

DOI: 10.13234/j.issn.2095-2805.2025.2.256

中图分类号: TM912

文献标志码: A

基于分数阶的锂电池 SOC 和 SOH 联合 在线估计

王 辉¹, 严 欢¹, 张晓滨²(中国电源学会高级会员), 岳园园¹,
孙向东²(中国电源学会会员)

(1. 国网陕西省电力有限公司经济技术研究院, 西安 710065; 2. 西安理工大学电气工程学院,
西安 710054)

摘要: 锂离子电池的荷电状态和健康状态的准确估计一直是亟待解决的关键科学问题。依据二阶分数阶等效电路模型, 建立其状态空间方程, 推导电池参数和荷电状态的分数阶微积分方程的离散化表达式, 再研究 1 种双分数阶扩展卡尔曼滤波方法, 对电池的等效电路参数、荷电状态以及电池容量同时进行估计。提出基于估计的荷电状态和电池容量的时间加权序列方法, 监测不同放电电流与累积时间, 在线计算电池可用容量, 从而实现在任意放电深度和任意放电速率下的电池健康状态实时估计, 并且在动态应力测试工况下以 3 块同厂家、同型号、不同老化程度的单体磷酸铁锂电池进行实验验证。

关键词: 锂离子电池; 分数阶模型; 双分数阶扩展卡尔曼滤波器; 时间加权序列方法

Joint Online Estimation of SOC and SOH for Lithium Batteries Based on Fractional-order Models

WANG Hui¹, YAN Huan¹, ZHANG Xiaobin², *Senior Member, CPSS*, YUE Yuanyuan¹,
SUN Xiangdong², *Member, CPSS*

(1. Economic and Technological Research Institute, State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd., Xi'an 710065, China;
2. School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: The accurate estimation of the state-of-charge (SOC) and state-of-health (SOH) of lithium-ion batteries is always a key scientific problem that needs to be solved urgently. In this paper, based on a second-order fractional-order equivalent circuit model, the state space equation of a lithium-ion battery is established, and the discretization expressions of fractional-order differential and integral equations of battery parameters and SOC are derived. Then, a dual fractional-order extended Kalman filter method is studied to estimate the equivalent circuit parameters, SOC and battery capacity simultaneously. In addition, a time weighting sequence method based on estimated SOC and battery capacity is proposed, different discharge currents and cumulative time are monitored, and the available capacity of the battery is calculated online,

收稿日期: 2023-06-21; 修回日期: 2023-09-23, 2023-10-21;

录用日期: 2023-10-29; 网络首发日期: 2024-01-11

基金项目: 国网陕西省电力有限公司科学技术资助项目(SGS NJY00GPJS2200015); 国家自然科学基金资助项目(52477196);
西安市科技计划资助项目(24GXFW0067)

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd. under the grant SGSNJY00 GPJS2200015; National Natural Science Foundation of China under the grant 52477196; Xi'an Science and Technology Project under the grant 24GXFW0067

thus achieving real-time estimation of the SOH of the battery at any discharge depth and any discharge rate. Finally, under the conditions of dynamic stress test, three lithium iron phosphate batteries of the same manufacturer, the same model and different aging degrees were used for experimental verification.

Keywords: Lithium-ion battery; fractional-order model; dual fractional-order extended Kalman filter; time weighting sequence method

锂电池在储能系统中获得了广泛应用, 其中电

池管理系统 BMS(battery management system)尤为重要。荷电状态 SOC(state-of-charge)和健康状态 SOH(state-of-health)估计是 BMS 的核心,是确保电池安全性和提高可靠性的基础^[1]。电池模型及其参数又是 SOC 和 SOH 精确估计的基础,因此选择合适的电池模型非常重要。现有的锂电池模型主要分为电化学模型、黑箱模型、耦合模型以及等效电路模型 4 类,其中等效电路模型应用最为广泛。与整数阶模型相比,分数阶模型 FOM(fractional-order model)依据恒相位元件 CPE(constant phase element)和 Warburg 元件的阻抗特性,由 1 个或多个并联 RC 和 Warburg 元件组成的分数阶模型具有更高的精度^[2]。

电池等效电路模型精度在很大程度上依赖于识别参数的精度。现有参数识别算法包括遗传算法 GA(genetic algorithm)、递归最小二乘 RLS(recursive least square)方法、扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)算法、粒子群优化 PSO(particle swarm optimizer)和 H 无穷滤波器等,其中 RLS 方法和 EKF 算法常用于在线参数估计。协同估算方法通过考虑 SOC 和 SOH 之间的耦合关系,可以实现两者之间相互迭代过程的交替更新。文献[3]利用二阶 RC 模型结合 DEKF 方法共同估算 SOC 和 SOH,因电池内阻易受温度影响,于是对 SOH 的准确估算有较大影响;考虑到温度对联合估计的影响,文献[4]将 OCV、SOC、SOH 与温度之间的关系嵌入到二阶 RC 模型中,使用自适应 EKF 结合遗忘因子的递推最小二乘法进行 SOC 估计,再利用已识别的内阻、极化电阻、OCV 等模型参数进行 SOH 估计;文献[5]在二阶 RC 模型的基础上,提出了 1 种后向平滑平方根容积卡尔曼滤波和 EKF 的混合方法来联合估计 SOC 和 SOH,与传统的粒子滤波方法和无迹卡尔曼滤波方法相比,该混合方法具有较高的估计精度;文献[6]提出了 1 种基于双扩展卡尔曼滤波和分数阶模型的锂离子电池 SOC 和 SOH 联合估计的方法,其中一个 EKF 估计欧姆内阻和电池容量用来反映 SOH,另一个 EKF 用于在线更新模型参数,这种联合估计方法提高了估计精度;文献[7]提出了 1 种基于二阶阻容等效电路模型的强跟踪自

适应衰落扩展卡尔曼滤波器,用于不同工作条件和环境温度下锂离子电池 SOC 的精确估计,与 EKF 相比,所提出的算法对 SOC 估计精度有所提高;文献[8]提出 1 种基于深度学习的锂离子电池 SOC 和 SOH 联合估算方法,该方法基于门控循环单元循环神经网络和卷积神经网络,利用锂离子电池电压、电流和温度,实现全寿命周期内 SOC 和 SOH 的同时估算,并消除了锂离子电池老化因素对锂离子电池 SOC 估算造成的负面影响;文献[9]提出 1 种集成在太阳能光伏系统应用中的锂离子电池 SOH 的精确在线估计方法,该方法改进了库仑计数方法,使用时间加权法,可以准确测量单个放电过程中可变放电速率期间的放电容量,但由于短时间内很难准确估计 SOH 及其趋势,所以有必要研究不同时间尺度的 SOH。近些年来人工智能相关算法在 SOH 领域也有所应用。文献[10]基于实验获取了磷酸铁锂电池和电池组的老化数据集,构建了迁移学习的 SOH 评估模型框架,验证了小规模样本再训练模型的评估效果;文献[11]采用 CatBoost 方法评估电池 SOH,并引入 SHAP 方法分析各健康特征对评估结果的影响及特征间的耦合关系;文献[12]研究 1 种基于变分模态分解和麻雀搜索算法优化的核极限学习机集成预测模型的 SOH 预测方法。

人工智能算法往往需要较多的数据进行训练,算法相对复杂,因此本文借鉴上述联合估计方法,选择二阶分数阶等效电路模型作为基础,利用双分数阶扩展卡尔曼滤波器对电池参数、容量进行辨识,以及对荷电状态进行估计,进而提出基于估计的荷电状态和电池容量的时间加权序列方法,实现电池的短时和长时 SOH 估计。

1 锂离子电池分数阶等效电路模型

图 1 为锂离子电池分数阶模型的全频域阻抗谱。通过对每一频域范围内的阻抗进行建模,可得如图 2 所示的分数阶等效电路模型,其中: I_L 表示电池充放电电流; U_1 表示恒相位元件电容 C_{PE1} 的电压; U_2 表示恒相位元件电容 C_{PE2} 的电压; U_3 表示

Warburg 元件 C_w 的电压; U_o 表示电池端电压; U_{ocv} 表示开路电压; 电阻 R_1 和 C_{PE1} 并联表示电池的浓差极化过程; 电阻 R_2 和 C_{PE2} 并联表示电池的电化学极化过程。高频部分的阻抗谱曲线与实轴相交, 相交点为欧姆内阻 R_0 ; 中频段半圆截面反映电荷转移和双层电容效应; 低频段表示锂离子在 2 个电极上的扩散特性。

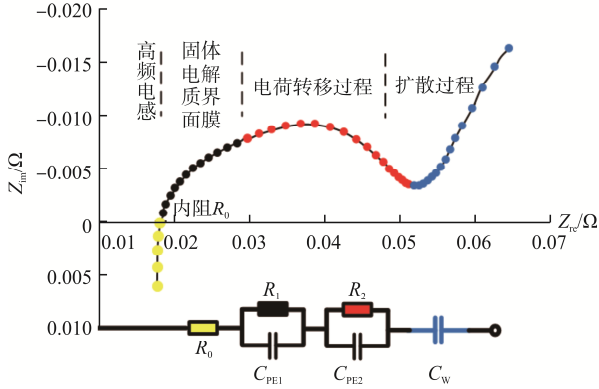


图 1 分数阶模型的全频域阻抗谱

Fig. 1 Impedance spectroscopy of fractional-order model in full frequency domain

恒相位元件 C_{PE1} 、 C_{PE2} 和 Warburg 元件 C_w 的阻抗分别用 $Z_{C_{PE1}}$ 、 $Z_{C_{PE2}}$ 、 Z_w 表示, 其表达式分别为

$$\begin{cases} Z_{C_{PE1}} = 1/C_1 s^\alpha \\ Z_{C_{PE2}} = 1/C_2 s^\beta \\ Z_w = 1/C_w s^\gamma \end{cases} \quad (1)$$

式中: C_1 、 C_2 、 C_w 为模型元件的参数; α 、 β 为 C_{PE1} 和 C_{PE2} 元件的分数阶次; γ 为 Warburg 元件的分数阶次, α 、 β 、 γ 都在 $(0, 1)$ 范围内; s 为拉普拉斯算子。根据图 2 和式(1), 列写方程为

$$\begin{cases} D^\alpha U_1(t) = -(1/R_1 C_1) U_1(t) + (1/C_1) I_L(t) \\ D^\beta U_2(t) = -(1/R_2 C_2) U_2(t) + (1/C_2) I_L(t) \\ D^\gamma U_3(t) = -(1/C_w) I_L(t) \\ SOC(t) = SOC_0 - \int_{t_0}^t \frac{\eta I_L(\tau)}{Q_n} d\tau \\ U_o(t) = U_{ocv}(t) - R_0 I_L(t) - U_1(t) - U_2(t) - U_3(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: D^α 为分数阶微积分的算子, 表示关于时间 t 的积分-微分算子; $U_1(t)$ 、 $U_2(t)$ 、 $U_3(t)$ 分别为随

时间 t 变化的恒相位元件 C_{PE1} 、 C_{PE2} 和 Warburg 元件 C_w 的两端电压; $I_L(t)$ 为随时间 t 变化的电池充放电电流; η 为充放电效率; Q_n 为电池可用容量; $SOC(t)$ 为电池荷电状态; SOC_0 为电池荷电状态初始值; $U_o(t)$ 为随时间 t 变化的电池端电压; $U_{ocv}(t)$ 为随时间 t 变化的电池开路电压。

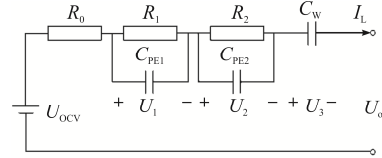


图 2 二阶分数阶等效电路模型

Fig. 2 Second-order fractional-order equivalent circuit model

使用 Grunwald-Letnikov 定义, 根据短时记忆原理, 选择数据长度 $N=1$ 时, 对式(2)进行离散化, 可得

$$\begin{cases} U_1(k+1) = (\alpha - \frac{T_s^\alpha}{R_1 C_1}) U_1(k) + \frac{T_s^\alpha}{C_1} I_L(k) \\ U_2(k+1) = (\beta - \frac{T_s^\beta}{R_2 C_2}) U_2(k) + \frac{T_s^\beta}{C_2} I_L(k) \\ U_3(k+1) = \gamma U_3(k) - \frac{T_s^\gamma}{C_w} I_L(k) \\ SOC(k+1) = SOC(k) - \frac{\eta T_s}{Q_n} I_L(k) \\ U_o(k) = U_{ocv}(k) - R_0 I_L(k) - U_1(k) - U_2(k) - U_3(k) \end{cases} \quad (3)$$

式中: T_s 为采样周期; $I_L(k)$ 为第 k 时刻采样的电池充放电电流; $U_1(k)$ 、 $U_1(k+1)$ 、 $U_2(k)$ 、 $U_2(k+1)$ 分别为第 k 、 $k+1$ 时刻采样的恒相位元件 C_{PE1} 、 C_{PE2} 的电压; $U_3(k)$ 、 $U_3(k+1)$ 分别为第 k 、 $k+1$ 时刻采样的 Warburg 元件 C_w 的电压; $SOC(k)$ 、 $SOC(k+1)$ 分别为第 k 、 $k+1$ 时刻估计的电池荷电状态; $U_o(k)$ 为第 k 时刻计算的电池端电压。

在线辨识用来表征电池 SOH 特性的欧姆内阻 R_0 和电池可用容量 Q_n 、分数阶模型的参数 R_1 、 C_1 、 R_2 、 C_2 、 C_w 以及分数阶次 α 、 β 、 γ 。定义 $\mathbf{x}_k = [SOC(k) \ U_1(k) \ U_2(k) \ U_3(k) \ R_0 \ 1/Q_n]^T$, $\boldsymbol{\theta}_k = [1/R_1 \ 1/C_1 \ \alpha \ 1/R_2 \ 1/C_2 \ \beta \ 1/C_w \ \gamma]$, $\mathbf{u}_k = I_L(k)$, $\mathbf{y}_k = U_o(k)$, 由此可见, \mathbf{x}_k 包含 6 个元素, $\boldsymbol{\theta}_k$ 包含 8 个元素。结合电

池开路电压与 SOC 之间存在非线性关系, 整理式(3) 可得

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_k)\mathbf{x}_k + \mathbf{B}(\boldsymbol{\theta}_k)u_k = f(\mathbf{x}_k, u_k, \boldsymbol{\theta}_k) \\ \mathbf{y}_k = U_{OCV}(x_{1,k}) - x_{2,k} - x_{3,k} - x_{4,k} - x_{5,k}u_k = g(\mathbf{x}_k, u_k, \boldsymbol{\theta}_k) \end{cases} \quad (4)$$

式中: \mathbf{x}_{k+1} 为状态方程; \mathbf{y}_k 为测量方程; $\mathbf{x}_{i,k}$ 为 \mathbf{x}_k 的第 i 个元素; $\boldsymbol{\theta}_{i,k}$ 为 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的第 i 个元素; 系数矩阵 $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}_k) =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\eta T_s u_k \\ 0 & \theta_{3,k} - \theta_{1,k} \theta_{2,k} T_s^{\alpha_{3,k}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \theta_{6,k} - \theta_{4,k} \theta_{5,k} T_s^{\alpha_{6,k}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \theta_{8,k} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{B}(\boldsymbol{\theta}_k) = \begin{bmatrix} 0 & \theta_{2,k} T_s^{\alpha_{2,k}} & \theta_{5,k} T_s^{\alpha_{5,k}} & -\theta_{7,k} T_s^{\alpha_{7,k}} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T。$$

2 双分数阶扩展卡尔曼滤波算法

为了在线辨识分数阶等效电路模型参数、电池可用容量以及 SOC, 本文研究了 1 种双分数阶扩展卡尔曼滤波 DFOEKF(dual fractional-order extended Kalman filter)算法, 其框图如图 3 所示。

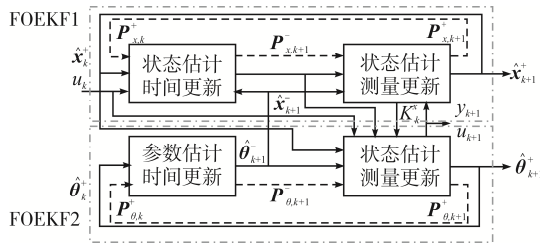


图 3 DFOEKF 算法框图

Fig. 3 Block diagram of DFOEKF algorithm

FOEKF1 滤波器估计状态 x_k , 其中包括 SOC、 R_0 和 Q_n 等, FOEKF2 滤波器同步在线辨识分数阶等效电路模型参数状态 $\boldsymbol{\theta}_k$, 2 个滤波器在每一步都递归交换信息, FOEKF1 将状态变量 \mathbf{x}_k 以及更新过程中卡尔曼增益 K_x^k 传递给 FOEKF2, FOEKF2 将模型参数变量 $\boldsymbol{\theta}_k$ 传递给 FOEKF1。因此, DFOEKF 算法联合估计 SOC 和容量及内阻的同时, 还可以同步更新电池分数阶模型参数。

2.1 FOEKF1 估计状态 x_k 的计算过程

状态方程及测量方程分别为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, u_k, \boldsymbol{\theta}_k) + \mathbf{w}_k^T \\ \mathbf{y}_{k+1} = g(\mathbf{x}_k, u_k, \boldsymbol{\theta}_k) + \mathbf{v}_k^T \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{x}_{k+1} 为 $k+1$ 时刻状态变量的预测值; \mathbf{x}_k 为 k

时刻状态变量的最优估计值; \mathbf{w}_k^T 和 \mathbf{v}_k^T 分别为状态向量 \mathbf{x} 的状态噪声和测量噪声, 它们是均值为 0 的独立白噪声, 其方差分别为 Q_x^k 和 R_x^k 。

预测状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^-$ 及预测估计误差方差 $\mathbf{P}_{x,k+1}^-$ 分别为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- = f(\hat{\mathbf{x}}_k^+, u_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-) \\ \mathbf{P}_{x,k+1}^- = \mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-) \mathbf{P}_{x,k}^+ [\mathbf{A}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-)]^T Q_x^k \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-$ 为利用 FOEKF2 对参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的预测值; $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 为 k 时刻的后验估计值; $\mathbf{P}_{x,k}^+$ 为 k 时刻估计误差方差的后验估计。

计算卡尔曼增益为

$$\mathbf{K}_x^k = \mathbf{P}_{x,k+1}^- (\mathbf{H}_k^x)^T [\mathbf{H}_k^x \mathbf{P}_{x,k+1}^- (\mathbf{H}_k^x)^T + \mathbf{P}_k^x]^{-1} \quad (7)$$

式中: \mathbf{K}_x^k 为第 k 时刻的卡尔曼增益; \mathbf{H}_k^x 为雅可比矩阵, 可写成

$$\mathbf{H}_k^x = \left. \frac{\partial g(\cdot)}{\partial \mathbf{x}_k} \right|_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^-} = \begin{bmatrix} \frac{\partial U_{OCV}}{\partial SOC} & -1 & -1 & -1 & -u_k & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

更新状态向量及更新估计误差方差分别为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^+ = \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- + \mathbf{K}_x^k [y_k - g(\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^-, u_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-)] \\ \mathbf{P}_{k+1}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_x^k \mathbf{H}_k^x) \mathbf{P}_{k+1}^- \end{cases} \quad (9)$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵。

2.2 FOEKF2 用于分数阶模型参数在线辨识的计算过程

状态方程及测量方程分别为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k + \boldsymbol{w}_k^o \\ \boldsymbol{y}_k = \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}_k, \boldsymbol{u}_k, \boldsymbol{\theta}_k) + \boldsymbol{v}_k^o \end{cases} \quad (10)$$

式中： \boldsymbol{w}_k^o 和 \boldsymbol{v}_k^o 分别为状态向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的状态噪声和测量噪声； $\boldsymbol{\theta}_{k+1}$ 为 $k+1$ 时刻状态变量的预测值； $\boldsymbol{\theta}_k$ 为 k 时刻状态变量的最优估计值。

预测状态向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-$ 和预测估计误差方差 $\boldsymbol{P}_{\theta,k+1}^-$ 分别为

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^- = \boldsymbol{\theta}_k^+ \\ \boldsymbol{P}_{\theta,k+1}^- = \boldsymbol{P}_k^+ + \boldsymbol{Q}_k^o \end{cases} \quad (11)$$

式中： $\boldsymbol{\theta}_k^+$ 为 $\boldsymbol{\theta}$ 在 k 时刻的后验估计； $\boldsymbol{P}_{\theta,k}^+$ 为在 k 时刻估计误差方差的后验估计； \boldsymbol{Q}_k^o 为均值是 0 的独立白噪声。

计算卡尔曼增益为

$$\boldsymbol{K}_k^o = \boldsymbol{P}_{\theta,k+1}^- (\boldsymbol{H}_k^o)^T [\boldsymbol{H}_k^o \boldsymbol{P}_{\theta,k+1}^- (\boldsymbol{H}_k^o)^T + \boldsymbol{R}_k^o]^{-1} \quad (12)$$

式中： \boldsymbol{K}_k^o 为 k 时刻的卡尔曼增益； \boldsymbol{R}_k^o 为均值是 0 的方差。

更新状态向量 $\boldsymbol{\theta}$ 和更新估计误差方差为

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^+ = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^- + \boldsymbol{K}_k^o [\boldsymbol{y}_k - \boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-)] \\ \boldsymbol{P}_{\theta,k+1}^+ = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k^o \boldsymbol{H}_k^o) \boldsymbol{P}_{\theta,k+1}^- \end{cases} \quad (13)$$

式中， \boldsymbol{H}_k^o 为雅可比矩阵，表示为

$$\boldsymbol{H}_k^o = \left. \frac{\mathrm{d}\boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_{k+1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k} \right|_{\boldsymbol{\theta}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}^-} = \frac{\mathrm{d}\boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_{k+1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k} = \frac{\partial \boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_{k+1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\partial \boldsymbol{\theta}_k} + \frac{\partial \boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_{k+1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\partial \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-} \frac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k}$$

其中：

$$\frac{\partial \boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_{k+1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\partial \boldsymbol{\theta}_k} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0];$$

$$\frac{\partial \boldsymbol{g}(\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-, \boldsymbol{u}_{k+1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\partial \hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-} =$$

$$\left[\begin{array}{cccccc} \left. \frac{\partial U_{\text{OCV}}}{\partial \text{SOC}} \right|_{\text{SOC}=\hat{\boldsymbol{x}}_{1,k+1}^-} & -1 & -1 & -1 & -\boldsymbol{u}_{k+1} & 0 \end{array} \right];$$

$$\frac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^-}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k} = \frac{\partial \boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}_k^+, \boldsymbol{u}_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\partial \boldsymbol{\theta}_k} + \frac{\partial \boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}_k^+, \boldsymbol{u}_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k)}{\partial \hat{\boldsymbol{x}}_k^+} \frac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}_k^+}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k};$$

$$\frac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}_k^+}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k} = \frac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}_k^-}{\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_{k-1}} - \boldsymbol{K}_{k-1}^o \boldsymbol{H}_{k-1}^o$$

3 时间序列加权法在线估计 SOH

传统的 SOH 方法通常需要 100% 的放电深度和恒定的放电率来测量电池的可用容量。然而，在实际应用中，电池的放电电流会随负载的变化而变化。另外，电池一般不会在短时间内出现明显的老化现象，老化通常需要经历漫长的时间，因此本文从长、短时间 2 个尺度来估计电池 SOH。先将长时间(例如 1 个星期)分解为 w 个短时间(例如 1 d)，再根据放电电流速率将 1 个短时间分为 N 个时间段，相邻时间段内以不同放电倍率进行恒流放电。为此，本文提出一种基于时间加权法的短时电池可用容量测量方法，根据电流变化以及电池的放电深度对电池可用容量进行实时估计，以此计算短时健康状态 SOH，即有

$$\begin{cases} Q_0 = \frac{Q_0(1)t_1 + Q_0(2)t_2 + \dots + Q_0(N)t_N}{t_1 + t_2 + \dots + t_N} \\ [\text{SOC}_{\text{start}}(N) - \text{SOC}_{\text{end}}(N)] \\ \text{SOH} = \frac{Q_0}{Q_{\text{rate}}} \times 100\% \end{cases} \quad (14)$$

式中： $Q_0(1), Q_0(2), \dots, Q_0(N)$ 为出厂新电池给出的每个放电速率下电池可用容量； $t_n (n=1, 2, \dots, N)$ 为电池在每个相应放电速率中经历的时间； $\text{SOC}_{\text{start}}(N)$ 为整个放电过程开始时刻的 SOC； $\text{SOC}_{\text{end}}(N)$ 为整个放电过程终止时刻的 SOC； Q_0 为短时间内电池可用容量； Q_{rate} 为电池额定容量。 $\text{SOC}_{\text{start}}(N) - \text{SOC}_{\text{end}}(N)$ 旨在解决在短时间内可变放电深度下电池最大可用容量估计不准的问题， $Q_0(1), Q_0(2), \dots, Q_0(N)$ 用于解决在单个时间段内放电过程中不同放电倍率下电池最大可用容量估计不准的问题。式(14)表示 1 种放电深度的短时电池健康状态，可以用来评价短期内的电池健康程度。

将在一段长时间范围内 w 个短时健康状态求取平均值，则可以获得长时间范围内的健康状态，在此称为长时健康状态 $\text{SOH}_{\text{whole}}$ ，即

$$\text{SOH}_{\text{whole}} = \frac{\text{SOH}_1 + \text{SOH}_2 + \dots + \text{SOH}_w}{w} \quad (15)$$

式中, $SOH_1, SOH_2, \dots, SOH_w$ 分别为在一段长时间范围内中相同或不同放电深度的第 1~ w 个健康状态。式(15)可以用来评价长期范围的电池健康程度及趋势。

SOH 估计具体流程如图 4 所示。需要说明的是, 所采用的时间加权法适用于电池放电模式。

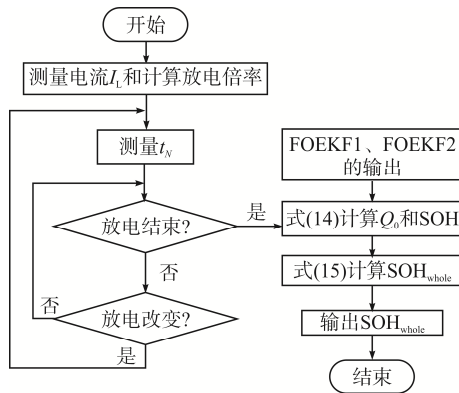


图 4 SOH 估计流程

Fig. 4 Flow chart of SOH estimation

电池放电过程中, 如果放电电流和放电倍率发生变化, 则计入不同放电电流和放电倍率所对应的时间。FOEKF1 和 FOEKF2 每估计 1 次, 需要重复 1 次上述记录过程, 记录期间需要判断电池的放电电流和放电倍率是否变化, 若放电电流和放电倍率没有变化, 则持续记录对应的放电时间; 若放电电流和放电倍率发生变化, 则结束上一次的时间记录, 开始记录新一次放电电流和放电倍率下对应的时间。如此循环进行 FOEKF1 和 FOEKF2 的估计过程和时间记录过程, 直到电池电量完全耗尽或放电过程结束。计时结束后, 对电池的总放电容量进行计算, 利用式(14)计算最新的短时电池健康状态 SOH, 再联合之前计算的 $w-1$ 个短时电池健康状态, 利用式(15)求取平均值, 最终可得长时电池健康状态 SOH_{whole} 。总是以最近 w 个短时电池健康状态进行滚动计算, 则可以长期估计电池的 SOH 变化趋势。

4 实验验证及分析

为了验证上述估计方法的正确性, 本文搭建实验平台, 在动态应力测试 DST(dynamic stress test)

工况下对 3 块不同老化程度的磷酸铁锂电池进行测试, 验证 DFOEKF 算法在线辨识参数、估计 SOC 和基于时间序列加权法在线估计 SOH 的正确性。搭建的电池测试平台如图 5 所示, 电池的基本参数见表 1。

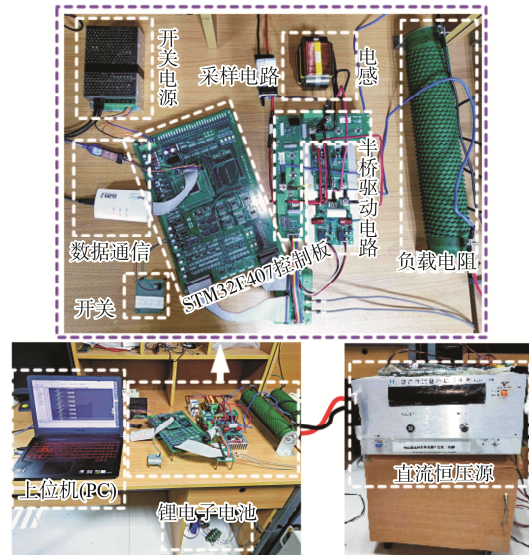


图 5 电池测试平台

Fig. 5 Battery testing platform

表 1 磷酸铁锂电池组规格

Tab. 1 Specification for lithium iron phosphate battery pack

参数	数值
额定容量/(A·h)	36
标称电压/V	3.2
充电截止电压/V	3.7
放电截止电压/V	2.5
标准充、放电电流/A	12
循环寿命/次	>2 000

首先, 分别对新电池、老化 1 号电池和老化 2 号电池采用 C/3 间歇充放电实验(恒流放电或者充电维持 18 min, 然后将电池静置 1 h), 获得每个电池两端电压和 SOC, 并绘制对应电池的充电状态和放电状态的开路电压 OCV(open circuit voltage)与 SOC 之间的关系曲线。图 6 给出了新电池的 OCV- SOC 关系曲线, 老化 1 号和老化 2 号电池的 OCV- SOC 关系曲线与新电池的曲线形状近似, 区别仅在于在相同 SOC 时老化程度越大的电池端电压越低, 由于篇幅所限, 文中没有给出老化电池的 OCV-SOC

关系曲线。由图 6 可见,磷酸铁锂电池存在较长时间的端电压平台期,充电状态和放电状态下 OCV-SOC 曲线存在较大差异,因此本文对充电状态和放电状态分别进行了 OCV-SOC 曲线拟合。

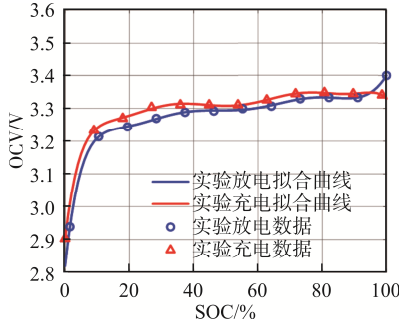


图 6 间歇充放电状态下 OCV-SOC 关系曲线

Fig. 6 OCV-SOC relationship curve under intermittent charging and discharging conditions

充电状态和放电状态的拟合多项式分别为

$$U_{oc}^{ch} = -365.22SOC^8 + 1565.70SOC^7 - 2774.30SOC^6 + 2626.50SOC^5 - 1436.40SOC^4 + 460.05SOC^3 - 84.25SOC^2 + 8.41SOC + 2.903 \quad (16)$$

$$U_{oc}^{dis} = -203.62SOC^8 + 966.90SOC^7 - 1889.20SOC^6 + 1969.70SOC^5 - 1188.10SOC^4 + 420.73SOC^3 - 85.04SOC^2 + 9.21SOC + 2.819 \quad (17)$$

3 块不同老化程度电池测定的容量曲线如图 7 所示。图中:新电池的容量为标定容量;其余 2 块电池中,老化 1 号电池是容量接近 90% 标定容量的电池,老化 2 号电池是老化程度最深的电池,其容量只有新电池的 50%。

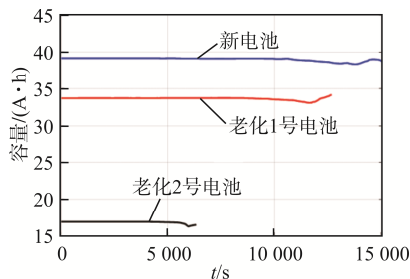


图 7 电池容量对比

Fig. 7 Comparison of battery capacity

DST 工况是由城市循环工况简化而成的动态驾

驶测试工况。在环境温度 25 °C 下,3 块电池的 SOC 从 100% 降为 0,整个过程中输入电流和电池端电压的测量曲线如图 8 所示,采样时间为 10 s,其中正电流代表放电电流。

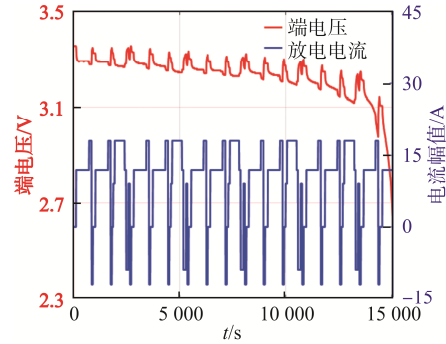


图 8 DST 工况下输入电流与端电压测量曲线

Fig. 8 Measurement curves for input current and terminal voltage under DST conditions

采用 DFOEKF 算法对 3 块电池分别进行在线参数辨识,限于篇幅,此处仅给出新电池在 DST 工况下参数辨识的结果,如图 9 所示,其中,电阻 R_2 估计值基本为 9 mΩ,所显示的数值位数多是由 MATLAB 数据处理造成的。从图 9 中可以看出,辨识参数具有明显的波动和尖峰,表明 DFOEKF 算法能准确地反映在动态工况下各参数的复杂时变特性。根据图中电池内阻 R_0 和容量 Q_n 的估计结果可以观察到,初始阶段电池内阻变化缓慢,最终估计的内阻在 1 mΩ 左右,与本文采用的磷酸铁锂电池在规格书中所给定内阻小于 2 mΩ 的标准吻合,表明了参数辨识的合理性。容量估计在后期存在一个较小的波动,波动误差在 0.8 A·h 即 2% 以内。 R_0 和 Q_n 的估计结果验证了所研究的 DFOEKF 算法的有效性。

以事先测得的每个电池的 OCV-SOC 关系曲线为基础,分别在 DST 工况下进行测试,结果如图 10 所示。图 10(a)为新电池在 DST 工况下的电压预测结果和估计值与真实值之间的误差,可见,端电压预测误差极小,接近 0%,而 SOC 估计的最大误差不超过 1.4%;图 10(b)为老化 1 号电池的相关波形,该电池的预测端电压误差很小,在 0.1% 范围内波动,而 SOC 的估计最大误差不超过 1.4%;图 10(c)为老化 2 号电

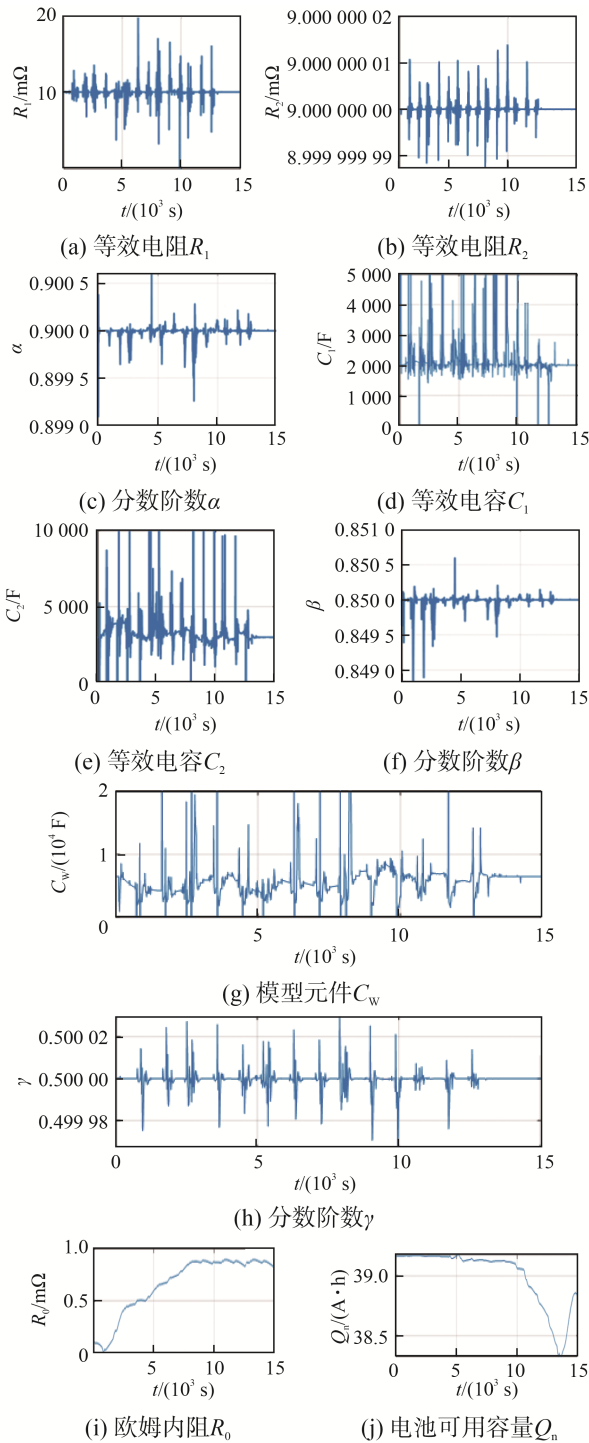


图 9 新电池在 DST 工况下参数辨识结果

Fig. 9 Parameter identification results of new battery under DST conditions

池的相关波形, 该电池的容量仅为新电池的一半, 但是其端电压的误差仍然很小, 在 0.3%附近, 而 SOC 估计误差最大不超过 2.7%。从图 10 可见, 对于不同老化程度的电池, 最大 SOC 估计误差都在 2.7%以内,

表明 DFOEKF 算法估计电池参数和 SOC 较为准确。

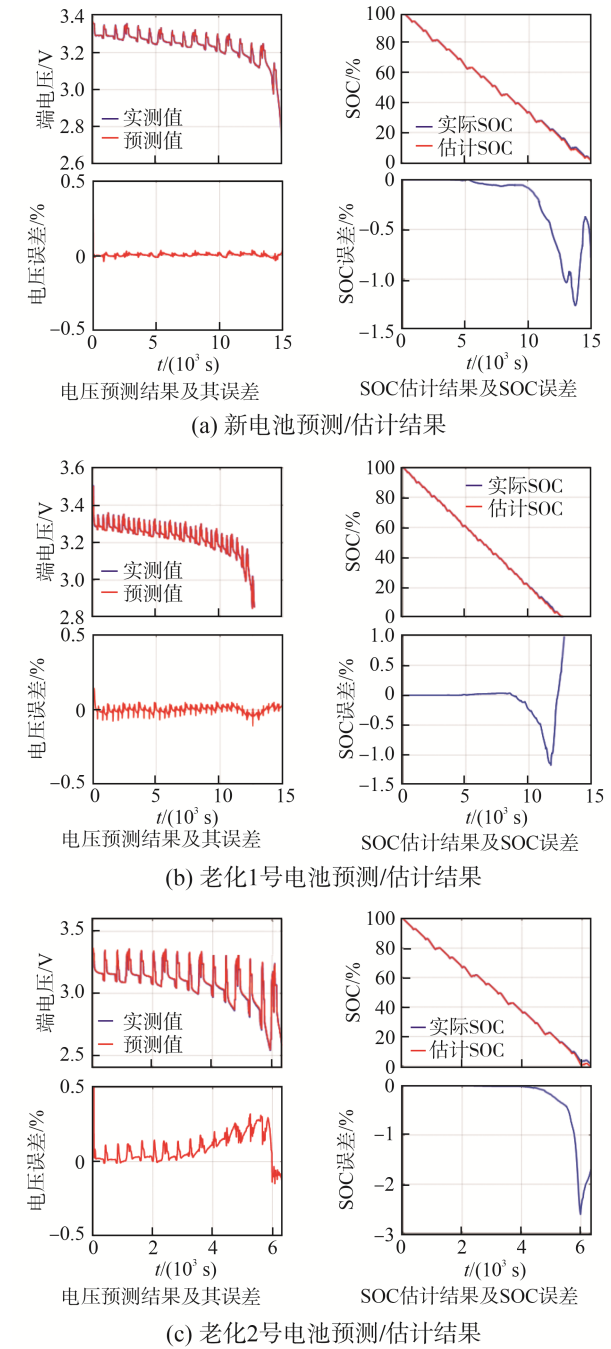


图 10 不同老化程度电池在 DST 工况下估计结果比较

Fig. 10 Comparison of estimation results among batteries with different aging degrees under DST conditions

图 11 为不同放电深度和老化程度下所估计的 3 块电池 SOH 对比。图中, 蓝色柱状图(左 1)为放电深度在 100%情况下的 SOH 估计值, 即电池 SOC 从 100%下降至 0%, 因此以蓝色柱状图对应的 SOH

为参考值。新电池在不同放电深度下估计的 SOH 最大误差不超过 5.03%，长时健康状态 SOH_{whole} 与参考值之间误差不超过 1.51%；老化 1 号电池在不同放电深度下估计的 SOH 最大误差不超过 5.1%， SOH_{whole} 与参考值之间的误差不超过 1.04%；老化 2 号电池在不同放电深度下估计的 SOH 最大误差不超过 1.49%，长时健康状态 SOH_{whole} 与参考值之间的误差不超过 0.57%。综上，长时健康状态 SOH_{whole} 与参考值之间的误差均不超过 1.51%，说明文中所提 SOH 估计算法具有较高的估计精度，验证了算法的有效性。

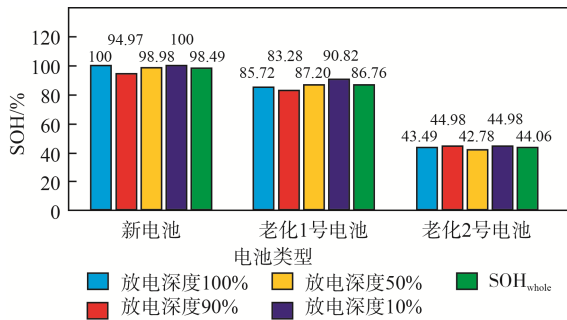


图 11 不同放电深度和老化程度的 3 块电池 SOH 对比
Fig. 11 Comparison of SOH among three batteries with different discharge depths and different aging degrees

5 结语

本文基于二阶分数阶等效电路模型，采用双分数阶扩展卡尔曼滤波算法对模型参数、荷电状态以及反映健康状态的欧姆内阻和电池容量进行估计，使用时间加权法对电池实际可用容量进行估计。实验结果表明，在 DST 工况下不同老化程度电池的 SOC 都能被准确估计，新电池和较新电池的 SOC 估计误差在 1.4% 之内，老化严重电池的 SOC 估计误差在 2.7% 之内；不同老化程度电池在不同放电深度下长时健康状态 SOH_{whole} 的最大估计误差不超过 1.51%，验证了本文所研究联合估计算法的有效性。

参考文献：

[1] 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 Xiaoya, Guo Yongfang, Zhang Ruoke. Review of state-of-health estimation methods for lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(1): 126-133. (in Chinese)
- [2] Lai Xin, He Long, Wang Shuyu, et al. Co-estimation of state of charge and state of power for lithium-ion batteries based on fractional variable-order model [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 255: 120203.
- [3] Wassiliadis N, Adermann J, Frericks A, et al. Revisiting the dual extended Kalman filter for battery state-of-charge and state-of-health estimation: A use-case life cycle analysis [J]. Journal of Energy Storage, 2018, 19: 73-87.
- [4] Shu Xing, Li Guang, Shen Jiangwei, et al. An adaptive multi-state estimation algorithm for lithium-ion batteries incorporating temperature compensation [J]. Energy, 2020, 207: 118262.
- [5] Qiu Xianghui, Wu Weixiong, Wang Shuangfeng. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on improved cuckoo search particle filter and a novel state of charge estimation method [J]. Journal of Power Sources, 2020, 450: 227700.
- [6] Hu Xiaosong, Yuan Hao, Zou Changfu, et al. Co-estimation of state of charge and state of health for lithiumion batteries based on fractional-order calculus [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10319-10329.
- [7] Takyi-Aninakwa P, Wang Shunli, Zhang Hongying, et al. A strong tracking adaptive fading-extended Kalman filter for the state of charge estimation of lithium-ion batteries [J]. International Journal of Energy Research, 2022, 46(12): 16427-16444.
- [8] 李超然, 肖飞, 樊亚翔, 等. 基于深度学习的锂离子电池 SOC 和 SOH 联合估算[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 681-692.
- Li Chaoran, Xiao Fei, Fan Yaxiang, et al. Joint estimation of the state of charge and the state of health based on deep learning for lithium-ion batteries [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 681-692. (in Chinese)
- [9] Goud J S, Kalpana R, Singh B. An online method of estimating state of health of a Li-ion battery [J]. IEEE

- Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(1): 111-119.
- [10] 杨智鹏, 宋政湘, 孟锦豪, 等. 基于单体到模组迁移的磷酸铁锂储能系统 SOH 评估方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(10): 4142-4149.
Yang Zhipeng, Song Zhengxiang, Meng Jinhao, et al. SOH evaluation method for LFP energy storage system based on cell-to-module transfer [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4142-4149. (in Chinese)
- [11] 顾菊平, 蒋凌, 张新松, 等. 基于特征提取的锂离子电池健康状态评估及影响因素分析[J]. 电工技术学报, 2023, 38(19): 5330-5342.
Gu Juping, Jiang Ling, Zhang Xinsong, et al. Estimation and influencing factor analysis of lithium-ion batteries state of health based on features extraction [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(19): 5330-5342. (in Chinese)
- [12] 巫春玲, 吕晶晶, 相里康, 等. 基于变分模态分解和核极限学习机集成模型的电动汽车锂电池健康状态预测[J/OL]. 电源学报, 2023: 1-14. (2023-9-20)[2023-10-21]. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tc18asgQl7QmtRsSezz96PQ6vwwhRBaceKrnbgGpUAH-FTSbMIBGukHJ9SbS59gLmphe9BrgzWxbfZMXCe3r2FZQw9JYfiGD0-GFV4kj89wZhw9zdKvu-9htXNN9HZV2r-De0M50C34=&uniplatform=NZKPT&language=CHS>.
Wu Chunling, Lü Jingjing, Xiang Likang, et al. Health

state prediction of electric vehicle lithium battery based on integrated model of variation modal decomposition and kernel limit learning machine [J/OL]. Journal of Power Supply: 1-14. (2023-9-20)[2023-10-21]. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tc18asgQl7QmtRsSezz96PQ6vwwhRBaceKrnbgGpUAH-FTSbMIBGukHJ9SbS59gLmphe9BrgzWxbfZMX-Ce3r2FZQw9JYfiGD0-GFV4kj89wZhw9zdKvu-9htXNN9HZV2r-De0M50C34=&uniplatform=NZKPT&language=CHS>. (in Chinese)



王辉

作者简介:

王辉(1990—), 男, 硕士, 高级工程师。研究方向: 配电网规划技术, 配电网智能化关键技术研究。E-mail: wanghui_1013@163.com。

严欢(1988—), 女, 硕士, 高级工程师。研究方向: 电网规划。E-mail: 76946074@qq.com。

张晓滨(1977—), 男, 中国电源学会高级会员, 通信作者, 博士, 副教授。研究方向: 智能电网的优化控制和新能源并网控制。E-mail: zxb77@xaut.edu.cn。

岳园园(1992—), 女, 硕士, 工程师。研究方向: 电网规划。E-mail: yueyuanyuan0913@163.com。

孙向东(1971—), 男, 中国电源学会会员, 博士, 教授。研究方向: 电机控制技术, 储能变流器技术, 微电网控制技术。E-mail: sxd1030@xaut.edu.cn。

(责任编辑: 陈国珍)