

## 基于 FFRLS-DEKF 的锂电池 SOC-SOH 联合估算研究

卿崇源<sup>1</sup> 陈少华<sup>2</sup> 李瑞鹏<sup>1</sup> 于慧彬<sup>2</sup> 王迎澳<sup>1</sup>

QING Chongyuan CHEN Shaohua LI Ruipeng YU Huibin WANG Ying'ao

## 摘要

以锂电池为研究对象, 构建二阶 RC 等效电路模型, 并通过遗忘因子递推最小二乘法 (FFRLS) 实现电池模型的参数辨识, 应用扩展 EKF 估算电池 SOC, 实现了平均误差为 4.83% 的准确度。为了全面评估电池性能, 同时考虑到 SOC 与 SOH 的相互影响, 提出一种基于双重扩展卡尔曼滤波 (DEKF) 算法的 SOC 与 SOH 联合估计方法, 通过在不同 SOC 初值条件下验证所提出的联合算法, 得到 SOC 平均误差为 1.23%, SOH 平均误差为 0.681%, 实验结果验证了联合估计方法的精准性和可靠性。

## 关键词

锂电池; 荷电状态; 遗忘因子; 双重扩展卡尔曼滤波; 联合估计

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.002

## 0 引言

电池荷电状态 (state of charge, SOC) 是电池管理系统中的重要功能, 是对电池剩余电量的表征, 通过准确的 SOC 估算, 可以有效地监控和管理电池的充放电状态, 延长电池寿命。SOC 与电池的健康状况 (state of health, SOH) 密切相关, 但目前针对电池 SOC 估算大多是单一估算, 很少考虑到电池 SOH 对 SOC 的影响。因此, 本文为了更好地评估电池性能, 同时考虑 SOC 与 SOH 的耦合性, 提出基于遗忘因子递推最小二乘法联合双重扩展卡尔曼滤波 (forgetting factor recursive least squares-double extended kalman filter, FFRLS-DEKF) 的联合算法估算 SOC, 提高 SOC 估算精度与准确性, 从而实现有效的电池健康管理和寿命预测。

## 1 电池等效模型与参数辨识

## 1.1 等效模型

本文综合考虑电池模型的精确性与计算的复杂性, 选择具有两个时间常数的 DP 等效电路模型作为研究基础进行分析<sup>[1]</sup>, 如图 1 所示。

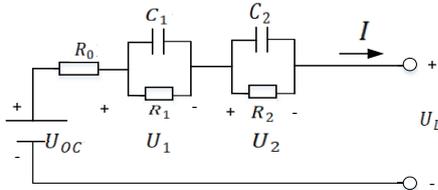


图 1 二阶 RC 等效电路

图 1 中,  $U_{oc}$  代表开路电压, 是电池未连接负载时的电压;  $R_0$  为欧姆极化状态下的内部内阻;  $U_1$  为电化学反应极化电压;  $R_1$  和  $C_1$  分别为电化学反应极化过程中的电阻和电容, 二者共同揭示了电池在电化学反应极化中的特点;  $U_2$  为浓差极化引起的极化电压;  $R_2$  和  $C_2$  分别对应浓差极化的电阻和电容, 它们反映了电池在浓差极化过程中的特性;  $I$  为流经电池的电流;  $U_L$  代表表示电池连接负载时的端电压<sup>[2]</sup>。

根据电池的二阶 RC 等效模型, 由基尔霍夫定律可知:

$$\begin{cases} I = \frac{U_1}{R_1} + C_1 \frac{dU_1}{dt} \\ I = \frac{U_2}{R_2} + C_2 \frac{dU_2}{dt} \\ U_L = U_{oc} - U_1 - U_2 \end{cases} \quad (1)$$

## 1.2 电池模型参数辨识

普通递推最小二乘法在参数辨识过程中会存在数据饱和和度逐渐增加、算法修正能力越来越弱的问题<sup>[3]</sup>, 最终会造成参数值与真实值偏差较大的情况。本文基于 RLS 的思想, 考虑数据饱和的问题, 使用遗忘因子递推最小二乘法 (FFRLS) 完成参数辨识<sup>[4]</sup>。其目的是更合理地分配新旧数据的权重, 削弱旧数据对参数的影响, 增强新数据对系统的反馈。其推导公式为:

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k [y_k - \phi_k^T \hat{\theta}_{k-1}] \quad (2)$$

$$K_k = \frac{P_{k-1} \phi_k}{\lambda + \phi_k^T P_{k-1} \phi_k} \quad (3)$$

$$P_k = \frac{1}{\lambda} (P_{k-1} - K_k \phi_k^T P_{k-1}) \quad (4)$$

1. 大连交通大学自动化与电气工程学院 辽宁大连 116028

2. 大连交通大学计算机与通信工程学院 辽宁大连 116028

[基金项目] 辽宁省自然科学基金引导项目 (2021-MS-298);

辽宁省教育厅科研项目 (JDL2020006)

式中： $\Phi_k^T \hat{\theta}_{k-1}$ 为  $k$  时刻的理论观测值， $\hat{\theta}_k$ 为前一时刻的参数估计值， $P_k$ 为协方差矩阵， $\lambda$ 为遗忘因子， $y_k$ 为  $k$  时刻的实际观测值， $K_k$ 表示增益矩阵。

一般情况下，遗忘因子  $\lambda$  取  $0.95 < \lambda < 1$ ， $\lambda$  的大小会影响算法的跟踪能力，当  $\lambda$  较小时，收敛速度较慢，算法跟踪能力较强，当  $\lambda$  较大时，收敛速度较快，但跟踪能力减弱，当  $\lambda=1$  时，算法变为普通最小二乘法<sup>[5]</sup>。本文将遗忘因子  $\lambda$  设置为 0.98。之后在 MATLAB 软件中编写在线辨识程序，进行模型仿真验证。

### 1.3 电池模型精度验证

HPPC (hybrid pulsepower characteristic) 是用来体现动力电池脉冲充放电性能的一种特征<sup>[5]</sup>，以获得电池在不同 SOC 值下的动态特性，通常情况下，OCV 与 SOC 之间存在一种稳定的非线性函数关系，可以通过 HPPC 实验来得到两者之间的关系。本文以 NMC 电池为实验对象，额定电压 3.7 V，标称容量 2 Ah，实验设备为 JCH-550W0-15V0-35A 充电器与电子负载仪 DLC6104。

利用 Polyfit 多项式拟合函数对数据进行函数拟合，得到 OCV-SOC 拟合曲线。拟合函数的阶数越高，精度越准确。综合考虑拟合精度和计算量等问题，最终采用七阶多项式拟合，得到电池开路电压 OCV 与 SOC 之间的函数表达式为：

$$f(SOC) = -4.27soc^7 + 51.22soc^6 - 240.08soc^5 + 573.6soc^4 - 733.63soc^3 + 470.88soc^2 - 127.09soc + 3.56 \quad (5)$$

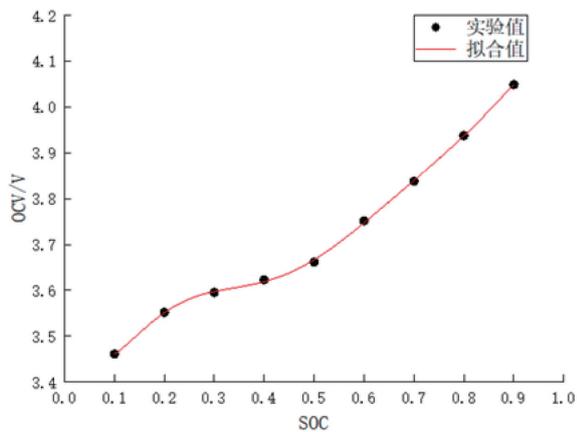


图 2 OCV-SOC 曲线拟合图

拟合得到 OCV-SOC 曲线如图 2 所示，可以得出结论：当电池 SOC 处于 0.1~0.6 时， $U_{oc}$  的变化相对平缓，当 SOC 大于 0.6 时， $U_{oc}$  变化趋势相对明显。在 simulink 搭建仿真模型，将参数辨识结果代入，最后将测试实验中的电池端电压与仿真模型中得到的仿真电压值对比，结果如图 3 所示。

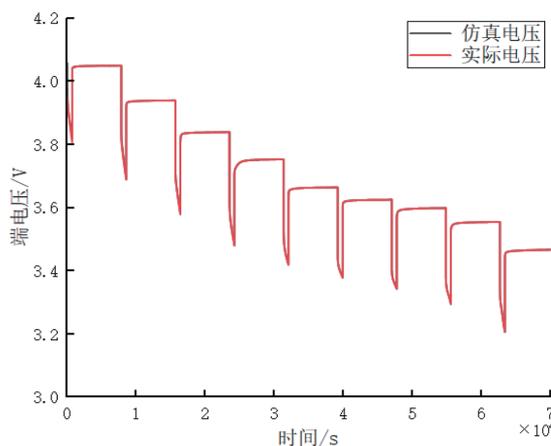


图 3 实际电压与仿真电压对比图

由于采用了 FFRLS 算法对二阶 RC 等效电路模型参数进行辨识，辨识结果合理地考虑了电池的性能状态和工作环境，因此模型值与电池端电压的真实相差较小。从图 3、图 4 可知，电压误差仅在刚开始较大，之后仿真电压逐步贴合实际电压，模型平均误差为 1.029%，表明模型的精度较高。仿真结果表明，FFRLS 参数辨识效果较好，整体能反应电池实际电压。

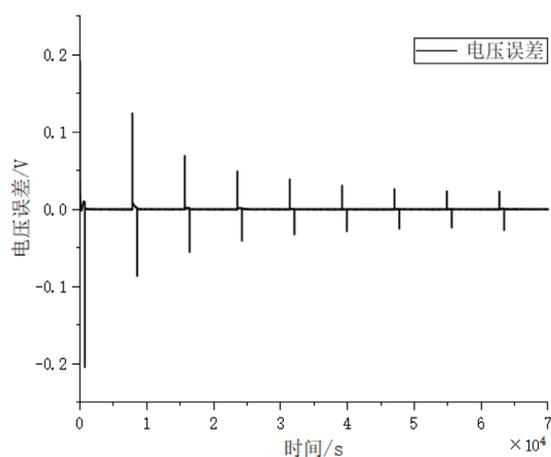


图 4 仿真电压误差曲线图

## 2 基于 DEKF 的 SOC 与 SOH 联合估算

锂电池 SOC 和 SOH 具有较强的耦合关系<sup>[6-9]</sup>，同时考虑到 SOH 是实现 SOC 更加精确估算的相关参数之一，提出 SOC 和 SOH 联合估算方法，从而获得更好的状态估计效果。

### 2.1 基于 EKF 算法的 SOC 估计

传统卡尔曼滤波算法主要用于处理线性系统的问题，但对于非线性系统表现出局限性。为了解决这个问题，扩展卡尔曼算法应运而生<sup>[10]</sup>，它通过对系统的非线性部分进行泰勒 (Taylor) 展开，保留一阶项而忽略高阶项，从而实现非线性系统的线性化处理。

具体实施过程如下。首先将通过模型辨识得到的参数输

入到程序中，这一步的目的是拟合出各个参数与电池的状态量（如电池剩余电量，即 SOC）之间的函数关系；然后，输入 SOC 的初始值，以此来计算出在该特定 SOC 值下的电路参数值，进而获得状态变量的初始估计值  $x_0$ ；最后，将电压和电流的测量值、线性化的参数矩阵以及初始状态参数数据带入线性卡尔曼滤波的递推算法中。通过这个算法，可以估算出新的 SOC 值，从而完成一次递推过程<sup>[11]</sup>。

为了验证算法的有效性，采用间歇放电工况来验证算法的精度，并采用安时积分法计算 SOC 以验证仿真效果。

图 5 中黑色曲线为 SOC 真实值，红色曲线为通过安时积分法获得的实验真实值作为算法对比的参考值，蓝色曲线为 EKF 算法估计值。从图中可以看出，EKF 算法相比安时积分法能更好地贴合 SOC 真实值。图 6 为 SOC 误差曲线图，计算得出安时积分法平均误差为 6.57%，而 EKF 算法平均误差仅为 4.83%，相比安时积分法，EKF 估算精度更高。

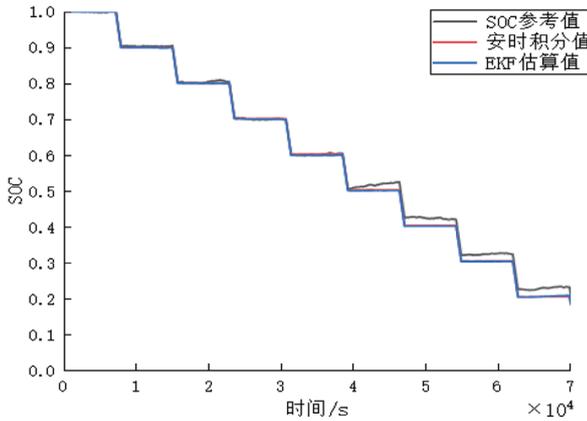


图 5 SOC 估算对比图

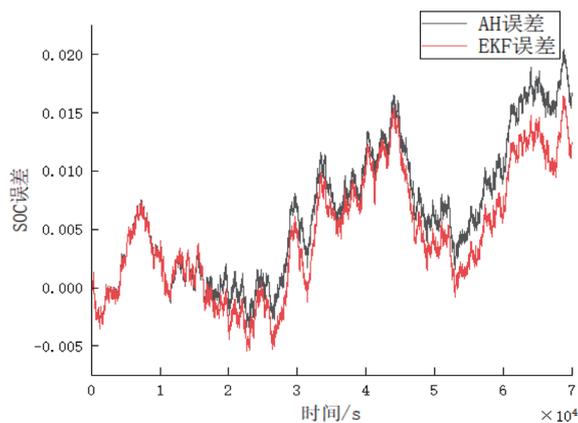


图 6 SOC 误差曲线图

## 2.2 基于 DEKF 算法的 SOC 和 SOH 联合估算

扩展卡尔曼滤波算法在电池 SOC 的估计方面表现出色，已被广泛认可并得到众多研究者的采纳。基于对电池管理和使用效率的进一步考虑，估计电池 SOC 的同时，也对电池健

康状态 (SOH) 进行估计，以实现更全面的电池监控和维护<sup>[12]</sup>。基于上述 EKF 估算的研究，提出了 DEKF 的 SOC 与 SOH 联合估算方法。采用两个 EKF 滤波器对系统状态进行逐步估计，即一个估计器负责模型参数估计，另一个负责 SOC 估计，两者交替进行，实现 SOC 和容量的交替更新，实现电池 SOC 和 SOH 的联合估算<sup>[13]</sup>。

DEKF 算法的具体步骤如下。

(1) 确定系统的状态转移矩阵

$$A_{k-1} = \left. \frac{\delta f(x_{k-1}, u_{k-1}, \theta_k^-)}{\delta x_{k-1}} \right|_{x_{k-1}=x_{k-1}^-} \quad (6)$$

$$C_k^x = \left. \frac{\partial f(x_k, u_k, \theta_k^-)}{\partial x_k} \right|_{x_k=x_k^-} \quad (7)$$

$$C_k^\theta = \left. \frac{\partial g(x_k^-, u_k, \theta_k)}{\partial \theta} \right|_{\theta_k=\theta_k^-} \quad (8)$$

(2) 参数初始化

$$\tilde{x}_0 = E(x_0), P_{\tilde{x}_0} = E[(x_0 - \tilde{x}_0)(x_0 - \tilde{x}_0)^T] \quad (9)$$

$$\tilde{\theta}_0 = E(\theta_0), P_{\tilde{\theta}_0} = E[(\theta_0 - \tilde{\theta}_0)(\theta_0 - \tilde{\theta}_0)^T] \quad (10)$$

$$P_w = E(w \cdot w^T), P_v = E(v \cdot v^T) \quad (11)$$

$$P_r = E(r \cdot r^T), P_e = E(e \cdot e^T)$$

(3) 时间更新

$$\theta_k^- = \theta_{k-1}^+, P_{\theta k}^- = P_{\theta k}^+ + P_r \quad (12)$$

$$x_0^- = f(x_{k-1}, u_{k-1}, \theta_k^-) \quad (13)$$

$$P_{xk}^- = A_{k-1} P_{xk-1} A_{k-1}^T + P_w$$

(4) 状态更新

$$K_k^0 = P_{\theta k}^- (C_k^\theta)^T [C_k^\theta P_{\theta k}^- (C_k^\theta)^T + P_e]^{-1} \quad (14)$$

$$\theta_k = \theta_k^- + K_k^0 [y_k - g(x_k^-, u_k, \theta_k^-)] \quad (15)$$

$$P_{\theta k} = (E - K_k^0 C_k^\theta) P_{\theta k}^- \quad (16)$$

$$K_k^x = P_{xk}^- (C_k^x)^T [C_k^x P_{xk}^- (C_k^x)^T + P_v]^{-1} \quad (17)$$

$$x_k = x_k^- + K_k^x [y_k - g(x_k^-, u_k, \theta_k^-)] \quad (18)$$

$$P_{xk} = (E - K_k^x C_k^x) P_{xk}^- \quad (19)$$

重复步骤 (1) ~ (4)，最终完成 DEKF 算法。流程图如图 7 所示。

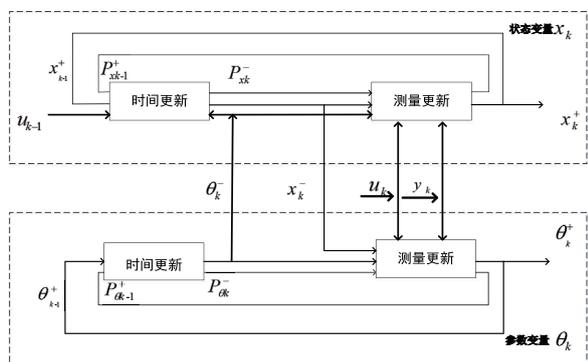


图 7 DEKF 算法流程框图

### 3 实验仿真及分析

为了验证本算法的有效性和准确度，在 MATLAB/SMULINK 软件中进行 SOC 和 SOH 联合估算的验证。算法选取在常温 25℃ 条件下，SOC 初值分别为 0.8 和 1.2 进行仿真，验证 DEKF 算法的准确度。

实验采用 HPPC 工况测试，在算法运行前将 SOC 初值设为 0.8，实验结果如图 8 所示。由图 8 可知，在 SOC 初始值不准确的情况下（初值误差达到了 11.1%），随着程序的运行，DEKF 算法估计值能够较好地跟随 SOC 真实值，并且能有效地反映电池 SOC。分析图 9 可知，SOC 误差最大为 0.02 左右，最大估计误差为 1.25%，整个测试 SOC 平均误差仅为 1.08%。

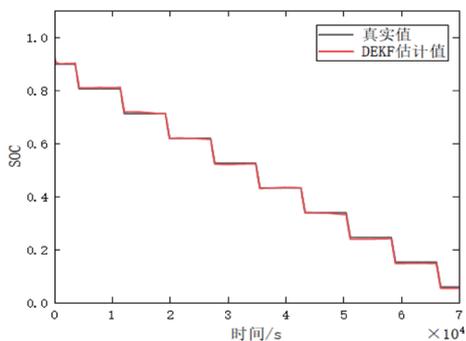


图 8 SOC 初值为 0.8 时 DEKF 估算 SOC

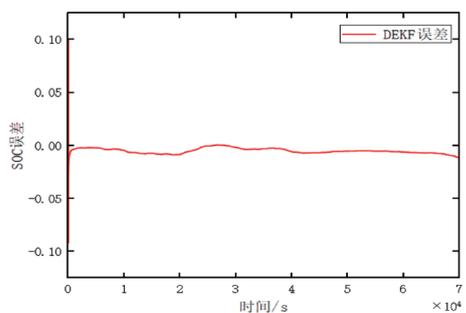


图 9 SOC 初值为 0.8 时 DEKF 估算 SOC 误差

为了进一步验证算法的精度，此次将 SOC 初值设为 1.2，初值误差增大到 25%，实验结果如图 10、图 11 所示。分析可得，由于刚开始时，SOC 初值设定较大，DEKF 估算效果不太理想，

SOC 误差也相对较大。但程序运行约 300 s 后，误差就减小到 0.1 以内，之后误差大致在 0.005 附近波动，效果比较理想。计算得出，SOC 最大估计误差为 1.66%，平均误差为 1.37%。

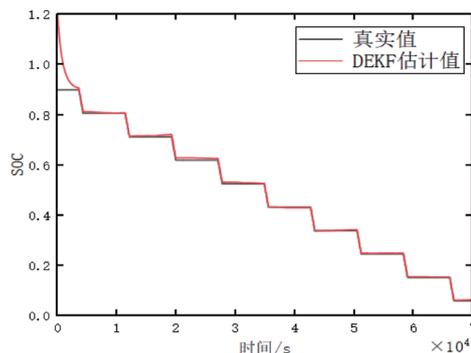


图 10 SOC 初值为 1.2 时 DEKF 估算 SOC

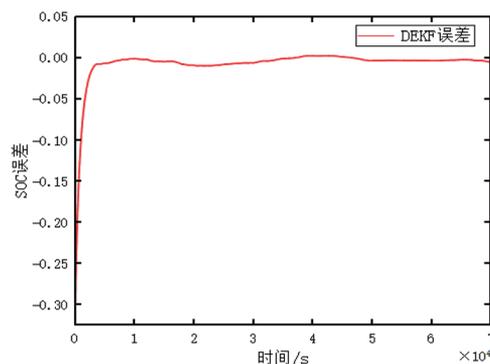


图 11 SOC 初值为 1.2 时 SOC 误差

通过上述两个实验可以得出，改进后的 DEKF 联合估计算法可以使 SOC 平均误差减小到 1.5% 以内，且在 SOC 初始值设定与实际值差异较大的情况下，整体也能实现较好地估算。针对电池 SOH 估算，使用 DEKF 联合算法进行有效性和精度的仿真验证。

设置 SOC 初值为 0.8、1.2 时，进行 SOH 估算，由图 12、13 可知，SOC 初值为 0.8 时，DEKF 估算 SOH 误差大部分都在 0.06 以内波动，算法平均误差为 0.738%。SOC 初值设置为 1.2 时，DEKF 估算 SOH 误差始终在 0.08 以内波动，算法平均误差为 0.624%。

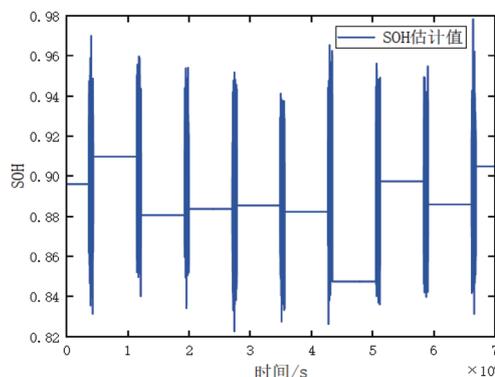


图 12 初值为 0.8 SOC 时 DEKF 估算 SOH

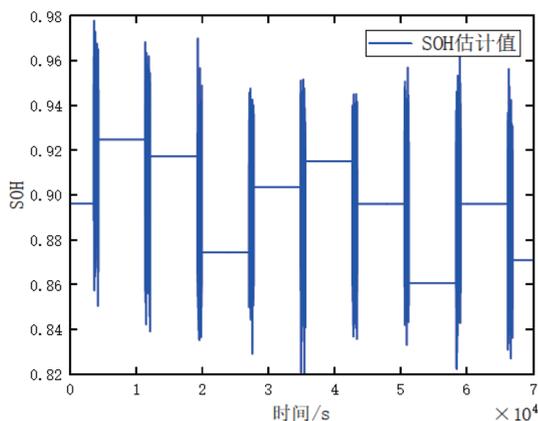


图 13 初值为 1.2 SOC 时 DEKF 估算 SOH

以上实验结果表明, DEKF 联合算法可以准确估算电池 SOC 和 SOH, 估计效果较好, 算法有效。

#### 4 结论

本文在传统电池建模的基础上建立二阶 RC 等效模型, 该模型采用遗忘因子最小二乘法 (FFRLS) 来实现精确的参数辨识。进一步地, 本文提出了一种双重扩展卡尔曼滤波 (DEKF) 算法, 用于联合估算 SOC 和 SOH。通过一系列的仿真和实验表明, 所提出的联合估算方法在估算 SOC 方面表现出色, 即使在初始值与实际值相差较大的情况下, 算法的估算误差也小于 1.5%, 而在 SOH 的估算上, 误差更是控制在了 0.8% 以内。准确地估计电池的 SOC 和 SOH 对电池管理系统至关重要。本文提出的基于 FFRLS 和 DEKF 算法的联合估算方法, 不仅精度高, 估算速度也快, 为未来在电池 SOC 和 SOH 研究领域提供了新的方法论和思路。这一进步不仅有助于提高电池的使用效率和寿命, 还对电池安全管理提供了重要的技术支持。

#### 参考文献:

- [1] 王祥, 苏建徽, 赖纪东, 等. 基于 AEKF 的锂离子电池 SOC 估算 [J]. 电子技术应用, 2023, 49(4): 57-62.
- [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/OL]. 电工技术学报: 1-16[2023-03-08]. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.231057>.
- [3] 宫明辉, 乌江, 焦朝勇. 基于模糊自适应扩展卡尔曼滤波器的锂电池 SOC 估算方法 [J]. 电工技术学报, 2020, 35(18): 3972-3978.
- [4] 王萍, 弓清瑞, 张吉昂, 等. 一种基于数据驱动与经验模型组合的锂电池在线健康状态预测方法 [J]. 电工技术学

报, 2021, 36(24): 5201-5212.

- [5] 周娟, 孙啸, 刘凯, 等. 联合扩展卡尔曼滤波的滑模观测器 SOC 估算算法研究 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 692-703.
- [6] 颜湘武, 邓浩然, 郭琪, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态检测及梯次利用研究 [J]. 电工技术学报, 2019, 34(18): 3937-3948.
- [7] XIONG R, TIAN J, SHEN W, et al. A novel fractional order model for state of charge estimation in lithium ion batteries [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2019, 68(5): 4130-4139.
- [8] LING L, WEI Y. State-of-charge and state-of-health estimation for lithium-ion batteries based on dual fractional-order extended kalman filter and online parameter identification [J]. IEEE access, 2021(9): 47588-47602.
- [9] 范兴明, 王超, 张鑫, 等. 基于增量学习相关向量机的锂离子电池 SOC 预测方法 [J]. 电工技术学报, 2019, 34(13): 2700-2708.
- [10] SUN J, KAINZ J. Optimization of hybrid pulse power characterization profile for equivalent circuit model parameter identification of Li-I on battery based on taguchi method [J]. Journal of energy storage, 2023, 70: 108034.
- [11] 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.
- [12] 赵靖英, 胡劲, 张雪辉, 等. 基于锂电池模型和分数阶理论的 SOC-SOH 联合估计 [J]. 电工技术学报, 2023, 38(17): 4551-4563.
- [13] 印学浩, 宋宇晨, 刘旺, 等. 基于多时间尺度的锂离子电池状态联合估计 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 118-126.

#### 【作者简介】

卿崇源 (1998—), 男, 四川巴中人, 硕士研究生, 研究方向: 电池健康状态评估及检测。

陈少华 (1979—), 男, 江西南昌人, 博士, 教授, 研究方向: 无线通信技术及智能机器人控制方向。

(收稿日期: 2023-12-29)