DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.9.132 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于三阶段参数辨识的锂离子电池SOC-SOH联合估计

侯健敏[1,2]，钱海峰[1]，李紫祥[1]，杨文静[1]
(1.南京信息工程大学自动化学院，南京 210044；2.江苏省输配电装备技术重点实验室，常州 213022)

摘要：锂离子电池模型参数的精确辨识对电池剩余电量的观测和使用寿命的延长起关键作用。但是，传统参数辨识方法常因参数耦合、陷于局部最优等因素影响估计精度，导致后续联合估计的准确度降低。为此，提出了基于三阶段参数辨识的荷电状态-健康状态SOC-SOH(state of charge-state of health)联合估计。一阶段根据电池内部动态特性构建RC模型快慢动态2个模块；二阶段在快动态FD(fast dynamics)模块采用遗忘因子递推最小二乘法 FFRLS(forgetting factor recursive least squares)自适应辨识参数 R_0、R_1、C_1；三阶段在慢动态 SD(slow dynamics)模块采用自适应扩展卡尔曼滤波 AEKF(adaptive extended Kalman filter)算法进行在线参数辨识，并结合斑马智能优化算法 ZOA(zebra optimization algorithm)寻优，解决局部最优问题，进一步提高参数 U_{OC}、R_2、C_2 的辨识准确度。考虑到电池容量与电池状态随时间变化的不同特性，采用多时间尺度对 SOC-SOH 联合估计，提高估计精度。仿真结果表明，基于改进后的联合估计算法在不同温度、不同工况下对SOC估计的平均误差及最大误差均小于传统算法，具有良好的估计特性。

关键词：斑马智能优化算法；双自适应扩展卡尔曼滤波算法；荷电状态；健康状态；联合估计

Joint SOC-SOH Estimation of Lithium-ion Batteries Based on Three-stage Parameter Identification

HOU Jianmin[1,2], QIAN Haifeng[1], LI Zixiang[1], YANG Wenjing[1]
(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;
2. Jiangsu Key Laboratory of Power Transmission and Distribution Equipment Technology, Changzhou 213022, China)

Abstract: The precise identification of model parameters for lithium-ion batteries is crucial for the observing of remaining battery capacity and extending the service life. However, traditional parameter identification methods are often affected by parameter coupling, getting trapped in a local optimum, and other factors, which reduce the estimation accuracy and subsequently lower the accuracy of the subsequent joint estimation. Therefore, an SOC-SOH joint estimation based on a three-stage parameter identification method is proposed. In the first stage, an RC model with fast and slow dynamic modules is constructed based on the internal dynamic characteristics of the battery. In the second stage, the fast dynamic (FD) module uses the forgetting factor recursiveleast squares (FFRLS) adaptive parameter identification method to identify the parameters R_0, R_1, and C_1 with a forgetting factor. In the third stage, the slow dynamic (SD) module uses the adaptive extended Kalman filter algorithm (AEKF) for online parameter identification, and combines the zebra optimization algorithm (ZOA) to solve the local optimum problem and further improve the accuracy of the parameter identification of U_{OC}, R_2, and C_2. Considering that battery capacity and battery state have different time-varying characteristics, a multi-time scale method is used for the SOC-SOH joint estimation to improve the estimation accuracy. The simulation results show that the

收稿日期：2025-01-04；**修回日期**：2025-02-19；**录用日期**：2025-02-28；**网络首发日期**：2025-03-26
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52077105)；江苏省输配电装备技术重点实验室自主科研课题资助项目(2023JSSPD12)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 52077105; Jiangsu Key Laboratory of Power Transmission & Distribution Equipment Technology under the grant 2023JSSPD12

improved joint estimation method has better estimation characteristics than traditional methods in terms of average error and maximum error of SOC estimation under different temperatures and operating conditions.

Keywords: Zebra optimization algorithm (ZOA); dual adaptive extended Kalman filter (DAEKF) algorithm; state of charge (SOC); state of health (SOH); joint estimation

近几年，全球能源危机使越来越多的人意识到环保的重要性。电动汽车采用电能代替了传统的化石燃料作为动力来源，为低碳出行提供了一种有效的解决方法，新能源汽车将成为 21 世纪主流的绿色交通工具。电池荷电状态 SOC(state of charge)是电动汽车充电安全的重要参数之一，其与电池的使用寿命及安全性有密切联系，因此电池 SOC 的准确估计已经成为目前重要的研究方向。

目前，电池 SOC 的估计方法有安时积分法[1-2]、数据驱动法[3-5]、模型估计法[6-7]等。其中模型估计法能够比较准确地描述电池的健康状态，在能够确保等效电路模型与所辨识参数准确的情况下得到较好的估计结果[8-9]。文献[10]结合了遗忘因子递推最小二乘法 FFRLS(forgetting factor recursive least squares)和粒子群两者的优点对参数进行联合辨识，避免了 FFRLS 在后期参数突变导致滤波更大误差的发生；文献[11]提出一种实时可变遗忘因子递推最小二乘法 VFFRLS (variable forgetting factor recursive least squares)和自适应扩展卡尔曼滤波 AEKF(adaptive extended Kalman filter)相结合的参数辨识新方法，改善了传统的递推最小二乘法 RLS (recursive least squares)在实际复杂工况中无法准确跟踪模型参数变化的问题；文献[12]提出了一种自适应多上下文协同进化并行差分进化 AMCC-PDE (adaptive multi-context co-evolutionary parallel differential evolution)算法与分段参数辨识 SPI(segmented parameter identification)相结合的方法对锂离子电池参数进行辨识，获得全局最优参数。但上述文献没有考虑到电池内部本身复杂的化学特性，其中的电容、电阻等参数都是同时辨识，容易因交叉干扰导致辨识结果不准确或不合理。

锂离子电池健康状态 SOH(state of health)与 SOC 之间存在耦合关系，随着 SOH 降低，电池的最大容量也随之改变，导致 SOC 估计误差越来越大。因此，为了使电池 SOC 估计结果更贴合实际值，需考虑容量改变对估计值的影响，以获得更好的估计效果。

文献[13]对电池参数进行在线校准，保证 SOC 估计准确性并提升了 SOH 的估计精度；文献[14]将粒子群优化深度置信网络和 AEKF/AHIFF 相结合，使得 SOC 能够适应各种电池工况，有一定抑制噪声的能力，可以更好地对 SOC 和 SOH 进行耦合分析；文献[15]引入健康因子并且修正电池容量，达成 2 项指标的联合估计。但上述方法忽略了多时间尺度特征，即没有考虑电池容量和电池状态在微观和宏观 2 个角度的变化情况。如果以 SOC 的更新尺度来计算电池容量，则会增加系统的计算量；如果以电池容量的更新尺度来计算 SOC，则会影响 SOC 估计结果的准确性。

基于此，本文考虑了锂离子电池内部参数在不同时间尺度下的动力学特性，在二阶 RC 模型基础上，根据电阻和电荷转移特性及电荷扩散特性，将其分为快动态 FD(fast dynamics)和慢动态 SD(slow dynamics)，分别采用 FFRLS 及 AEKF 算法对电阻、电容及电压等参数进行辨识，并引入斑马智能优化算法 ZOA(zebra optimization algorithm)，以提高参数辨识精度。针对电池容量与电池荷电状态分别从宏观和微观时间尺度，采用双自适应扩展卡尔曼 DAEKF(dual adaptive extended Kalman filter)算法进行 SOC-SOH 联合估计。最后，通过对不同电池在不同温度、不同工况条件下的仿真，验证了本文所提算法能够有效提高估计精度。

1　三阶段锂离子电池参数辨识

图 1 为三阶段锂离子电池参数辨识流程。阶段一为划分二阶等效电路模型，获取 FD 与 SD 电路模型；阶段二为 FD 模块参数辨识，采用 FFRLS

得出电池的欧姆内阻 R_0、极化电阻 R_1 与极化电容 C_1；阶段三为 SD 模块参数辨识，采用 AEKF 算法辨识并引入 ZOA 进行寻优，获取电池的开路电压 U_{OC}、浓差极化电阻 R_2 与浓差极化电容 C_2。

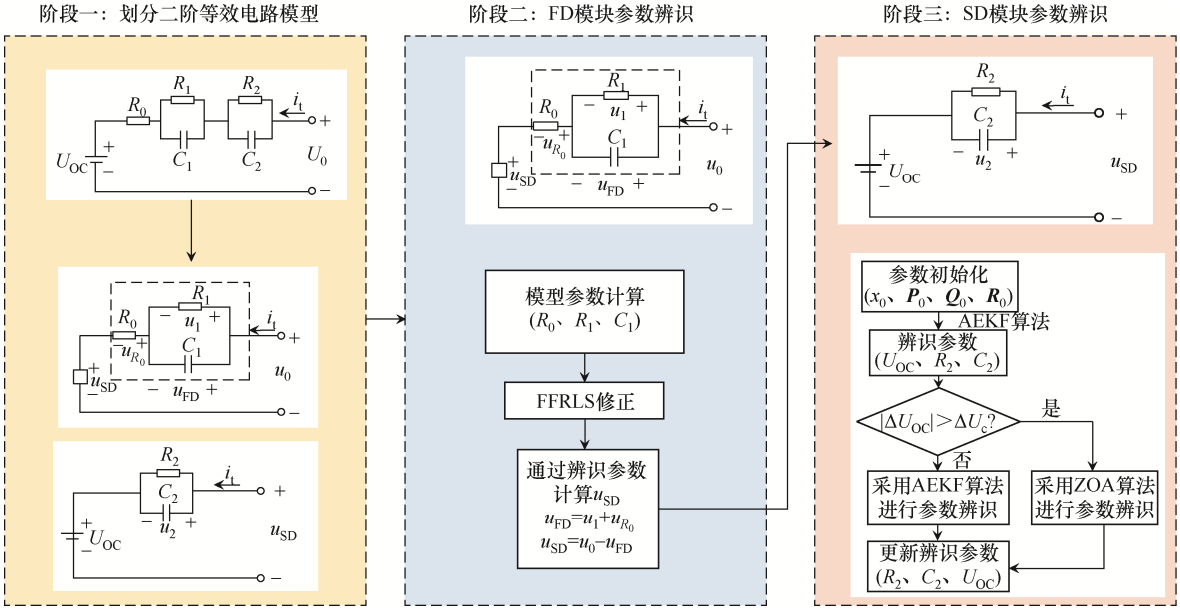


图 1 三阶段锂离子电池参数辨识流程

Fig. 1 Three-stage parameter identification process of lithium-ion battery

1.1 一阶段锂离子电池参数辨识

1.1.1 等效电路模型

SOC 的准确估计与锂离子电池模型的选择密切相关，综合考虑电池模型的复杂度和精度，本文选用二阶 RC 等效电路模型，如图 2 所示，图中：i_t 为负载电流；U_0 为端电压。

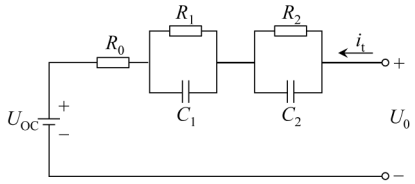


图 2 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 2 Second-order RC equivalent circuit model

根据二阶 RC 等效电路模型，由基尔霍夫定律可得电路中各个参数之间的关系为

$$\begin{cases} U_0 = U_{OC} + U_1 + U_2 + IR_0 \\ i_t = \dfrac{U_1}{R_1} + C_1\dfrac{\mathrm{d}U_1}{\mathrm{d}t} = \dfrac{U_2}{R_2} + C_2\dfrac{\mathrm{d}U_2}{\mathrm{d}t} \end{cases} \tag{1}$$

1.1.2 等效电路模型划分

考虑到等效电路模型内部复杂的耦合特性[16]，将二阶等效电路模型拆分成 FD 和 SD 2 部分，其中 FD 部分包含 R_0、R_1 和 C_1 3 个参数；SD 部分包含 R_2 和 C_2 2 个参数。由于 U_{OC} 变化缓慢，通常也将其考虑为 SD 的一部分。在传统的参数辨识算法中，电池模型的所有参数是同时辨识的。这就是把不同状态下引起的所有效应混合起来代替整体模型响应，与实际情况不相符，最终导致不准确的辨识结果。与其他未考虑电池内部耦合特性的辨识算法相比，划分等效电路模型能够有效防止 FD 与 SD 模块参数间的耦合关系，降低端电压误差[17]。FD 和 SD 模块等效电路模型如图 3 和图 4 所示，其中 u_{FD} 和 u_{SD} 分别为 FD 部分和 SD 部分的电压。

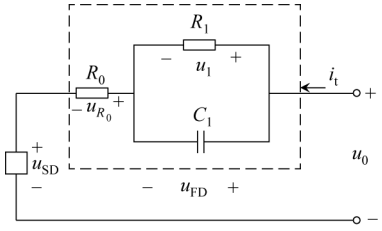


图 3 FD 模块等效电路

Fig. 3 Equivalent circuit of FD module

其中各电压关系可以表示为

$$\begin{cases} u_0 = i_t R_1 + i_t R_0 + u_{SD} \\ u_{SD} = i_t R_2 + U_{OC} \end{cases} \tag{2}$$

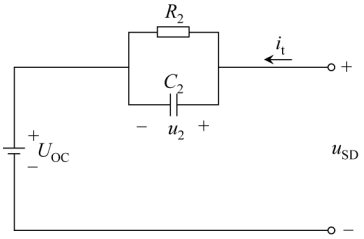


图 4　SD 模块等效电路

Fig. 4 Equivalent circuit of SD module

端电压的传递函数为

$$u_0(s) = i_t(s)\left(\frac{R_1}{1+R_1C_1s} + R_0\right) + u_{SD}(s) \tag{3}$$

1.2 二阶段锂离子电池参数辨识

1.2.1 FD 模块参数计算

由式(3)定义连续时间传递函数为

$$G(s) = \frac{u_{FD}(s)}{i_t(s)} = \frac{u_0(s) - u_{SD}(s)}{i_t(s)} = R_0 + \frac{R_1}{1+C_1R_1s} \tag{4}$$

采用双线性变换法对模型状态方程离散化[18]，传递函数为

$$G(z) = R_0 + \frac{R_1(1+z^{-1})}{1+2C_1R_1/T_s + (1-2C_1R_1/T_s)z^{-1}} \tag{5}$$

式中，T_s 为采样周期。

1.2.2 FFRLS 辨识参数

FFRLS 算法通过增加遗忘因子来削弱递归数据的影响，避免“数据饱和”，比较适用于动态过程的估计[19-20]，故先用 FFRLS 对 FD 模块的参数进行辨识，将得到的 R_0、R_1 和 C_1 作为输入再去对 SD 模块中的参数辨识，其递推方程[21]为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + K_{k+1}[y_{k+1} - \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}{}_{k+1}\hat{\theta}_k] \\ \boldsymbol{K}_{k+1} = \boldsymbol{P}_{k+1}\boldsymbol{\Phi}_{k+1}[\lambda + \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}{}_{k+1}\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{\Phi}_{k+1}]^{-1} \\ \boldsymbol{P}_{k+1} = \dfrac{1}{\lambda}[\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}{}_{k+1}]\boldsymbol{P}_k \end{cases} \tag{6}$$

式中：$\hat{\theta}_k$ 为上一时刻的估计值；y_{k+1} 为系统测量值；$\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}{}_{k+1}\hat{\theta}_k$ 为此刻的估计观测值；$y_{k+1} - \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{T}}{}_{k+1}\hat{\theta}_k$ 为预测误差；$\boldsymbol{K}_{k+1}$ 为增益矩阵；$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵；$\boldsymbol{P}_k$ 为第 k 时刻的协方差矩阵；$0<\lambda<1$，当 λ 较小时，新获得的数据起到修正的作用更大，算法跟踪能力也越强，通常情况下 $0.9<\lambda<1.0$[22]，本文通过多次试验，取 λ 为 0.99。

1.3 三阶段锂离子电池参数辨识

SOC 的误差、环境温度和电池老化会引起 OCV-SOC 曲线变化，导致 U_{OC} 的误差不可避免。因此，在辨识出 FD 模块中的参数 R_0、R_1 和 C_1 后，采用 AEKF 算法辨识 R_2、C_2 和 U_{OC}，并结合 ZOA 提高参数精度。

1.3.1 基于 AEKF 算法的参数辨识

AEKF 参数辨识步骤[23]如下。

(1)设置参数 x_0、$\boldsymbol{P}_0$、$\boldsymbol{Q}_0$、$\boldsymbol{R}_0$。

(2)先验状态估计。

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1}) \tag{7}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{A}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{A}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{8}$$

式中：$x_{k|k-1}$、$\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 分别为状态变量、误差协方差矩阵；u_{k-1} 为上一时刻的系统输入；$\boldsymbol{Q}_{k-1}$ 为上一时刻的过程噪声协方差矩阵。

(3)后验状态估计。

$$\boldsymbol{e}_k = y_k - g(\hat{x}_{k|k-1}, u_k) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{C}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_{k-1})^{-1} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{e}_k$ 为新息矩阵；$\boldsymbol{R}_{k-1}$ 为上一时刻的观测噪声协方差矩阵。

(4)噪声协方差自适应匹配计算。

$$\begin{cases} H_k = \dfrac{1}{M}\displaystyle\sum_{i=k-M+1}^{k} \boldsymbol{e}_i\boldsymbol{e}_i^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{Q}_k = \boldsymbol{K}_k H_k \boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{R}_k = H_k - \boldsymbol{C}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{11}$$

式中：H_k 为实时估算函数；$\boldsymbol{Q}_k$ 为更新过程噪声协方差矩阵；$\boldsymbol{R}_k$ 为更新观测噪声协方差矩阵。

(5)更新状态变量 $\hat{x}_{k|k}$ 与误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k}$。

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{e}_k \tag{12}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{C}_k)\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{13}$$

1.3.2 基于 AEKF 与 ZOA 的联合辨识

AEKF 的自适应性主要是针对系统动态特性的变化，而对于环境噪声的自适应性有限[24]。而智能优化算法具有较高参数辨识精度的优点。因此，可将 AEKF 算法与智能优化算法相结合，先通过 AEKF 算法得出需要辨识参数的初始值，再通过智能优化算法来提高所辨识参数的准确性。

本文考虑 ZOA 进行参数的联合辨识。ZOA 是一种基于种群的优化器[25]，具体流程如下。

(1)利用 AEKF 算法得到的参数初值产生初始随机种群，设置种群数量 N 与迭代次数 T，每个斑马种群代表一个需优化的参数，每个种群中的斑马代表需要优化的参数的一个候选解。

(2)为了获得较优的下一时刻参数所在位置，在每次迭代中，对所需优化的参数在 2 个不同的阶段进行更新。

阶段 1：模拟觅食行为。

在此阶段，用需要优化的参数模拟搜索饲料时斑马的行为，进行更新。选择一个已有的最优解，并带领其他可行解走向它在 ZOA 中的位置搜索空间。因此，参数在模拟斑马觅食阶段时的位置可以用数学建模表示为

$$X_{i,j}^{\text{new,P1}} = x_{i,j} + r(\text{PZ}_j - Ix_{i,j}) \tag{14}$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new,P1}} & F_i^{\text{new,P1}} < F_i \\ X_i & \text{else} \end{cases} \tag{15}$$

式中：$X_{i,j}^{\text{new,P1}}$ 为 $X_i^{\text{new,P1}}$ 的第 j 维值；$X_i^{\text{new,P1}}$ 为基于第一阶段的第 i 个斑马的新状态；r 为随机因子；PZ_j 为先锋斑马的第 j 维位置；I 为种群变化参数；$F_i^{\text{new,P1}}$ 为 $X_i^{\text{new,P1}}$ 的新状态目标函数值。

阶段 2：模拟防御策略。

在此阶段，需要优化的参数通过模拟斑马防御策略来更新参数在搜索空间中的位置。在 ZOA 设计中，假设以下情况发生概率相同：(1)斑马的天敌攻击斑马，斑马选择逃避策略；(2)其他捕食者攻击斑马，斑马选择进攻策略。在更新参数的位置时，如果参数在新的位置上为当前的最优解，则接受新的位置，并循环阶段 1 的模拟觅食行为更新参数。对该更新条件进行建模的公式为

$$X_{i,j}^{\text{new,P2}} = \begin{cases} S_1 : x_{i,j} + R(2r-1)\left(1-\dfrac{t}{T}\right)x_{i,j} \\ \qquad P_{\text{s}} \leqslant 0.5 \\ S_2 : x_{i,j} + r(\text{AZ}_j - I \cdot x_{i,j}) \\ \qquad \text{else} \end{cases} \tag{16}$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new,P2}} & F_i^{\text{new,P2}} < F_i \\ X_i & \text{else} \end{cases} \tag{17}$$

式中：$X_{i,j}^{\text{new,P2}}$ 为 $X_i^{\text{new,P2}}$ 的第 j 维值；$X_i^{\text{new,P2}}$ 为基于阶段 2 的第 i 个斑马的新状态；R 为等于 0.01 的常数；P_{s} 为在区间[0, 1]中随机生成的 2 个策略中选择其中一个的概率；AZ_j 为受攻击斑马的第 j 维位置；$F_i^{\text{new,P2}}$ 为 $X_i^{\text{new,P2}}$ 的目标函数值。经多次实验，本文设置初始种群数量 N_0 为 1 000，循环次数为10次，设置端电压误差阈值 ΔU_{e} 为 0.000 6 V。

2 SOC-SOH 联合估计

前文通过 FFRLS 算法辨识 FD 模块，同时通过 AEKF 联合 ZOA 算法辨识 SD 模块使参数迭代更新的结果更加准确。由于电池容量与电池状态具有随时间变化的不同特性，因此考虑引入多时间尺度，即采用 DAEKF 算法在微观时间尺度上估计 SOC，宏观时间尺度上估计 SOH，使得 SOC-SOH 联合估计时的运算负担降低，提高估计精度。

2.1 SOC 估计

在电池的实际使用中，当电池工作时的电流不等于 0 时，SOC 会随时发生变化，且变化幅度与电流倍率有关，属于快时变参数[26]，因此本文从微观时间尺度下估计 SOC。

SOC 可以通过安时积分法来定义[27]，具体为

$$\delta_{\text{SOC}_t} = \delta_{\text{SOC}_0} - \frac{\eta}{Q}\int_0^t i\text{d}t \tag{18}$$

式中：η 为电池的库伦效率；Q 为电池容量。

等效电路模型的状态空间表达式为

$$\begin{bmatrix}\delta_{\mathrm{SOC}_{k+1}}\\ u_{1,k+1}\\ u_{2,k+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0\\ 0 & \mathrm{e}^{-\Delta t/\tau_1} & 0\\ 0 & 0 & \mathrm{e}^{-\Delta t/\tau_2}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\delta_{\mathrm{SOC}_k}\\ u_{1,k}\\ u_{2,k}\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}-\Delta t/Q_{\mathrm{c}}\\ R_1(1-\mathrm{e}^{-\Delta t/\tau_1})\\ R_2(1-\mathrm{e}^{-\Delta t/\tau_2})\end{bmatrix}i_k \tag{19}$$

$$U_{k+1}=\begin{bmatrix}\dfrac{\mathrm{d}U_{\mathrm{OC}}}{\mathrm{d}\delta_{\mathrm{SOC}}} & 1 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\delta_{\mathrm{SOC}_k}\\ u_{1,k}\\ u_{2,k}\end{bmatrix}+R_0 i_k \tag{20}$$

式中：Q_{c} 为库仑总容量；i_k 为 k 时刻的采样电流。

从微观时间尺度下估计 SOC 的步骤如下。

(1)设置初始参数 x_0、$\boldsymbol{P}_0$、$\boldsymbol{Q}_0$、$\boldsymbol{R}_0$。

(2)时间更新。

$$\begin{cases}\hat{x}_{k|k-1}=\boldsymbol{A}_{k-1}\hat{x}_{k-1}+\boldsymbol{B}_{k-1}u_{k-1}\\ \boldsymbol{P}_{k|k-1}=\boldsymbol{A}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}_{k-1}^{\mathrm{T}}+Q\end{cases} \tag{21}$$

(3)计算 $\boldsymbol{e}_k$。

$$\boldsymbol{e}_k=E[\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^{\mathrm{T}}] \tag{22}$$

(4)更新噪声协方差矩阵。

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{R}}_k=\boldsymbol{e}_k-\boldsymbol{C}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}}\\ \hat{\boldsymbol{Q}}_k=\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{e}_k\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{23}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{R}}_k$ 为当前时刻更新后的观测噪声协方差矩阵；$\boldsymbol{C}_k$ 为观测矩阵；$\hat{\boldsymbol{Q}}_k$ 为当前时刻更新后的过程噪声协方差矩阵。

(5)测量更新。

$$\begin{cases}\hat{x}_k=\hat{x}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k\\ \boldsymbol{P}_k=\boldsymbol{P}_{k|k-1}+\boldsymbol{I}\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{C}_k\end{cases} \tag{24}$$

2.2 SOH 估计

锂离子电池 SOC 与 SOH 存在耦合关系，SOH 基于剩余容量的定义，SOH 降低，可用容量减小，实际放电倍率偏高[15]，影响 SOC 估计精度。由于电池在短时间内容量衰减率非常低，故容量属于慢时变参数[28]，因此在宏观时间尺度下估计容量。SOH 的计算公式为

$$\delta_{\mathrm{SOH}}=\frac{Q_{\mathrm{aged}}}{Q_{\mathrm{new}}}\times 100\% \tag{25}$$

式中：Q_{aged} 为最大可用容量；Q_{new} 为未使用时的容量。SOH 的估计步骤与 2.1 节中 SOC 的估计步骤类似，这里不再过多阐述。

2.3 多时间尺度联合估计流程

设置时间尺度转换标准为 L，当微观时间尺度 l 达到 L 时，同时更新 SOC 和 Q，否则保持 Q 的当前值[29]。图 5 为锂电池多时间尺度联合估计的具体过程。

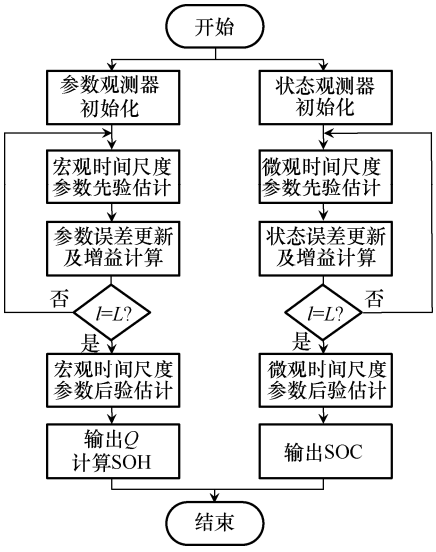


图 5　多时间尺度联合估计流程

Fig. 5 Flow chart of multi-time scale joint estimation

3　算例分析

为验证所提算法的有效性，在 MATLAB 软件中进行仿真，以电压和电流为输入信号，对所提算法的估计准确性进行验证。本文使用 INR 18650−20R 锂离子电池与三星 ICR18650−26F 的测试数据进行仿真验证。设置 3 种实验环境，分别为−20、25 和 40 ℃，对应低温、常温与高温。采样间隔为 1 s，并且采样频率固定。实验采用标准恒流恒压充电方式，动态工况放电至截止电压。2 种锂离子电池参数见表 1。

3.1 INR18650−20R 锂离子电池仿真

3.1.1　时间尺度设置

为获得最合理的时间尺度转换标准，本文设置

表 1 锂离子电池基本参数信息

Tab. 1 Basic parameters of lithium-ion batteries

参数	INR 18650-20R	ICR 18650-26F
工作电压/V	2.50~4.20	2.75~4.20
额定电压/V	3.60	3.70
标称容量/(A·h)	2.0	2.6

30、60、90、120 s 4 种时间尺度，并在 25 ℃、美国环保局 06 号驾驶 US06(United States Environmental Protection Agency 06 Driving)工况下展开测试，仿真结果如图 6 和图 7 所示，具体估计误差见表 2。

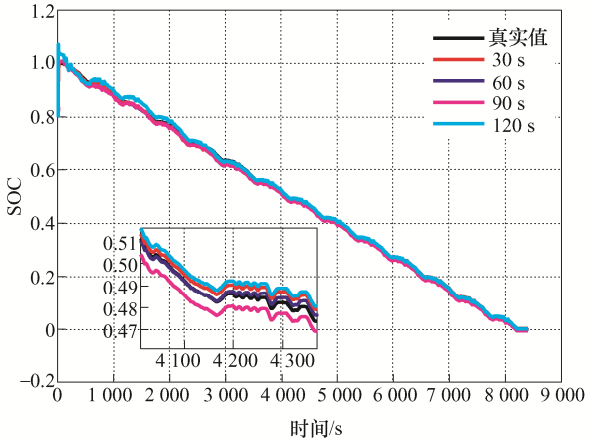


图 6 25 ℃下 US06 工况不同时间尺度 SOC 估计值

Fig. 6 SOC estimation results at different time scales under US06 conditions at 25 ℃

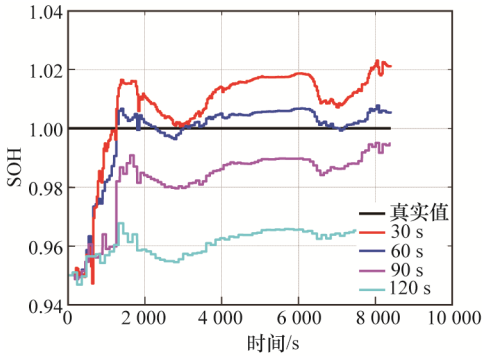


图 7 25 ℃下 US06 工况不同时间尺度 SOH 估计值

Fig. 7 SOH estimation results at different time scales under US06 conditions at 25 ℃

由图 6 和图 7 可以直观看出，在时间尺度设置为 60 s 时，本文所提算法对 SOC 与 SOH 的估计均最贴合真实值。结合表 2 可得出 60 s 时 SOC 与 SOH 的均方根误差最小，因此本文在对 INR 18650-20R 型号电池的后续仿真中采用 60 s 作为时间尺度。

表 2 25 ℃ US06 工况下不同时间尺度 SOC 与 SOH 估计误差

Tab. 2 SOC and SOH estimation errors at different time scales at 25 ℃ US06

L/s	SOC 均方根误差	SOH 均方根误差
30	0.007 7	0.019 0
60	0.006 9	0.014 8
90	0.008 7	0.021 5
120	0.010 5	0.039 0

3.1.2 同工况不同温度的实验结果

在 US06 工况下，以 3 种不同实验环境温度验证所提算法，如图 8~图 10 所示。表 3~表 5 为 US06、联邦城市驾驶工况 FUDS(The Federal Urban Driving Schedule)、动态压力测试 DST(dynamic stress test) 3 种工况下不同温度的 SOC 误差。

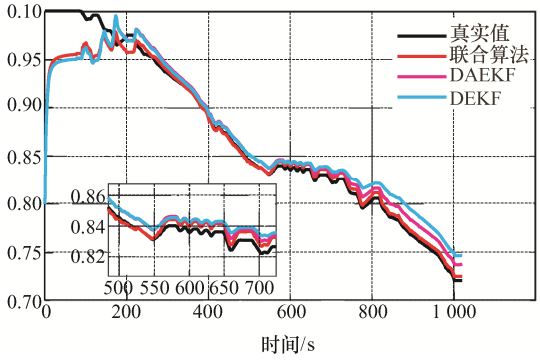


图 8 −20 ℃下不同算法的 SOC 估计值

Fig. 8 SOC estimation results of different algorithms at −20 ℃

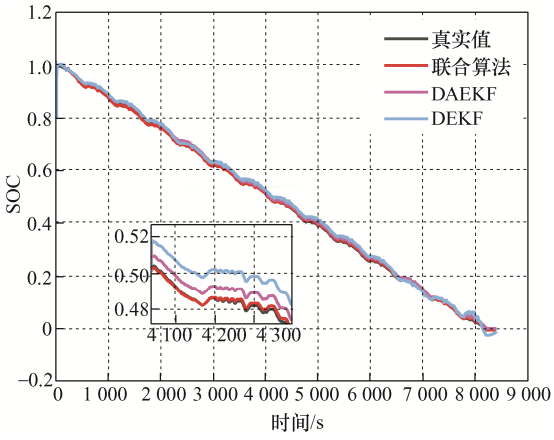


图 9 25 ℃下不同算法的 SOC 估计值

Fig. 9 SOC estimation results of different algorithms at 25 ℃

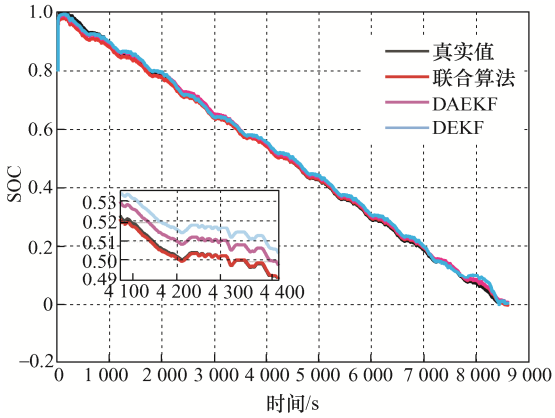


图 10　40 ℃下不同算法的 SOC 估计值

Fig. 10 SOC estimation results of different algorithms at 40 ℃

表 3　US06 工况下不同温度 SOC 的估计误差

Tab. 3 SOC estimation errors at different temperatures under US06 operating conditions

温度	SOC 误差	联合算法	DAEKF	DEKF
−20 ℃	平均误差/%	0.32	0.91	1.25
	最大误差/%	0.62	1.70	2.75
25 ℃	平均误差/%	0.38	0.76	1.07
	最大误差/%	1.30	1.42	2.92
40 ℃	平均误差/%	0.47	0.85	1.03
	最大误差/%	1.29	1.58	3.21

表 4　FUDS 工况下不同温度的 SOC 估计误差

Tab. 4 SOC estimation errors at different temperatures under FUDS operating conditions

温度	SOC 误差	联合算法	DAEKF	DEKF
−20 ℃	平均误差/%	0.76	0.91	1.12
	最大误差/%	1.07	3.22	3.58
25 ℃	平均误差/%	0.26	0.91	1.13
	最大误差/%	0.82	1.42	3.28
40 ℃	平均误差/%	0.25	0.76	1.27
	最大误差/%	1.12	1.21	2.50

表 5　DST 工况下不同温度 SOC 估计误差

Tab. 5 SOC estimation errors at different temperatures under DST operating conditions

温度	SOC 误差	联合算法	DAEKF	DEKF
−20 ℃	平均误差/%	0.62	0.98	1.06
	最大误差/%	0.93	1.89	4.32
25 ℃	平均误差/%	0.41	0.94	1.06
	最大误差/%	1.05	1.41	2.31
40 ℃	平均误差/%	0.25	0.47	0.60
	最大误差/%	0.52	1.23	2.45

由图 8~图 10 可知，在同一种工况 US06 下，本文所提算法相较于传统的 DAEKF 与 DEKF 在 3 种不同的实验环境温度下，对 SOC 的真实值具有更好的跟随性，估计值更加准确。由表 3~表 5 可知，在 3 种温度下，联合算法的平均误差和最大误差均最小。以 US06 工况下 25 ℃为例，联合算法的平均误差和最大误差分别为 0.38%和 1.30%，平均误差相较于 DAEKF 与 DEKF 降低了 0.38%与 0.69%，最大误差降低了 0.12%与 1.62%。由此可以看出，同种工况下不同温度时本文所提算法优于 DAEKF 与 DEKF，能得到更加准确的 SOC 估计值。

3.1.3　同温度不同工况下的实验结果

选取 25 ℃下 US06、FUDS、DST 3 种工况，验证算法的估计准确性。如图 9 和图 11~图 12 所示。由图可以看出，3 种多时间尺度联合估计方法

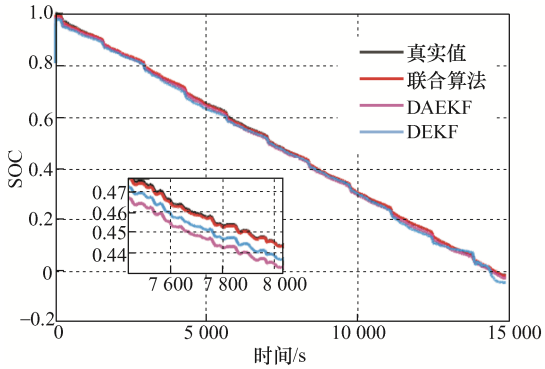


图 11　FUDS 工况下不同算法 SOC 估计值

Fig. 11 SOC estimation results of different algorithms under FUDS conditions

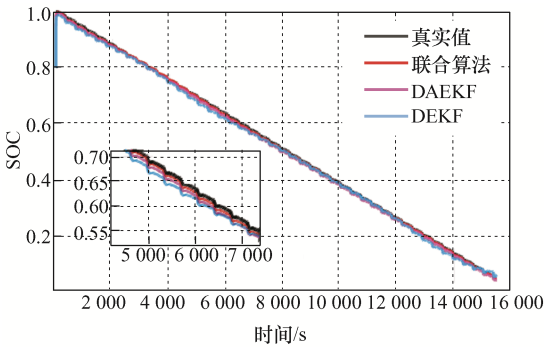


图 12　DST 工况下不同算法 SOC 估计值

Fig. 12 SOC estimation results of different algorithms under DST conditions

都能够反映 SOC 的变化趋势，但本文所提联合算法的估计结果在 3 种不同工况下都能最接近真实值。由表 6 可知，在同一温度下，联合算法在不同工况下的 SOC 误差值最小，以 FUDS 工况为例，联合算法的平均误差为 0.26%，相较于 DAEKF 与 DEKF 降低了 0.65%与 0.87%，最大误差降低了 0.60%与 2.46%。因此，联合算法在同种温度不同工况下对 SOC 的估计精度更高。

表 6 25 ℃不同工况下的 SOC 估计值

Tab. 6 SOC estimation results under different operating conditions at 25 ℃

SOC 误差	工况	联合算法	DAEKF	DEKF
平均误差/%	US06	0.38	0.76	1.07
	FUDS	0.26	0.91	1.13
	DST	0.41	0.94	1.06
最大误差/%	US06	1.30	1.42	2.92
	FUDS	0.82	1.42	3.28
	DST	1.05	1.41	2.31

图 13 为 25 ℃下 US06 工况不同算法的 SOH 估计值，由图可知，在 25 ℃下 US06 工况 SOH 的估计值精度较高，反映了本文所提算法在提升 SOC 估计精度的同时，能够保证 SOH 值的准确性，相较于传统算法精度得到提升。

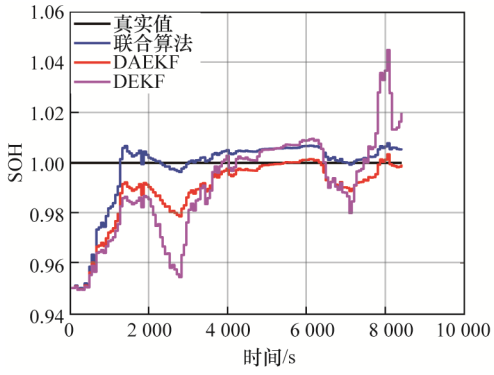


图 13 25 ℃下 US06 工况不同算法的 SOH 估计值

Fig. 13 SOH estimation results of different algorithms under US06 working conditions at 25 ℃

3.2 ICR 18650-26F 锂离子电池仿真

3.2.1 时间尺度设置

设置 30、60、90、120 s 4 种时间尺度，在常温实验条件下，基于欧洲续航测试标准 NEDC(new European driving cycle)工况展开测试，仿真结果如图 14~图 15 所示，估计误差见表 7。由图可以看出，在对 ICR 18650-26 进行仿真时，时间尺度取 60 s，SOC 与 SOH 估计值更精确。

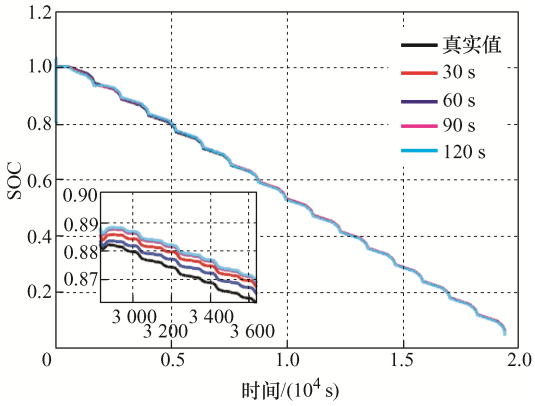


图 14 常温下 NEDC 工况不同时间尺度的 SOC 估计值

Fig. 14 SOC estimation results at different time scales for NEDC operating conditions at room temperature

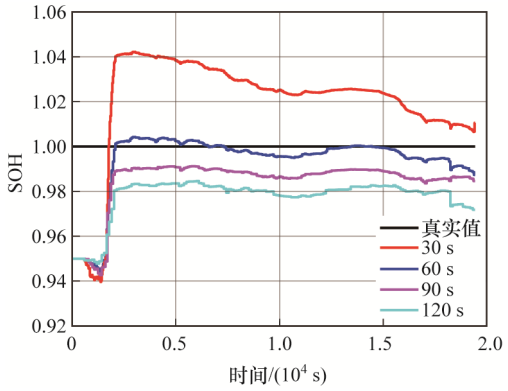


图 15 常温下 NEDC 工况不同时间尺度 SOH 估计值

Fig. 15 SOH estimation results at different time scales under NEDC conditions at room temperature

表 7 常温下 NEDC 工况下不同时间尺度 SOC 与 SOH 估计误差

Tab. 7 SOC and SOH estimation errors at different time scales under NEDC conditions at room temperature

L/s	SOC 均方根误差	SOH 均方根误差
30	0.003 6	0.031 4
60	0.002 7	0.015 9
90	0.004 2	0.019 3
120	0.004 5	0.024 2

在考虑了 2 种不同型号的电池后可以发现，时间尺度为 60 s 时，2 种电池的 SOC 与 SOH 的估计误差均为最小，这也与文献[30]中得出的结论一致。

但由于不同电池寿命循环范围间存在差异，因此在对其他型号电池选取时间尺度时，仍需考虑不同时间尺度的选取带来的误差问题。

3.2.2　不同工况下实验结果

对 ICR18650−26F 型号电池，在常温条件下，基于 NEDC、城市测功机行驶工况 UDDS(urban dynamometer driving schedule)、高速公路燃油经济性测试循环 HWFET(highway fuel economy test) 3 种工况进行算法准确度验证，仿真结果如图 16~图 19 所示。

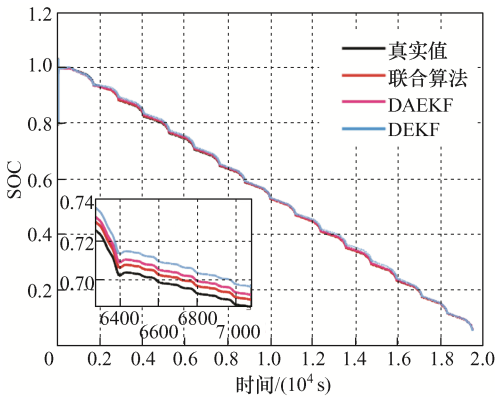


图 16　NEDC 工况下不同算法 SOC 估计值

Fig. 16 SOC estimation results of different algorithms under NEDC conditions

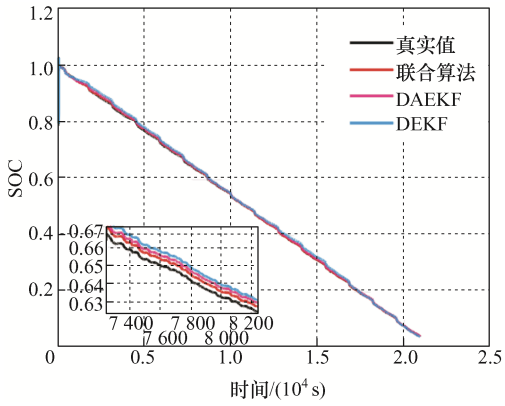


图 17　UDDS 工况下不同算法 SOC 估计值

Fig. 17 SOC estimation results of different algorithms under UDDS conditions

由仿真结果可知，在另一种型号电池进行测试后，本文所提方法对 SOC 的估计值仍然与真实值最接近，SOH 值相较于其他算法精度更高，避免了只在单一数据集或者单一类型的电池上表现良好的情况。

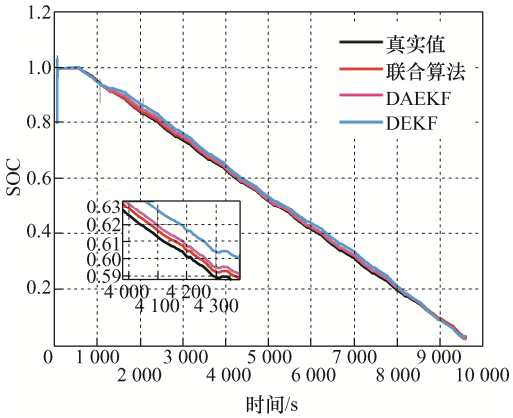


图 18　HWFET 工况下不同算法 SOC 估计值

Fig. 18 SOC estimation results of different algorithms under HWFETconditions

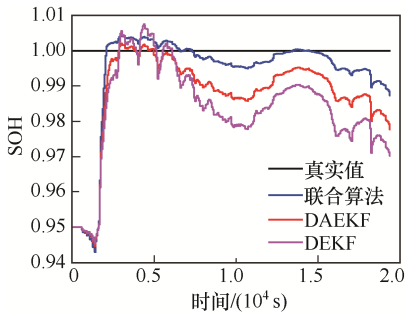


图 19　常温下 NEDC 工况 SOH 估计值

Fig. 19 SOH estimation results under NEDC operating condition at room temperature

4　结语

为了提高锂离子电池 SOC-SOH 估计精度，本文首先根据电阻、电荷转移特性及电荷扩散特性划分等效电路模型，以解决电池内部参数的耦合问题，并采用 FFRLS 及 AEKF 算法进行参数辨识，引入 ZOA 提高参数辨识精度。在此基础上，采用 DAEKF 算法分别从微观和宏观尺度进行 SOC-SOH 联合估计，有效降低运算复杂度，提高估计精度。仿真结果表明，在不同型号电池、不同温度、不同工况下，本文所提方法对 SOC 的估计精度较高，相较于其他传统算法均有所提升，SOH 的估计精度也能得到保证。因电池全寿命周期数据较难获取且验证时间过长，故本文采用的是单体电池由充满到放空为一个仿真周期，后续研究会全面考虑电池生命周期的各环节，以更加符合

实际应用。

参考文献：

[1] Zhang Shuzhi, Guo Xu, Dou Xiaoxin, et al. A data-driven Coulomb counting method for state of charge calibration and estimation of lithium-ion battery [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2020, 40: 100752.

[2] Mohammadi F. Lithium-ion battery state-of-charge estimation based on an improved Coulomb-counting algorithm and uncertainty evaluation [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 48: 104061.

[3] 白俊琦, 贤燕华. 基于 BP-多时间尺度 UKF 优化算法的 SOC 估计[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 363-372.
Bai Junqi, Xian Yanhua. State-of-charge estimation based on BP-multi-timescale UKF optimization algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 363-372. (in Chinese)

[4] 施智鑫, 王育飞, 桑一岩. 基于 TCN-GRU-GAT 的数字孪生锂离子电池 SOH 估计方法[J]. 电源技术, 2026, 50(4): 672-680.
Shi Zhixin, Wang Yufei, Sang Yiyan. Digital twin lithium-ion battery SOH estimation method based on TCN-GRU-GAT [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2026, 50(4): 672-680. (in Chinese)

[5] 宋显华, 姚全正. 基于片段充电数据和 DEKF-WNN-WLSTM 的锂电池健康状态实时估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(5): 1565-1576.
Song Xianhua, Yao Quanzheng. Real-time state of health estimation for lithium-ion batteries based on daily segment charging data and dual extended Kalman filters-wavelet neural network-wavelet long short-term memory neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(5): 1565-1576. (in Chinese)

[6] 李凌峰, 宫明辉, 乌江. 采用多模模型的锂离子电池荷电状态联合估计算法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(1): 78-85.
Li Lingfeng, Gong Minghui, Wu Jiang. Joint estimation algorithm for state of charge of Li-ion battery with multi-mode model [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(1): 78-85. (in Chinese)

[7] 申江卫, 高承志, 舒星, 等. 基于迁移模型的锂离子电池宽温度全寿命 SOC 与可用容量联合估计[J]. 电工技术学报, 2023, 38(11): 3052-3063.
Shen Jiangwei, Gao Chengzhi, Shu Xing, et al. Joint estimation of SOC and usable capacity of lithium-ion battery with wide temperature and full life based on migration model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(11): 3052-3063. (in Chinese)

[8] 吴宽. 锂离子动力电池建模与状态估计研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.
Wu Kuan. Research on modeling and state of estimation of lithium-ion power battery [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020. (in Chinese)

[9] 高铭琨, 徐海亮, 吴明铂. 基于等效电路模型的动力电池 SOC 估计方法综述[J]. 电气工程学报, 2021, 16(1): 90-102.
Gao Mingkun, Xu Hailiang, Wu Mingbo. Review of SOC estimation methods for power battery based on equivalent circuit model [J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 16(1): 90-102. (in Chinese)

[10] 贠祥, 张鑫, 王超, 等. 基于联合参数辨识的粒子群优化扩展粒子滤波的锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 595-606.
Yun Xiang, Zhang Xin, Wang Chao, et al. State of charge estimation of Li-ion battery using particle swarm optimazation extended Kalman particle filter based on joint parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 595-606. (in Chinese)

[11] Ouyang Tiancheng, Xu Peihang, Chen Jingxian, et al. Improved parameters identification and state of charge estimation for lithium-ion battery with real-time optimal forgetting factor [J]. Electrochimica Acta, 2020, 353: 136576.

[12] Tang Ruoli, Zhang Shihan, Zhang Shangyu, et al. Model parameter identification for lithium-ion batteries using adaptive multi-context cooperatively co-evolutionary parallel differential evolution algorithm [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 58: 106432.

[13] 章军辉, 李庆, 陈大鹏, 等. 基于快速 SR-UKF 的锂离子动力电池 SOC 联合估计[J]. 工程科学学报, 2021, 43(7): 976-984.
Zhang Junhui, Li Qing, Chen Dapeng, et al. Real-time SOC co-estimation algorithm for Li-ion batteries based

on fast square-root unscented Kalman filters [J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(7): 976-984. (in Chinese)

[14] 王志福, 罗崴, 闫愿, 等. 基于多方法融合的锂离子电池 SOC-SOH 联合估计[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(6): 575-584.
Wang Zhifu, Luo Wei, Yan Yuan, et al. Joint SOC-SOH estimation for Li-ion batteries based on multi-method fusion [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2023, 43(6): 575-584. (in Chinese)

[15] 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.
Zhao Jingying, Hu Jin, Zhang Xuehui, et al. Joint estimation of the SOC-SOH based on lithium battery model and fractional order theory [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(17): 4551-4563. (in Chinese)

[16] Zhang Cheng, Allafi W, Dinh Q, et al. Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique [J]. Energy, 2018, 142: 678-688.

[17] Yang Zhao, Wang Xuemei. An improved parameter identification method considering multi-timescale characteristics of lithium-ion batteries [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 59: 106462.

[18] 刘晓静, 李建良, 南忠良, 等. 基于改进 FFRLS 算法的锂离子电池参数辨识[J]. 电源技术, 2022, 46(6): 657-660.
Liu Xiaojing, Li Jianliang, Nan Zhongliang, et al. Parameter identification of Li-ion battery based on improved FFRLS algorithm [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(6): 657-660. (in Chinese)

[19] Dai Haifeng, Xu Tianjiao, Zhu Letao, et al. Adaptive model parameter identification for large capacity Li-ion batteries on separated time scales [J]. Applied Energy, 2016, 184: 119-131.

[20] 徐帅. 锂离子电池的 SOC 和 SOH 估算的复合算法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
Xu Shuai. Study on composite algorithms of state-of-charge and state-of-health estimation for lithium-ion battery [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021. (in Chinese)

[21] 鲍明堃, 周扬忠. 基于双模型的递推最小二乘永磁同步直线电机电气参数在线辨识[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 343-353.
Bao Mingkun, Zhou Yangzhong. Dual-model-based recursive least squares online identification of electrical parameters of permanent magnet synchronous linear motor [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 343-353. (in Chinese)

[22] 赵转, 曹以龙, 杜君莉, 等. 遗忘因子递推最小二乘法辨识锂离子电池参数[J]. 电池, 2023, 53(6): 629-633.
Zhao Zhuan, Cao Yilong, Du Junli, et al. Identification of Li-ion battery parameters by forgetting factor recursive least square method [J]. Battery Bimonthly, 2023, 53(6): 629-633. (in Chinese)

[23] 李浩楠, 李其轩, 倪瓒, 等. 基于卡尔曼滤波的太阳跟踪装置控制策略[J]. 实验室研究与探索, 2022, 41(10): 39-44, 64.
Li Haonan, Li Qixuan, Ni Zan, et al. Research on control strategy of sun tracking device based on Kalman filter [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2022, 41(10): 39-44, 64. (in Chinese)

[24] 李泓沛, 刘桂雄, 邓威. 动态工况模拟下动力锂电池建模与参数辨识方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(14): 103-108.
Li Hongpei, Liu Guixiong, Deng Wei. Modeling and parameter identification method for power lithium batteries under dynamic working condition simulation [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(14): 103-108. (in Chinese)

[25] TrojovskáE, Dehghani M, Trojovský P. Zebra optimization algorithm: A new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm [J]. IEEE Access, 2022, 10: 49445-49473.

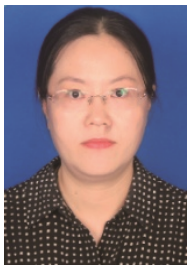
[26] 印学浩, 宋宇晨, 刘旺, 等. 基于多时间尺度的锂离子电池状态联合估计[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 118-126.
Yin Xuehao, Song Yuchen, Liu Wang, et al. Multi-scale state joint estimation for lithium-ion battery [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 118-126. (in Chinese)

[27] 海涛, 范恒, 陆代强, 等. 基于 IMDEKF 的 SoC-SoH 联合估计[J]. 实验室研究与探索, 2021, 40(7): 111-115, 139.
Hai Tao, Fan Heng, Lu Daiqiang, et al. SoC-SoH joint estimation based on IMDEKF [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2021, 40(7): 111-115, 139. (in Chinese)

[28] 陈秉琳, 赵景全. 锂离子电池循环寿命影响因素及机理研究进展[J]. 电源技术, 2025, 49(1): 57-66.
Chen Binglin, Zhao Jingquan. Research progress on influencing factors and mechanisms of cycle life of lithium-ion batteries [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(1): 57-66. (in Chinese)

[29] 罗玉涛, 吴志强. 基于 DAEKF 算法的锂离子电池主要状态在线联合估计[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(1): 84-94.
Luo Yutao, Wu Zhiqiang. Online joint estimation of main states of lithium-ion battery based on DAEKF algorithm [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(1): 84-94. (in Chinese)

[30] Xiong Rui, Sun Fengchun, Chen Zheng, et al. A data-driven multi-scale extended Kalman filtering based parameter and state estimation approach of lithium-ion polymer battery in electric vehicles [J]. Applied Energy, 2014, 113: 463-476.



侯健敏

作者简介：

侯健敏(1978—)，女，博士，副教授。研究方向：锂电池状态评估，综合能源系统预测与优化调度。E-mail：jmhou@nuist.edu.cn。

钱海峰(2000—)，男，通信作者，硕士研究生。研究方向：电动汽车充电安全。E-mail：2659353390@qq.com。

李紫祥(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：综合能源系统优化调度。E-mail：1659301644@qq.com。

杨文静(1999—)，女，硕士研究生。研究方向：综合能源系统优化调度。E-mail：2497732960@qq.com。

(责任编辑：孙美菊)

(上接第 76 页)

动汽车用传导式车载充电机：GB/T 40432—2021[S]. 北京: 中国标准出版社, 2021: 1-28.
State Administration for Market Regulation, Standardization Administration of China. Conductive on-board charger for electric vehicles: GB/T 40432—2021. Beijing: Standards Press of China, 2021: 1-28.

[29] Zhang Junwei, Liu Bin, Tan Zhukui, et al. A novelty detection method for non-intrusive electric bicycle chargers [C]// 2023 3rd International Conference on Electrical Engineering and Control Science (IC2ECS). Hangzhou, China, 2024：1000-1006.



王维

作者简介：

王维(1988—)，男，中国电源学会会员，博士，副教授。研究方向：电动汽车无线充电技术，电力电子技术。E-mail：1187002466@qq.com。

金赣(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：电力电子。E-mail：221812088@njnu.edu.cn。

王理想(1995—)，男，硕士研究生。研究方向：电力电子。E-mail：1361374914@qq.com。

杨靖宇(1992—)，男，博士研究生。研究方向：电力电子。E-mail：15605199081@163.com。

(责任编辑：孙美菊)