

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417265

人工心脏泵用锂电池关键健康因子估计^{*}沈 喆¹ 陈海丰² 王媛惠³ 屈 增^{3,4} 喻 航²(1.山西晋中理工学院 晋中 030600; 2.长治市久安人工心脏科技开发有限公司 长治 046000;
3.中北大学电气与控制工程学院 太原 030051; 4.中北大学动态测试技术国家重点实验室 太原 030051)

摘 要: 当前锂电池的健康状态估计技术主要聚焦于新能源汽车动力电池等非生命支持设备,推广于人工心脏泵用锂电池时,显著的工况差异和难以表征复杂电化学反应特性的简单模型限制了 SOH 估计的准确性与可靠性。为此,针对人工心脏泵用锂电池高阶模型计算复杂度与 SOH 准确性评估的固有矛盾,提出一种自优化的关键健康因子估计方法建立锂电池模型。首先,针对锂电池电化学系统电流电势非线性使得阻抗测不准而难以建立模型的问题,设计暂稳态的电化学阻抗谱法并利用自研 EIS 测试装置获取多温度多 SOC 多频率下的多维阻抗信息。然后,分析阻抗信息与电池健康状态之间的线性关系,建立最小化阻抗目标函数并利用改进的粒子群优化算法求解优化问题。最后,硬件在环仿真实验模拟人工心脏泵用锂电池脉动模式下的不同工况并验证了所提方法的可行性和有效性。实验结果表明,所提算法在不同荷电状态和不同温度下关键健康因子估计误差小于 2%;与标准 PSO 算法相比,所提算法的估计精度提升了 1.88%,满足人工心脏泵用锂电池高精度的模型建立要求和 SOH 估计。

关键词: 人工心脏泵用锂电池;健康状态;二阶 RC 等效电路模型;电化学阻抗谱法;粒子群优化算法;关键健康因子
中图分类号: TN710.2;R197.39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8

Estimation of key health indicators of lithium battery for
artificial heart pumpsShen Zhe¹ Chen Haifeng² Wang Yuanhui³ Qu Zeng^{3,4} Yu Hang²(1. Shanxi Jinzhong Institute of Technology, Jinzhong 030600, China;
2. Changzhi Jiu An Artificial Heart Science and Technology Development Co., Ltd., Changzhi 046000, China;
3. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;
4. Key Laboratory of Dynamic Measurement, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: The current lithium battery state of health (SOH) estimation technology primarily focuses on non-life-supporting devices such as electric vehicle power batteries. When applied to artificial heart pump lithium batteries, significant operational differences and the inability of simple models to characterize complex electrochemical reactions limit the accuracy and reliability of SOH estimation. To address the inherent contradiction between the computational complexity of higher-order models and the accuracy of SOH assessment for artificial heart pump lithium batteries, a self-optimizing key health factor estimation algorithm is proposed to establish a lithium battery model. Firstly, to tackle the issue of inaccurate impedance measurement due to the nonlinear current-voltage characteristics of lithium battery electrochemical systems, a quasi-steady-state electrochemical impedance spectroscopy method is designed, and a self-developed EIS testing device is used to obtain multidimensional impedance information under various temperatures, state of charge, and frequencies. Then, the linear relationship between impedance information and battery health status is analyzed, a minimized impedance objective function is established, and an improved particle swarm optimization algorithm is utilized to solve the optimization problem. Finally, hardware-in-the-loop simulation experiments simulate different conditions under the pulsating mode of artificial heart pump lithium batteries and validate the feasibility and effectiveness of the proposed method. Experimental results show that the proposed algorithm has an estimation error of less than 2% for key health factors under different SOC and temperatures; compared to the standard PSO algorithm, the estimation accuracy of the proposed algorithm is increased by 1.88%, meeting the high-precision model establishment requirements and SOH estimation for artificial heart pump lithium batteries.

Keywords: lithium-ion battery; state of health; second-order RC equivalent circuit model; electrochemical impedance spectroscopy; particle swarm optimization; key health indicators

0 引 言

当前我国心血管病患者超 3.3 亿人,其中心力衰竭患

者超 890 万人,第三代磁悬浮式人工心脏的问世显著提高了心力衰竭患者的生存率和生活质量^[1-2]。人工心脏的核心部件是血泵,负责将血液从心脏泵送至主动脉以减轻天

收稿日期:2024-11-03

^{*} 基金项目:山西省重点研发计划(202102130501020)项目资助

然心脏负担并补充其泵血功能,且依赖额外的电池作为动力源为血泵提供持续稳定的能源,其中锂离子电池因耐高温、体积小、容量大和效率高优势而广泛应用于人工心脏^[3]。与其他锂电池复杂负载状况(以新能源汽车动力电池为例,其健康状态估计侧重于电池在快速充放电和功率波动下的健康状态)不同,面向人工心脏的锂电池长期工作于脉动模式下,处于恒负载状态以维持系统的整体稳定,其功用决定了锂电池的健康状态(state of health, SOH)具有高精度、能准确估计电池的剩余寿命和提供及时的故障预警,防止电池性能的突然下降或失效,从而限制患者的活动自由度,甚至危及患者生命安全^[4-6]。锂离子电池健康状态估计与寿命预测技术已成为学术界研究的热点领域,但针对人工心脏泵用锂电池的研究尚处于起步阶段。目前,该领域的研究主要集中于两种方法。

数据驱动的方法已被广泛应用于多领域,其优势在于利用海量真实数据,可以映射任意复杂变量之间的非线性关系^[7]。Liu 等^[8]对历史充电电压数据进行了电压缺失数据重建,利用改进的门控递归单元网络建立了老化特征与电池 SOH 的映射关系。Gou 等^[9]使用基于数据驱动的集成极限学习机(extreme learning machine, ELM)方法在有限的电压范围内提取健康度指标并建立与 SOH 的相关性,该方法在不同的负载曲线和工作温度下具有较强的鲁棒性。方斯顿等^[10]从充放电电流电压曲线中提取健康因子,然后利用鲸鱼优化算法和长短期记忆网络实现 SOH 的估计。张兴红等^[11]通过融合电化学阻抗谱和容量增量分析特征,并利用卷积神经网络和改进型长短期记忆网络配合量子粒子群优化算法,开发了一种高精度的电池健康状态预测算法。刘征宇等^[12]则结合经验模态分解、门控循环单元和差分自回归移动平均模型,提出了一种多模型融合的 SOH 预测方法,能够准确预测电池的整体退化趋势和局部容量再生现象。尽管基于数据驱动的方法具有一定的适用性和鲁棒性,但为了实现更准确的 SOH 估计,该方法的前提条件须包括庞大的电池历史数据支持,且要忽视同一型号中个体之间的差异。

基于模型的方法致力于寻找合适的数学模型来描述锂电池内部耦合多种因素的反应机理^[13]。Tran 等^[14]利用一阶等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)和恒压下充电电流的相关参数来评估电池老化。考虑荷电状态(state of charge, SOC)和温度对电池的影响,Ding 等^[15]针对电动汽车不同驾驶场景,建立了车用锂电池一阶 ECM 并验证 SOH 与 ECM 参数之间的相关性,其估计的改进一阶模型误差小于 1%。Wang 等^[16]针对电动汽车锂离子电池的不完全放电问题,利用一阶 ECM 和电流相关参数来评估电池老化。彭纪昌等^[17]提出了一种基于变参数结构的一阶等效电路模型,通过引入时间因子动态调整模型参数,有效捕捉电池内部电化学状态的变化从而提高模型仿真精度。以往基于模型的方法研究工作主要聚焦一阶

ECM,这些方案由于模型的简化在根本上限制多种影响因素下的 SOH 估计精度的提升。

现有的健康状态估计方法主要应用于新能源汽车动力电池、电网储能系统等非生命支持设备,这类设备的失效风险相对较低,其研究重点更多集中于充放电效率、充放电深度及循环寿命等性能指标,因此通常不需要采用复杂的健康状态估计模型,也无需像人工心脏泵用锂电池需求高精度的健康状态预警。据此,为准确地描述人工心脏泵用锂电池电化学反应的非线性特性,本研究建立二阶 RC 等效电路模型,根据确定的模型可进一步使用基于数学模型或数据驱动的方法实现 SOH 估计精度的提升^[18]。然而,二阶 RC ECM 或更高阶模型由于非线性映射,参数通常难以测得且增大了系统计算复杂度^[19],针对此,本文提出一种自优化的关键健康因子估计算法建立模型以进一步实现准确的健康状态评估。首先,设计暂稳态的电化学阻抗谱法(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)模拟恒负载状态下的人工心脏泵用锂电池,获取多温度多荷电状态多频率下的阻抗信息。然后,根据电池模型建立最小化阻抗的目标函数通过改进的粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法对问题求解。

1 锂离子电池模型

1.1 锂离子电池的模型建立

作为循环辅助系统的关键组件,人工心脏泵用锂电池 SOH 的精确估计是确保患者生命安全和设备高可靠性的重要保障,其准确性高度依赖于锂电池非线性模型的精度,如图 1 所示。目前常用的锂电池 ECM 包括一阶模型及其扩展模型,例如,Rint 模型^[20]、Thevenin 模型^[21]等。其中,二阶 RC ECM^[22]模拟的静态和动态特性更接近电池实际工作状态,该模型如图 2。其中, R_0 表示欧姆内阻; R_1 与 C_1 分别表示了电化学极化电阻与极化电容; R_2 与 C_2 分别表示浓差极化电阻与极化电容; U 表示电池端电压; E 表示开路电压; i 是放电电流, i_1 和 i_2 是流经 R_1 和 R_2 的电流。

1.2 建立锂电池的关键健康因子

1) 锂离子电池的健康状态

锂电池工作过程中锂离子伴随着损耗,表现为容量的衰减,即健康状态下降。健康状态反映了锂电池当前实际可用的最大容量百分比,通常可以被描述为^[23]:

$$SOH = \frac{Cap_{Actual}}{Cap_{Rated}} \times 100\% \quad (1)$$

其中, Cap_{Actual} 表示电池当前实际可用的最大容量, Cap_{Rated} 表示电池额定总容量。基于二阶 ECM,系统扰动与响应之间的关系特性可以被描述为如下传递函数:

$$H(s) = R_0 + \frac{1}{\frac{1}{R_1} + sC_1} + \frac{1}{\frac{1}{R_2} + sC_2} \quad (2)$$

其中, $H(s)$ 为关于复频率 s 的函数, $s = j\omega$ 。根据传递

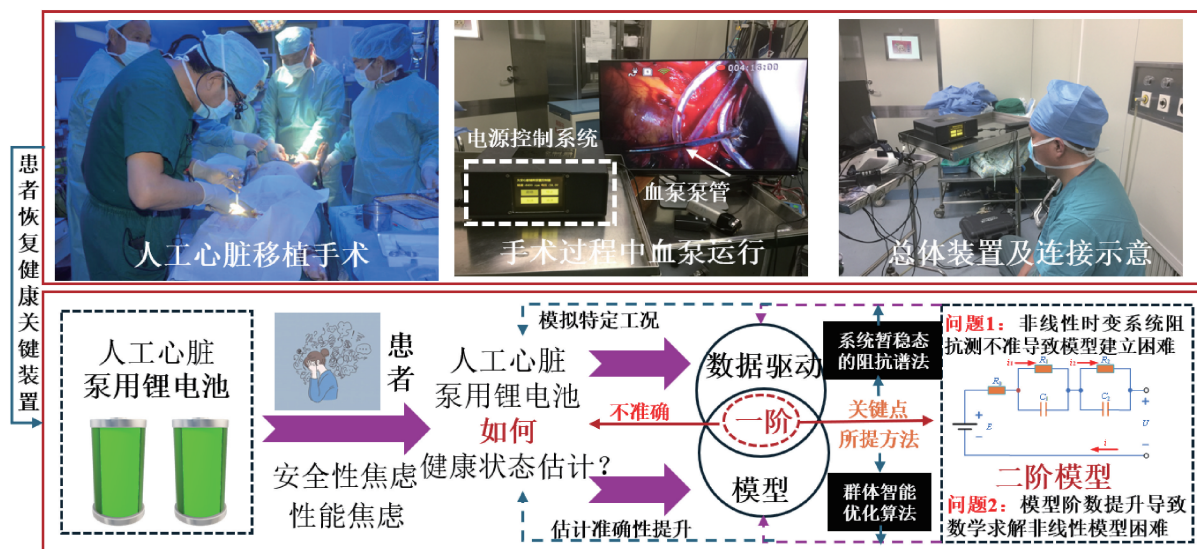


图 1 基于自优化 EIS-PSO 的人工心脏泵用锂电池关键健康因子估计

Fig. 1 Self-optimizing EIS-PSO-based estimation of key health factors for lithium batteries for artificial heart pumps

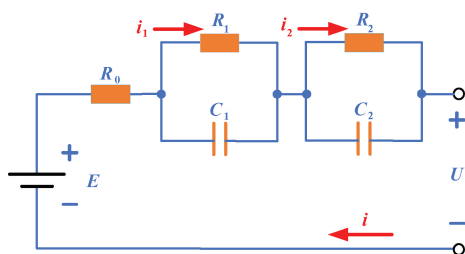


图 2 锂离子电池二阶 RC 等效电路模型

Fig. 2 Second-order RC equivalent circuit model of lithium-ion battery

函数式(2),得到阻抗模型:

$$Z(j\omega) = R_0 + \frac{R_1}{1 + j\omega C_1 R_1} + \frac{R_2}{1 + j\omega C_2 R_2} \quad (3)$$

使用剑桥大学卡文迪什实验室的锂离子电池数据^[24]获得不同频率下的电池阻抗特性与其 SOH 衰减特性关系如图 3 所示。对于测试的 12 枚电池,其具有一致的阻抗特性,SOH 从初始 80%降低至 EOL 共计循环了约 350 次,在每次循环中:

1)最低频与最高频时阻抗都呈现增大趋势,根据阻抗模型,高频时 R_0 对阻抗有增益,低频时 R_1, C_1, R_2, C_2 对阻抗有增益,逆向表明阻抗模型映射关系正确;2)阻抗曲线与 SOH 衰减曲线近似具有强线性关系。因此 R_0, R_1, C_1, R_2, C_2 是影响电池健康状态的关键健康因子,估计关键健康因子是锂电池获得准确 SOH 的先决条件。

2) 外部因素对关键健康因子的影响

外部因素对锂电池的电化学反应特性显示了影响^[25]。分析主要外部因素 SOC 和温度对电池的阻抗特性,如图 4 和图 5 所示。以 SOC 为 50%为例分析 EIS 仿真测试后的阻抗特性可知,随着温度从 -15°C 上升到 40°C ,电池的阻

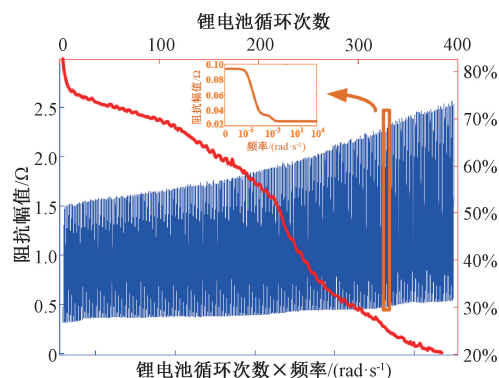


图 3 电池阻抗特性与 SOH 衰减特性关系曲线

Fig. 3 Curve of cell impedance characteristics versus SOH attenuation characteristics

抗幅值低频时从 0.08Ω 递减下降至 0.01Ω ,高频时从 0.04Ω 变化至约 0.01Ω ,表明温度的改变对电化学系统具有较大影响。

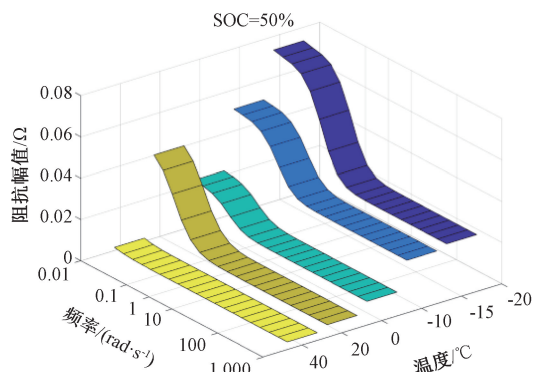


图 4 SOC 为 50% 时不同温度下电池的阻抗特性

Fig. 4 Impedance characteristics of the battery at different temperatures at a SOC of 50%

以温度为 20℃ 为例,分析变化的 SOC 对电化学系统的影响如图 5 所示,EIS 在 SOC 的 5 个时刻 10%、25%、50%、75%、100% 进行了测试,高频时阻抗幅值在 0.01~0.06 Ω 间浮动,低频时阻抗幅值则在 0.01~0.02 Ω 之间,这表明 SOC 的改变对电化学系统具有一定的影响。

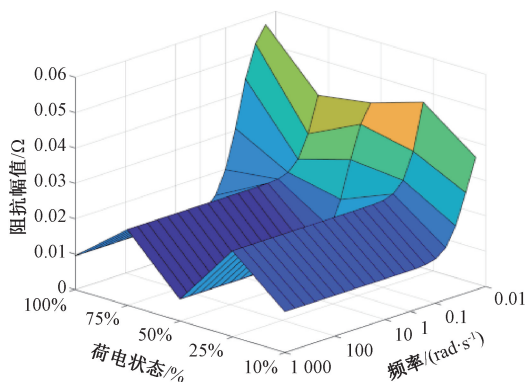


图 5 温度为 20℃ 时不同 SOC 下电池的阻抗特性

Fig. 5 Impedance characteristics of the cell at different SOC's at a temperature of 20℃

综上可知,相较于 SOC,温度对关键健康因子的影响更显著,因此必须要考虑环境温度对人工心脏泵用锂电池健康状态的影响。

2 模型估计方法

2.1 锂离子电池的电化学阻抗谱

1) 原理

电化学阻抗谱法具有非破坏、高分辨率、暂稳态等特点,其核心在于保持锂电池处于平衡状态下,以小扰动获取不同频率下的阻抗信息^[26-27]。结合锂离子电池二阶等效电路模型,EIS 基本原理框图如图 6。

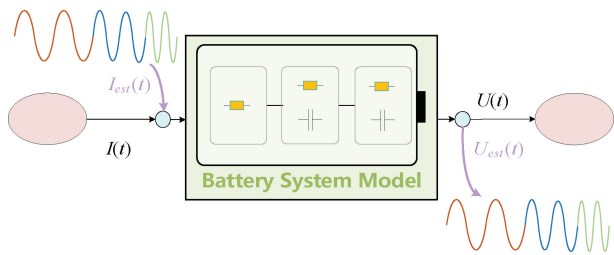


图 6 基于二阶 RC 等效电路模型的 EIS 测试框图

Fig. 6 Block diagram of the EIS test based on the second-order RC equivalent circuit model

锂电池使用 EIS 方法通过快速傅里叶变换可以得到频率响应结果, $(\omega_1, z_1), (\omega_2, z_2), \dots, (\omega_i, z_i), \dots, (\omega_n, z_n)$, 这些结果可以被绘制为电化学阻抗谱,该过程可表示为:

$$Z(\omega_i) = \text{Re}(Z(\omega_i)) + j\text{Im}(Z(\omega_i)) = \frac{\text{FFT}(U_{\text{est}}(t))}{\text{FFT}(I_{\text{est}}(t))} \quad (4)$$

式中: $Z(\omega_i)$ 是关于频率的电池系统阻抗函数, $\text{Re}(Z(\omega_i))$

与 $\text{Im}(Z(\omega_i))$ 分别为关于 ω 的电池阻抗的实部与虚部, $U_{\text{est}}(t)$ 和 $I_{\text{est}}(t)$ 分别是关于时间的响应电压函数和激励电流函数, $\text{FFT}(U_{\text{est}}(t))$ 与 $\text{FFT}(I_{\text{est}}(t))$ 分别为快速傅里叶变换后的电压与电流分量。

基于上述 EIS 原理,在 Matlab/Simulink 中搭建了基于二阶等效电路模型的 EIS 测试仿真电路,基于该仿真可以分析电池在不同条件下的阻抗特性,并对 EIS 测试性能进行优化,EIS 测试仿真电路结构如图 7 所示。

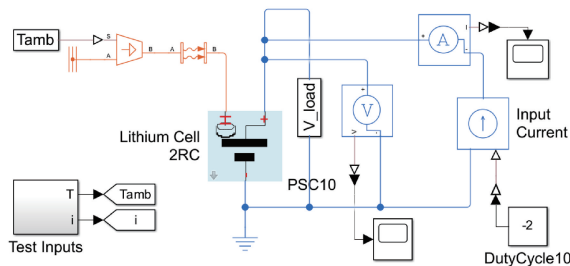


图 7 基于二阶等效电路模型的 EIS 仿真测试电路结构

Fig. 7 Structure of the EIS simulation test circuit based on the second-order equivalent circuit model

2) 频率段和频率点选取

为了获取锂电池的阻抗信息,首先要设计和选取合适的扰动频率 ω_i 。合适的频率段和频率点,一方面会提高仿真和实验的精度,另一方面会减小仿真和实验的时间,防止硬件系统崩溃。考虑不同温度时锂电池阻抗特性如图 8,阻抗的敏感段集中在 $10^{-6} \sim 10^2$ rad/s 之间,频率段可选择该范围。

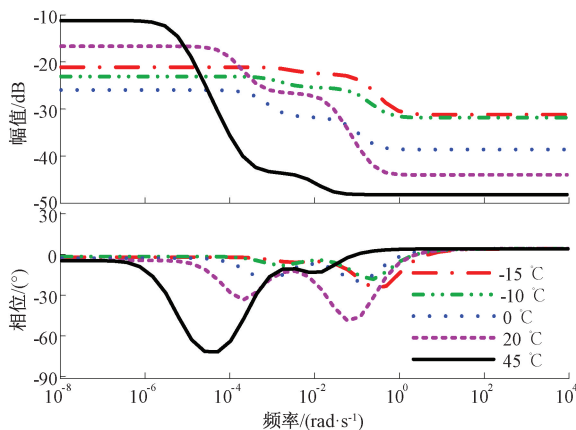


图 8 不同温度下电化学阻抗谱的频率特性

Fig. 8 Frequency characteristics of electrochemical impedance spectra at different temperatures

考虑不同频率段下的频率点个数,使用本文所述方法在某一频率段下对关键健康因子 R_2 和 C_2 进行估计并得到了与模型数据的绝对误差 (absolute error, AE)。不同频率点数量对估计结果的影响如图 9 所示,可以明显看出,频率段在 $10^{-6} \sim 10^2$ rad/s 时 R_2 和 C_2 估计值误差较小且当频率点数量优选 20 时,EIS 方法能够达到最佳性能。

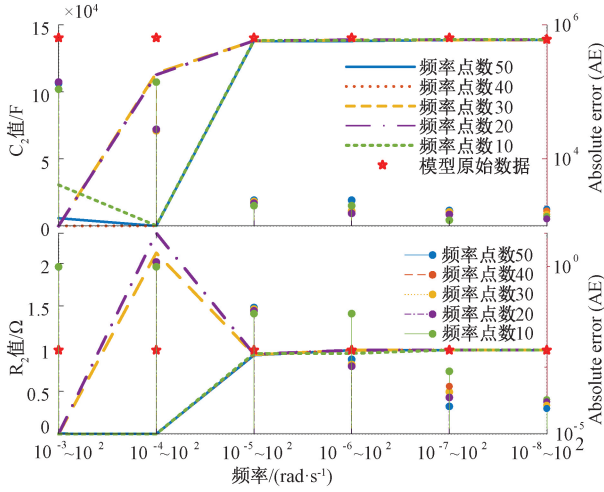


图 9 不同频率点数量对估计结果的影响

Fig. 9 Effect of different number of frequency points on estimation results

2.2 联合 EIS 和粒子群优化算法的关键健康因子估计

基于 EIS 原理并结合对锂电池系统扰动的传递函数式(2),可得:

$$Z(R_0, R_1, C_1, R_2, C_2, \omega) = \frac{FFT(U_{est}(t))}{FFT(I_{est}(t))} =$$

$$R_0 + \frac{R_1}{1 + j\omega C_1 R_1} + \frac{R_2}{1 + j\omega C_2 R_2} = \text{Re}(Z) + j\text{Im}(Z) \quad (5)$$

由式(5)解得电池阻抗 $Z(\omega)$ 的实部与虚部 $\text{Re}(Z)$ 与 $\text{Im}(Z)$ 分别为:

$$\begin{cases} \text{Re}(Z) = R_0 + \frac{R_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_i^2 + 1} + \frac{R_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_i^2 + 1} \\ \text{Im}(Z) = \frac{C_1 R_1^2 \omega_i}{C_1^2 R_1^2 \omega_i^2 + 1} + \frac{C_2 R_2^2 \omega_i}{C_2^2 R_2^2 \omega_i^2 + 1} \end{cases} \quad (6)$$

设 f 是关于 $R_0, R_1, C_1, R_2, C_2, \omega_i$ 的函数,令:

$$f(R_0, R_1, C_1, R_2, C_2, \omega_i) = |Z(R_0, R_1, C_1, R_2, C_2, \omega_i)| \quad (7)$$

设 EIS 频率点数量为 n ,综合式(5)和(7)可求解关键健康因子,即有:

$$\begin{cases} \sqrt{\left(R_0 + \frac{R_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_1^2 + 1} + \frac{R_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_1^2 + 1}\right)^2 + \left(\frac{C_1 R_1^2 \omega_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_1^2 + 1} + \frac{C_2 R_2^2 \omega_1}{C_2^2 R_2^2 \omega_1^2 + 1}\right)^2} = z_1 \\ \sqrt{\left(R_0 + \frac{R_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_2^2 + 1} + \frac{R_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_2^2 + 1}\right)^2 + \left(\frac{C_1 R_1^2 \omega_2}{C_1^2 R_1^2 \omega_2^2 + 1} + \frac{C_2 R_2^2 \omega_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_2^2 + 1}\right)^2} = z_2 \\ \dots \\ \sqrt{\left(R_0 + \frac{R_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_i^2 + 1} + \frac{R_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_i^2 + 1}\right)^2 + \left(\frac{C_1 R_1^2 \omega_i}{C_1^2 R_1^2 \omega_i^2 + 1} + \frac{C_2 R_2^2 \omega_i}{C_2^2 R_2^2 \omega_i^2 + 1}\right)^2} = z_i \\ \dots \\ \sqrt{\left(R_0 + \frac{R_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_n^2 + 1} + \frac{R_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_n^2 + 1}\right)^2 + \left(\frac{C_1 R_1^2 \omega_n}{C_1^2 R_1^2 \omega_n^2 + 1} + \frac{C_2 R_2^2 \omega_n}{C_2^2 R_2^2 \omega_n^2 + 1}\right)^2} = z_n \end{cases} \quad (8)$$

为了从二阶 RC ECM 中估计出关键健康因子,EIS 方法提供了电池频率响应数据支持,这些数据是关键健康因

子估计的基本条件,然后将其整合到 PSO 算法中。PSO^[28-30]是基于群体智能的进化算法,主要思想是使整个群体在空间中从无序演化为有序,该演化过程即为 PSO 的优化和求解过程。将式(8)转化为优化问题,即适应度函数可以表达为:

$$F = \min \sum_{i=1}^n |f(R_0, R_1, C_1, R_2, C_2, \omega_i) - Z_i| = \min \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{\left(R_0 + \frac{R_1}{C_1^2 R_1^2 \omega_i^2 + 1} + \frac{R_2}{C_2^2 R_2^2 \omega_i^2 + 1}\right)^2 + \left(\frac{C_1 R_1^2 \omega_i}{C_1^2 R_1^2 \omega_i^2 + 1} + \frac{C_2 R_2^2 \omega_i}{C_2^2 R_2^2 \omega_i^2 + 1}\right)^2} - |Z(\omega_i)| \right| \quad (9)$$

在不断迭代过程中,根据每个粒子的适应度值,搜索个体最优适应度值(每个粒子将其当前适应度值与之前的适应度值进行比较,并选择较小的值作为每个粒子的个体最优适应度值)和个体最优位置。然后根据个体最优适应度值搜索群体最优适应度值(从粒子中选择最小的适应度值作为群体最优适应度值)和相应的位置。按照该优化方法能够求解空间中搜索到适合当前锂离子电池健康状态的关键健康因子的最优参数组合。粒子在每次的迭代更新中按照式(10)更新。

$$\begin{cases} v_i(t+1) = \omega \times v_i(t) + c_1 \times \text{rand} \times [pbest_i(t) - x_i(t)] + c_2 \times \text{rand} \times [gbest_i(t) - x_i(t)] \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $v_i(t)$ 是第 t 次迭代中第 i 个粒子的速度, $v_i(t+1)$ 是第 $t+1$ 次迭代中第 i 个粒子的速度, c_1 是个体学习因子,rand 是介于 $[0,1]$ 之间的随机数, $pbest_i(t)$ 是第 t 次迭代中第 i 个粒子的个体最优位置, $x_i(t)$ 是第 t 次迭代中第 i 个粒子的位置, c_2 是种群学习因子, $gbest_i(t)$ 是第 t 次迭代中粒子的群体最优位置; ω 是惯性权重,在求解过程中体现着粒子的记忆性(粒子上一次更新的速度大小和方向),标准动态线性时变惯性权重 ω 设置如下:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{t}{M}(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \quad (11)$$

其中, $\omega_{\max}$ 是惯性权重最大值,通常取 0.9; $\omega_{\min}$ 是惯性权重最小值,通常取 0.4; t 是迭代次数; M 是最大迭代次数。上述的标准动态线性时变惯性权重策略在迭代时使粒子的记忆均匀线性递减,这种均匀性策略与“群体智能”相悖并使得搜索时会跳过求解空间中可能更优的位置。针对此问题,本文提出了一种非线性动态时变惯性权重策略如图 10 所示。

$$\begin{cases} \omega = \frac{2(\omega_{\min} - \omega_{\max})}{M^2} t^2 + \omega_{\max}, & t < \frac{M}{2} \\ \omega = -\sqrt{\frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})^2}{2M}} \left(t - \frac{M}{2}\right) + \frac{\omega_{\max} + \omega_{\min}}{2}, & t \geq \frac{M}{2} \end{cases} \quad (12)$$

对于更新后的粒子,其速度和位置的范围限制于初始

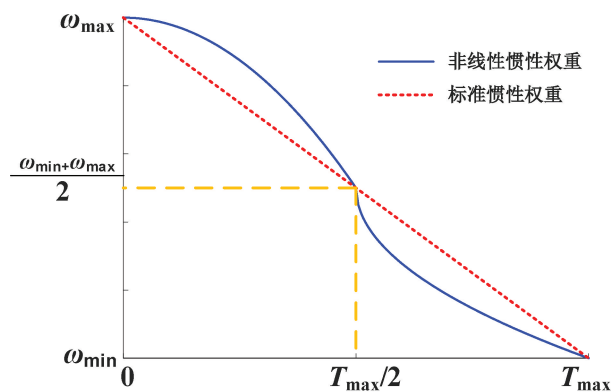


图 10 非线性动态时变惯性权重策略与标准动态线性时变惯性权重策略

Fig. 10 Nonlinear dynamic time-varying inertia weighting strategy vs. standard dynamic linear time-varying inertia weighting strategy

化时设置的值。如果粒子的速度或位置超过了最大值,它们的值将被重置为最大值。同样,如果粒子的速度或位置低于最小值,它们的值也会被重置为最小值。每次迭代的终止条件是适应度值不大于 1×10^{-4} ,以保证结果的精度,当达到最大迭代次数时,整个算法结束运行。基于 EIS-PSO 方法的总体流程图如图 11 所示,通过不断更新个体粒子和群体粒子直到满足最大迭代次数或找到最佳参数值。

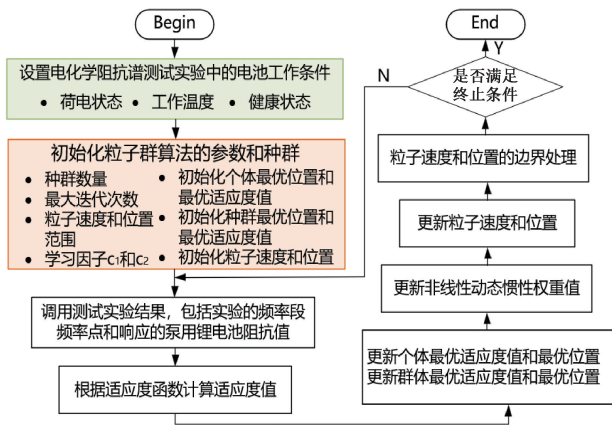


图 11 联合 EIS 和改进 PSO 的关键健康因子估计流程图

Fig. 11 Flowchart of key health indicators estimation for joint EIS and improved PSO

3 实验

3.1 实验设置与参数初始化

本文实验平台由主机、实时目标机(Speedgoat)、示波器、直流电源以及团队自研的 EIS 测试实验装置等核心组件构成,如图 12 所示,实验组件间的输入输出功能关系图如图 13 所示。

步骤 1)实时目标机中建立人工心脏泵用锂电池的二阶 RC 等效电路模型,模型数据来源于文献[31]。人工心

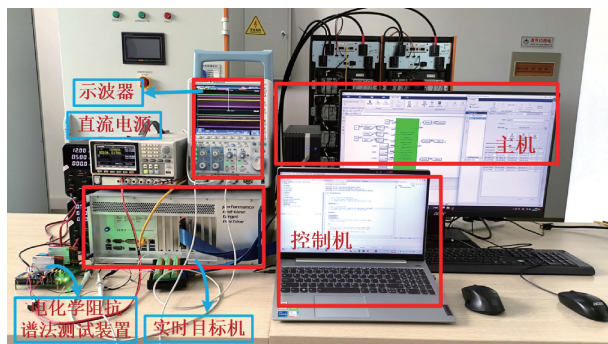


图 12 硬件在环实验图

Fig. 12 Hardware-in-the-loop experiment diagram

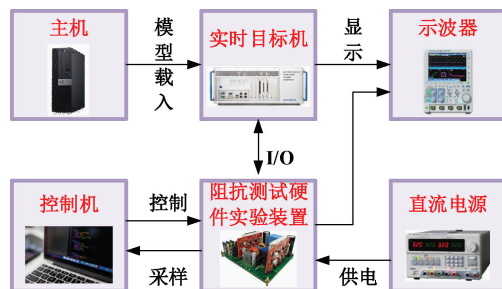


图 13 实验组件间的输入输出功能关系图

Fig. 13 Input-output functional relationships between experimental components

脏泵用锂电池初始化参数如下:(1)标称电压为 3.343 V,额定容量为 4.18 Ah。(2)工作温度: $-20^{\circ}\text{C} \sim 40^{\circ}\text{C}$,初始设定为 20°C 。(3)SOH: $0\% \sim 100\%$,初始设定为 80% 。(4)SOC: $0\% \sim 100\%$,初始设定为 100% 。

步骤 2)实时目标机模拟人工心脏泵用锂电池的脉动工作模式,控制机控制 EIS 测试实验装置获取不同频率下的阻抗信息并进行处理。EIS 测试过程初始化参数如下:(1)EIS 扰动方式:锂电池放电电流扰动,恒负载放电电流 2 A,扰动幅值 2.5%(0.05 A)防止较大的功率波动以实现暂稳态的 EIS 测试。(2)扰动频率 $10^{-6} \sim 10^2 \text{ rad/s}$,对数字化频率点个数选取 10 个。

步骤 3)人工心脏泵用锂电池电路模型基于 EIS 测试数据并利用改进的 PSO 更新。PSO 算法初始化参数如下:(1)种群数量设置为 25,(2)最大迭代次数设为 40。(3)学习因子 c_1 和 c_2 设置为 1.5。(4)设定粒子速度和位置范围,算法中粒子是锂电池关键健康因子,粒子位置与电池在复杂工况下的健康状态相关,为避免算法不收敛或局部收敛设定一个较宽的位置范围。(5)随机初始化粒子个体和种群的最优适应度值和位置。

3.2 收敛性分析

为保证算法的可重复性和结果的准确性,算法每次在电池处于相同温度时运行足够多次数(30 次)以保证算法平均收敛次数的可靠性,如图 14 所示,在设置的 40 次迭代中,综合考虑全部测试温度,粒子的平均收敛次数为 25,且

搜索到的最优粒子的适应度值收敛于 10^{-5} , 这表明基于所

提方法的收敛效果良好。

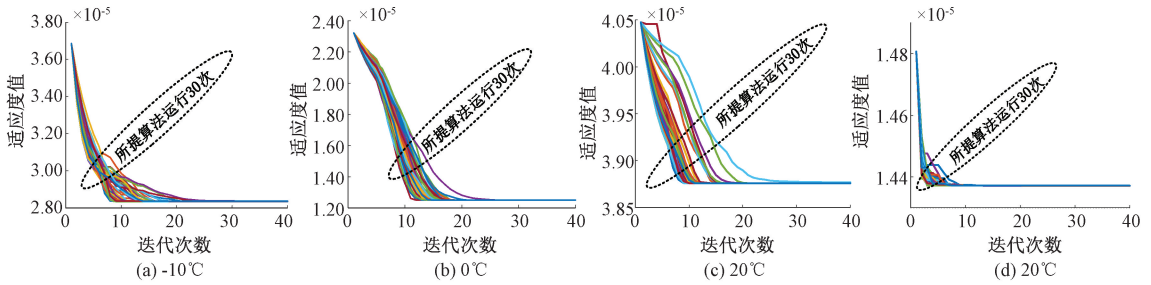


图 14 不同温度下适应度值进化曲线

Fig. 14 Evolutionary curves of adaptation values at different temperatures

3.3 关键健康因子估计结果及误差分析

根据适应度值进化曲线中最终的收敛值和搜索到的最优粒子, 获取了最优粒子相应的关键健康因子参数值(图 15 中 Result), 并与模型设置的关键健康因子参数(图 15 中 Model)比较如图 15, 其中 Residual(R_0) 计算如式(13)所示, 可以看出不同温度下参数 R_0 、 R_1 、 R_2 几乎无误差, C_1 、 C_2 估计误差相对较大, 这是由于一方面系统阻抗主要对电阻参数敏感, 另一方面是电阻参数与电容参数数量级不同(相差

3 个数量级以上), 因此允许电容参数产生较小的误差而系统阻抗不变。各参数具体误差如表 1 所示, 其中 MRE (mean relative error) 表示不同温度下关键健康因子(key health indicator, KHI)的平均相对误差, 如式(14)所示。

$$| \text{Residual}(R_0) | = | R_0(\text{Model}) - R_0(\text{Result}) | \quad (13)$$

$$\text{MRE} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^{KHI} [| KHI_i(\text{Model}) - KHI_i(\text{Result}) | / KHI_i(\text{Model})] \quad (14)$$

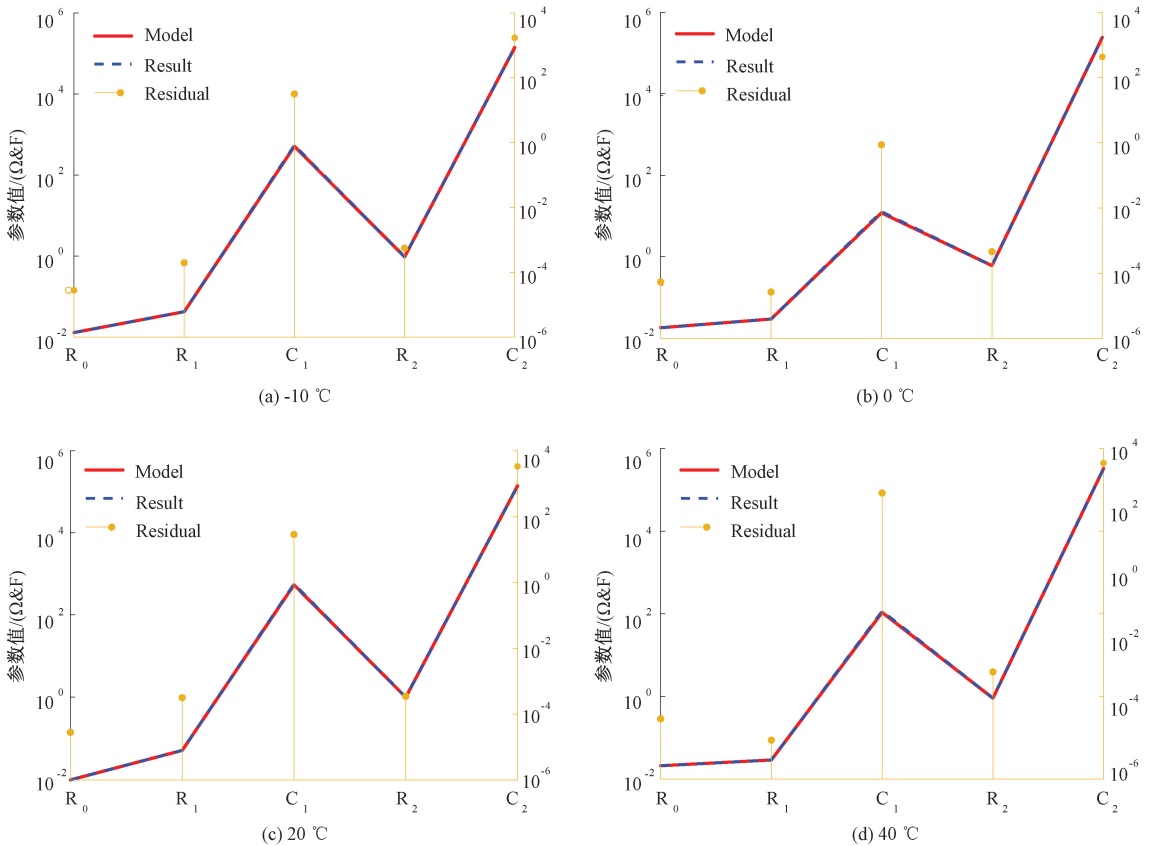


图 15 变温工况下人工心脏泵用锂电池关键健康因子估计结果

Fig. 15 Estimation of key health indicators of lithium batteries for artificial heart pumps under variable temperature operating conditions

总体来说, 不同温度 -10°C 、 0°C 、 20°C 、 40°C 时, 估计的平均相对误差分别为 1.809%、1.999%、1.690%、

1.916%, 任意温度下关键健康因子的估计误差不超过 2%, 表明本文实验方法取得了良好的实验效果。

表 1 与最佳粒子相对应的关键健康因子参数
Table 1 Parameters of key health indicators corresponding to optimal particles

Parameter		-10℃	0℃	20℃	40℃
R_0/Ω	Model	0.018 2	0.013 0	0.009 5	0.021 1
	Result	0.018 2	0.013 0	0.009 5	0.021 1
R_1/Ω	Model	0.029 8	0.042 7	0.049 7	0.029 1
	Result	0.029 8	0.042 7	0.049 7	0.029 1
C_1/F	Model	12	512	541	108
	Result	13.07	552.18	576.92	118.10
R_2/Ω	Model	0.611 3	0.956 5	0.983 7	0.911 5
	Result	0.6113	0.956 0	0.982 6	0.910 4
C_2/F	Model	242 065	142 096	140 437	331 497
	Result	241 760	139 122	138 897	331 857
MRE		1.809%	1.999%	1.570%	1.916%

以人工心脏泵用锂电池在温度 20℃为例,比较本文所提算法(改进非线性动态时变惯性权重策略的 PSO)与标准 PSO 算法(基于标准动态线性时变惯性权重策略的 PSO),为了避免适应值进化的偶然性,算法运行次数为 30 次,平均适应度值进化曲线的比较结果如图 16 所示,非线性策略的平均适应度值收敛于 10^{-5} ,相较于线性策略 10^{-4} 低了一个数量级,可见本文所提算法与标准 PSO 具有相当的收敛性,且进一步扩大了搜索空间,有助于粒子搜索到更优的适应度值。

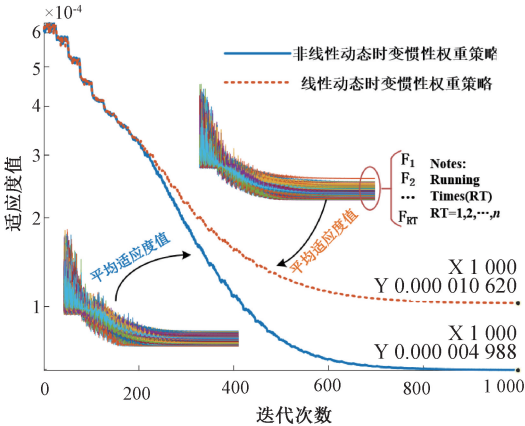


图 16 平均适应度值进化曲线
Fig. 16 Evolutionary curve of average fitness values

基于上述不同的策略,比较所提 PSO 与标准 PSO 的关键健康因子估计结果如图 17 所示,不同 RC 值间具有较大的数量级差异,可见所提 PSO 较于标准 PSO 有更好的表现,标准 PSO 搜索到最优粒子对应的关键健康因子参数值与模型数据相比的 MRE 为 3.45%,而本文所提 PSO 算法在优化其惯性权重的基础上提升了 1.88%。比较不同算法得到的 RC 值,所提 PSO 较于标准 PSO 进一步接近

实际模型数据,满足人工心脏泵用锂电池的模型建立精度要求。

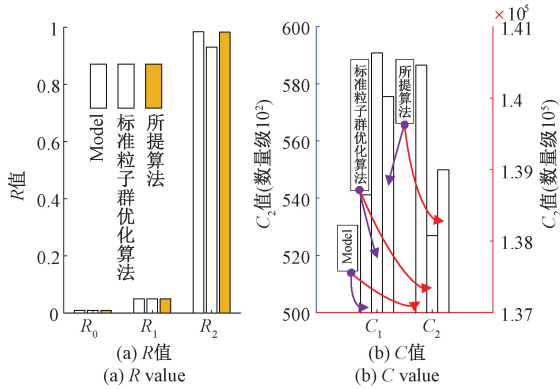


图 17 所提 PSO 与标准 PSO 的关键健康因子估计结果比较
Fig. 17 Comparison of the estimation results of key health indicators for the proposed PSO and the standard PSO

4 结 论

本文面向人工心脏泵用锂电池,提出了一种自优化 EIS-PSO 算法降低了高阶模型高计算复杂度并实现了人工心脏泵用锂电池关键健康因子的估计。首先,设计和选取了合适的频率段和频率点从而利用 EIS 测试装置获取阻抗信息,然后,根据人工心脏泵用锂电池高阶非线性模型最小化阻抗,设计了合适的适应度函数并通过改进的粒子群优化算法估计了人工心脏泵用锂电池模型中的关键健康因子。利用所提方法使用卡文迪许数据集在硬件在环仿真实验平台上模拟人工心脏泵用锂电池的脉冲工作模式并进行了实验验证,不同 SOC 和不同温度下关键健康因子的平均相对误差不超过 2%,与标准 PSO 算法相比,所提算法的估计精度提升了 1.88%。本文所提方法为人工心脏泵用锂电池准确寿命预测和高精度 SOH 估计奠定了理论基础和方法指导,为心力衰竭患者的健康恢复和生活质量提升提供了重要支持。

参考文献

[1] 国内首创医疗器械全磁悬浮人工心脏获批上市[J]. 上海医药,2021,42(23):57.
China's first medical device full magnetic suspension artificial heart was approved for market[J]. Shanghai Medicine,2021,42(23):57.
[2] 国家心血管病中心. 中国心血管健康与疾病报告 2022[M]. 北京:中国协和医科大学出版社,2023.
National Center for Cardiovascular Diseases. Annual report on cardiovascular health and diseases in China (2022) [M]. Beijing: Peking Union Medical College Press, 2023.
[3] 董满,刘淑琴. 基于 UKF 和 AH 法的磁悬浮人工心脏泵用锂电池 SOC 估计复合算法[J]. 山东大学学报(工

- 学版),2018,48(2):121-127,133.
- DONG M, LIU SH Q. A compound algorithm for SOC estimation of lithium batteries for magnetic suspension artificial heart pump based on UKF and AH[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2018, 48(2): 121-127,133.
- [4] 邓聪,林艳.退役锂离子电池失效机制研究进展[J].中国材料进展,2024,43(6):457-466.
- DENG C, LIN Y. Research on failure mechanism of spent lithium-ion batteries[J]. Materials China, 2024, 43(6):457-466.
- [5] YU CH ZH, HUANG S Q, XU H ZH, et al. Optimal charging of lithium-ion batteries based on lithium precipitation suppression [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 82: 110580.
- [6] 李存璞,唐晓霞,魏子栋.锂离子电池的热失控与预防[J].科技导报,2024,42(12):178-192.
- LI C P, TANG X X, WEI Z D. Thermal runaway and prevention of lithium-ion batteries [J]. Science & Technology Review, 2024, 42(12): 178-192.
- [7] 金帅,董静.基于数据驱动的锂离子电池健康状态估计研究进展综述[J].仪器仪表学报,2024,45(3):45-59.
- JIN SH, DONG J. Review on progress of data-driven based health state estimation for lithium-ion batteries[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 45-59.
- [8] LIU X H, GAO ZH CH, TIAN J Q, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries using voltage curves reconstruction by conditional generative adversarial network [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10 (4): 10557-10567.
- [9] GOU B, XU Y, FENG X. An ensemble learning-based data-driven method for online state-of-health estimation of lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2020, 7(2): 422-436.
- [10] 方斯顿,刘龙真,孔赖强,等.基于双向长短期记忆网络含间接健康指标的锂电池 SOH 估计[J].电力系统自动化,2024,48(4):160-168.
- FANG S D, LIU L ZH, KONG L Q, et al. State-of-health estimation for lithium-ion batteries incorporating indirect health indicators based on bi-directional[J]. Long Short-term Memory Networks Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(4): 160-168.
- [11] 张兴红,徐翊,巩泽浩.融合电化学阻抗与容量增量曲线特征的锂电池健康状态算法研究[J].重庆理工大学学报(自然科学),2023,37(5):265-272.
- ZHANG X H, XU Y, GONG Z H. Algorithm research on health state of a lithium battery by integrating the features of electrochemical impedance and incremental capacity curves [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(5): 265-272.
- [12] 刘征宇,张政,郭乐凯,等.基于经验模态分解的锂离子电池健康状态预测[J].机械工程学报,2024,60(14):272-281.
- LIU ZH Y, ZHANG ZH, GUO L K, et al. State of health prediction for lithium-ion batteries based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(14): 272-281.
- [13] 杨博,钱玉村.锂离子电池健康状态估计综述[J].昆明理工大学学报(自然科学版),2024,49(3):147-165.
- YANG B, QIAN Y C. A review on the state-of-health estimation for lithium-ion batteries [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024, 49(3): 147-165.
- [14] TRAN M, MATHEW M, JANHUNEN S, et al. A comprehensive equivalent circuit model for lithium-ion batteries, incorporating the effects of state of health, state of charge, and temperature on model parameters [J]. Journal of Energy Storage, 2021, 43: 103252.
- [15] DING X F, ZHANG D H, CHENG J W, et al. An improved Thevenin model of lithium-ion battery with high accuracy for electric vehicles [J]. Applied Energy, 2019, 254: 113615.
- [16] WANG Z K, ZENG SH K, GUO J B, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on the constant voltage charging curve[J]. Energy, 2019, 167: 661-669.
- [17] 彭纪昌,刘凯龙,孟锦豪,等.基于变参数结构的锂离子电池建模方法[J].机械工程学报,2024,60(14):298-305.
- PENG J CH, LIU K L, MENG J H, et al. Dynamically parameterized structure for lithium-ion battery method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(14): 298-305.
- [18] 金建新,虞儒新,刘刚,等.锂离子电池健康状态估算方法研究进展[J].电气工程学报,2024,19(1):33-48.
- JIN J X, YU R X, LIU G, et al. Research progress on state-of-health estimating method for lithium-ion batteries[J]. Journal of Electrical Engineering, 2024, 19(1): 33-48.
- [19] 杨杰,王婷,杜春雨,等.锂离子电池模型研究综述[J].储能科学与技术,2019,8(1):58-64.

- YANG J, WANG T, DU CH Y, et al. Overview of the modeling of lithium-ion batteries [J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(1): 58-64.
- [20] 李扬,陈明彪,林仕立,等. 磷酸铁锂电池内阻连续动态测量与分析[J]. 新能源进展, 2018, 6(5): 394-401.
- LI Y, CHEN M B, LIN SH L, et al. Continuous measurement and analysis of the real-time internal resistance of LiFePO₄ battery[J]. Advances in N&R Energy, 2018, 6(5): 394-401.
- [21] MILISHCHUK R, BOGODOROVA T. Thevenin-based battery model with ageing effects in modelica[C]. 2022 IEEE 21st Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON), IEEE, 2022: 243-248.
- [22] 任璞,王顺利,何明芳,等. 基于内阻增加和容量衰减双重标定的锂电池健康状态评估[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(2): 738-743.
- REN P, WANG SH L, HE M F, et al. State of health estimation of Li-ion battery based on dual calibration of internal resistance increasing and capacity fading [J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(2): 738-743.
- [23] 胡晓亚,郭永芳,张若可. 锂离子电池健康状态估计方法研究综述[J]. 电源学报. 2022, 20(1): 126-133.
- HU X Y, GUO Y F, ZHANG R K. Review of state-of-health estimation methods for lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(1): 126-133.
- [24] ZHANG Y W, TANG Q CH, ZHANG Y, et al. Identifying degradation patterns of lithium-ion batteries from impedance spectroscopy using machine learning[J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 1706.
- [25] YU CH ZH, YAN J L, HUANG S Q, et al. Analysis of impedance characteristics based on lithium-ion battery at different states[C]. 2022 7th International Conference on Power and Renewable Energy(ICPRE), IEEE, 2022: 988-993.
- [26] 侯林涛,张彩萍,蔡雪,等. 基于阻抗谱重构技术的电池健康状态快速估计方法[J]. 全球能源互联网, 2024, 7(2): 145-154.
- HOU L T, ZHANG C P, CAI X, et al. A fast estimation method of battery state of health based on impedance spectroscopy reconstruction technique[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(2): 145-154.
- [27] 黄秋安,李伟恒,汤哲鹏,等. 电化学阻抗谱基础[J]. 自然杂志, 2020, 42(1): 12-26.
- HUANG Q AN, LI W H, TANG ZH P, et al. Fundamentals of electrochemical impedance spectroscopy[J]. Chinese Journal of Nature, 2020, 42(1): 12-26.
- [28] 王钰,郝毅,王磊等. 基于改进粒子群算法的多能微网多目标优化调度[J]. 电测与仪表, 2023, 60(11): 29-36, 59.
- WANG Y, HAO Y, WANG L, et al. Multi-objective optimal dispatch for multi-energy microgrid based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(11): 29-36, 59.
- [29] 肖厦颖,范传光,郭峰,等. 基于改进多目标粒子群算法的储能电站定容选址优化配置研究[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(2): 503-514.
- XIAO X Y, FAN CH G, GUO F, et al. Optimal allocation of energy storage power station based on improved multi-objective particle swarm optimization[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(2): 503-514.
- [30] 王舜,周惠兴,张中岳,等. 基于改进粒子群的正交轴系三维激光扫描设备的几何参数标定研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 1-8.
- WANG SH, ZHOU H X, ZHANG ZH Y, et al. Research on geometric parameter calibration of 3D-laser-scanner with orthogonal shafting based on improved particle swarm optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1): 1-8.
- [31] HURIA T, CERAOLO M, GAZZARRI J, et al. High fidelity electrical model with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells [C]. 2012 IEEE International Electric Vehicle Conference, IEEE, 2012: 1-8.

作者简介

沈喆, 硕士, 讲师, 主要研究方向为基于锂电池的人工心脏与心室辅助装置协同人体交互机制的研究和智能控制系统的建立。

E-mail: wsxfzsz@163.com

陈海丰, 本科, 正高级工程师, 主任医师, 主要研究方向为人工心脏的研发与制造及体外实验等。

E-mail: chen-h-feng@163.com

王媛惠, 博士, 主要研究方向为智能算法、微纳传感。

E-mail: yhw@nuc.edu.cn

屈增, 博士, 副教授, 主要研究方向为微机电控制、微纳传感。E-mail: zqu@nuc.edu.cn

喻航(通信作者), 博士, 主治医师, 主要研究方向为基于锂电池的人工心脏与心室辅助装置能量管理研究, 以及面向人工心脏与心室辅助装置血液损伤机制与血液相容性。

E-mail: cziargxz@163.com