J]. 电工技术学报, 2023, 38(7): 1713-1722.
Lü Zhiqiang, Gao Renjing, Huang Xianguo. A Li-ion battery capacity estimation method based on multi-kernel relevance vector machine optimized model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(7): 1713-1722. (in Chinese)

[9] Wang Jiwei, Deng Zhongwei, Yu Tao, et al. State of health estimation based on modified Gaussian process regression for lithium-ion batteries [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 51: 104512.

[10] 梁杨, 周永军, 蒋淑霞, 等. 基于改进 GWO-SVR 的锂电池 SOH 估计[J]. 电子测量技术, 2023, 46(7): 13-18.
Liang Yang, Zhou Yongjun, Jiang Shuxia, et al. Lithium battery SOH estimation based on improved GWO-SVR [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(7): 13-18. (in Chinese)

[11] Sun Yiwen, Xie Hengwei, Diao Qi, et al. A novel SOH estimation method with attentional feature fusion considering differential temperature features for lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3538911.

[12] Shen Sheng, Sadoughi M, Chen Xiangyi, et al. A deep learning method for online capacity estimation of lithium-ion batteries [J]. Journal of Energy Storage, 2019, 25: 100817.

[13] Tong Liang, Li Yiyang, Chen Yong, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries based on fusion health features and Adaboost-GWO-BP model [J]. Journal of the Electrochemical Society, 2024, 171(11): 110528.

[14] Yang Jibin, Wang Le, Zhang Bo, et al. Remaining useful life prediction of vehicle-oriented PEMFC systems based on IGWO-BP neural network under real-world traffic conditions [J]. Energy, 2024, 291: 130334.

[15] Zhao Xiaoyu, Liu Shiyu, Li E, et al. A hybrid intelligent model using the distribution of relaxation time analysis of electrochemical impedance spectroscopy for lithium-ion battery state of health estimation [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 84: 110814.



朱永茂

作者简介：

朱永茂(2000—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：储能电池状态估计及预测。E-mail：zhuyongmao@whu.edu.cn。

吕印(1998—)，男，硕士，工程师。研究方向：储能电池状态评估。E-mail：1172885414@qq.com。

邵建伟(1992—)，男，中国电源学会高级会员，通信作者，博士，助理研究员。研究方向：综合能源与高效储能。E-mail:hitwhshao@whu.edu.cn。

王梦园(2002—)，女，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：储能电池状态评估。E-mail：3343601523@qq.com。

张慧颖(2000—)，女，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：储能调度技术。E-mail：huiyingzhang@whu.edu.cn。

王军华(1981—)，男，博士，教授。研究方向：新能源与高效储能，电力终端智能感知，无线电能传输。E-mail：junhuawang@whu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)