



基于电化学机理耦合模型的锂电池SOC估计方法

李军 王艺云 孙正 周安华 李虎林

SOC estimation method for lithium batteries based on an electrochemical mechanism coupling model

LI Jun, WANG Yiyun, SUN Zheng, ZHOU Anhua, LI Hulin

引用本文:

李军, 王艺云, 孙正, 周安华, 李虎林. 基于电化学机理耦合模型的锂电池SOC估计方法[J]. 北科大: 工程科学学报, 2025, 47(10): 2112–2125. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.11.11.001

LI Jun, WANG Yiyun, SUN Zheng, ZHOU Anhua, LI Hulin. SOC estimation method for lithium batteries based on an electrochemical mechanism coupling model[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(10): 2112–2125. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.11.11.001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2024.11.11.001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于融合模型的锂离子动力电池荷电状态在线估计

Online estimation of the state of charge of a lithium-ion battery based on the fusion model

工程科学学报. 2020, 42(9): 1200 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.09.20.001>

基于快速SR-UKF的锂离子动力电池SOC联合估计

Real-time SOC co-estimation algorithm for Li-ion batteries based on fast square-root unscented Kalman filters

工程科学学报. 2021, 43(7): 976 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2020.07.30.002>

基于鲁棒 H_∞ 滤波的锂离子动力电池SOC估计

Lithium-ion battery state of charge estimation based on a robust H_∞ filter

工程科学学报. 2021, 43(5): 693 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2020.09.21.002>

基于ELM和MCCKF的锂离子动力电池SOC估计

ELM- and MCCKF-based state of charge estimation for lithium-ion batteries

工程科学学报. 2023, 45(6): 995 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.05.10.003>

基于改进GWOSVR算法的锂电池剩余寿命预测

Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on an improved GWOSVR algorithm

工程科学学报. 2024, 46(3): 514 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2023.05.31.002>

锂电池死锂问题的相场研究进展

Progress in phase field research of dead lithium in lithium batteries

工程科学学报. 2025, 47(3): 504 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2024.07.19.002>

基于电化学机理耦合模型的锂电池 SOC 估计方法

李 军^{1,2)✉}, 王艺云^{2)✉}, 孙 正¹⁾, 周安华²⁾, 李虎林¹⁾

1) 重庆交通大学机电与车辆工程学院, 重庆 400074 2) 重庆机电职业技术大学车辆与交通学院, 重庆 402760

✉通信作者, 李军, E-mail: cqleejun@163.com; 王艺云, E-mail: wangyiyun@cqvtu.edu.cn

摘 要 锂离子电池的荷电状态 (SOC) 估计作为 BMS (Battery management system) 的核心功能之一, 其精确估计能够有效避免电池出现过充过放问题, 从而延长电池使用寿命. 针对等效电路模型和电化学模型的优缺点, 本文建立了一种耦合模型, 在提高模型精度的同时, 能保证很好地实时性, 并实时反映出电池内部反应机理. 在耦合模型的基础上, 本文利用 LM (Levenberg–Marquardt) 非线性最小二乘法对模型中的 22 个参数进行了辨识; 其次, 基于耦合模型对卡尔曼滤波算法进行了改进, 将模型参数以及通过电化学模型计算出的开路电压曲线代替实验值, 避免了采样误差和滞回特性的影响. 经过 UDDS (Urban dynamometer driving schedule)、FUDS (Federal urban driving schedule) 和 DST (Dynamic steering test) 工况的仿真实验验证, 其平均绝对误差仅为 31.6、28.4 和 24.7 mV. 在此基础上, 设计了电池放电实验, 在实验 DST 电流工况下, EKF (Extended Kalman filter) 算法的提升最大, 平均误差降低了 1%, SOC 估计误差得到有效改善. 研究结果表明, 虽然加入了电化学机理, 但并未增加过多估算运行时间, 且具有较好的实时性, 能够很好地实现在线估计锂电池 SOC.

关键词 锂电池耦合模型; 电化学模型; 卡尔曼滤波算法; 荷电状态 (SOC); 非线性最小二乘法

分类号 TM912

SOC estimation method for lithium batteries based on an electrochemical mechanism coupling model

LI Jun^{1,2)✉}, WANG Yiyun^{2)✉}, SUN Zheng¹⁾, ZHOU Anhua²⁾, LI Hulin¹⁾

1) School of Mechatronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

2) School of Vehicle and Transportation, Chongqing Vocational and Technical University of Mechatronics, Chongqing 402760, China

✉Corresponding author, LI Jun, E-mail: cqleejun@163.com; WANG Yiyun, E-mail: wangyiyun@cqvtu.edu.cn

ABSTRACT As one of the core functions of a battery management system (BMS), state-of-charge (SOC) estimation for lithium-ion batteries can effectively prevent overcharging and overdischarging, thereby extending battery service life. Considering the respective advantages and limitations of equivalent circuit and electrochemical models, this study begins with battery modeling and establishes a new coupling model by deriving the electrochemical mechanism model and integrating it with the equivalent circuit model. After establishing the electrochemical model, the differential equations of this complex model were simplified using Padé approximation, converting the nonlinear equations into a more tractable polynomial form. This approach not only improves model accuracy but also ensures good real-time performance while reflecting the internal reaction mechanisms of the battery. For parameter identification of the coupling model, the Levenberg–Marquardt (LM) nonlinear least-squares method was employed due to its weak dependence on initial value settings. This method was used to identify 22 parameters within the model. Additionally, the Kalman filtering algorithm was improved based on the coupling model. The original equivalent circuit model was replaced with the coupling model, incorporating more electrochemical parameter information to enhance model accuracy. Furthermore, the open-circuit voltage (OCV) of the battery was

收稿日期: 2024–11–11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52172381); 重庆市技术创新重大专项资助项目 (CSTB2022TIAD-STX0003)

derived from the relationship between the Li^+ concentration in the electrochemical model and the open-circuit voltages (OCV) of the positive and negative electrodes. With accurately identified coupling model parameters and a higher-fidelity battery model, the OCV derived from experimental data was replaced with the model-based OCV, enhancing the Kalman filter algorithm's accuracy. This replacement also mitigated the impact of sampling errors and hysteresis. After the simulation of UDDS (Urban dynamometer driving schedule), FUDS (Federal urban driving schedule), and DST (Dynamic steering test) conditions, the average absolute error was only 18.6, 28.4, and 24.7 mV, respectively. Based on these simulations, a battery discharge experiment was conducted using a cylindrical lithium-ion battery with a ternary lithium (NCM) positive electrode and a calibrated capacity of 2.5 A·h. A dynamic steering test (DST) current profile was applied, with each 32-min cycle discharging approximately 0.5 A·h (20% SOC), ending after the fifth cycle. The model parameters identified using the LM method were input into the model, and comparisons were made using the traditional FFRLS (Forgotten factor recursive least squares) algorithm with the equivalent circuit model. Simultaneously, SOC estimation was performed using the coupling model and the improved Kalman filter algorithm, and the estimated SOC values were compared with experimental results. Under DST conditions, the extended Kalman filter (EKF) algorithm showed the greatest improvement: the average estimation error was reduced by 1%, significantly enhancing SOC estimation accuracy. The result demonstrates that the coupling and electrochemical models developed in this study preserve the battery's electrochemical characteristics. Despite incorporating the electrochemical mechanism, the proposed SOC estimation method does not significantly increase runtime, offers strong real-time performance, and enables effective online SOC estimation for lithium-ion batteries.

KEY WORDS lithium battery coupling model; electrochemical model; Kalman filter algorithm; state of charge (SOC); nonlinear least square method

纯电动汽车的动力源多以动力电池为主, 电池荷电状态 (SOC) 估计是 BMS (Battery management system) 的核心功能之一, 精确估计 SOC 能够有效避免电池出现过充过放问题, 从而延长电池使用寿命^[1-2]. 由于 SOC 不能直接通过测量得到, 且在使用过程中受温度^[3-4]、放电倍率^[5-6]和老化^[7]等影响导致内部状态时刻发生改变, 所以 SOC 的精确估计有一定难度.

SOC 估计依赖于精确的电池模型, 而电池模型主要有等效电路模型^[8-9]、电化学模型^[10-11]和神经网络模型^[12-13]等. 传统的等效电路模型精度较高, 原理简单, 适合在线应用, 但无法反映电池内部的电化学机理信息. 电化学模型的精度最高, 计算量却较大, 不易直接在线应用. 神经网络模型依赖于大量的数据集和网络的训练效果, 才能保证预测精度.

当前的 SOC 估计方法主要分为传统算法、基于模型和基于数据驱动的方法等. 传统方法已经不适用于复杂的行驶道路环境, 以及复杂工况下对 SOC 的精度需求. 所以当前 SOC 估计主要是基于卡尔曼滤波算法及其衍生算法所实现的, 即在卡尔曼滤波 (KF, Kalman filter) 算法的基础上逐渐衍生出具有非线性能力的 EKF (Extended Kalman filter)、UKF (Unscented Kalman filter) 和 AEKF (Adaptive extended Kalman filter) 等算法^[14-15]. 基于卡尔曼滤波算法能够很好地避免初始值对后续估

计值的影响, 同时有很好的鲁棒性和实时性, 较好地跟踪实际的 SOC 动态变化^[16]. 但传统卡尔曼滤波算法对开路电压 (OCV) 曲线的依赖性较大, 会受到测试时的电压误差而导致 SOC 估计精度的下降^[17].

基于此, 本文主要从电池模型入手, 通过对电化学机理模型的推导, 联合等效电路模型建立耦合模型, 并在此基础上, 对传统的卡尔曼滤波算法进行了改进, 以进一步提高 SOC 的估计精度.

1 耦合模型的建立

1.1 等效电路模型

等效电路模型中, 以戴维南模型和二阶 RC (Resistor-capacitor) 模型应用较广泛^[18-19]. 其中 RC 环节主要是用来描述电池的极化效应, 随着 RC 环节的增多, 电池模型的精度则提高, 但计算量也相应增大, 为此二阶 RC 模型的计算量适中, 且精度更高, 所以本文采用二阶 RC 模型展开研究. 如图 1 所示, 为二阶 RC 模型的电路拓扑结构, OVC 为电

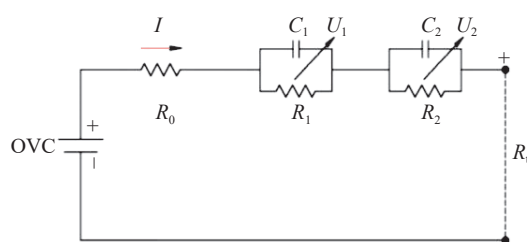


图 1 二阶 RC 等效电路模型拓扑结构

Fig.1 Topology of the second-order RC equivalent circuit model

路中的电源。

由端电压的输出方程和基尔霍夫定律可以得到:

$$\begin{cases} U_t = U_{oc} - U_1 - U_2 - IR_0 \\ \dot{U}_1 = -\frac{U_1}{R_1 C_1} + \frac{I}{C_1} \\ \dot{U}_2 = -\frac{U_2}{R_2 C_2} + \frac{I}{C_2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, R_0 为欧姆内阻, R_1 和 R_2 为极化电阻, Ω ; C_1 和 C_2 为极化电容, F; U_t 为端电压, U_{oc} 为开路电压, U_1 和 U_2 分别为两个 RC 网络的端电压, V; I 为电流, A;

对式(1)进行拉普拉斯变换可以得到:

$$Y_1(s) = \left(\frac{R_1}{1 + R_1 C_{1s}} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_{2s}} + R_0 \right) I(s) \quad (2)$$

$$Y_1(s) = U_{oc}(s) - U_t(s) \quad (3)$$

整理后, 可以得到二阶 RC 模型传递函数形式的输出方程:

$$G_1(s) = \frac{Y_1(s)}{I(s)} = \frac{R_1}{1 + R_1 C_{1s}} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_{2s}} + R_0 \quad (4)$$

1.2 电化学模型

电化学 P2D 模型^[20]是由 Doyle 和 Newman 共同提出的一种伪二维模型, 根据模型原理, 内部结构如图 2 所示, 表 1 为电化学模型参数. 它将电池内部分成两个维度, 一是考虑到锂离子在固相电极内部的迁移过程(方向为 r), 二是锂离子沿负极到正极板极之间的迁移(方向为 x); 并将锂离子电池内部结构分成了三个部分, 分别是负极($x \in (0, L_n)$, 长度为 L_n)、隔膜($x \in (L_n, L_n + L_{sep})$, 长度为 L_{sep})和正极($x \in (L_n + L_{sep}, L)$, 长度为 L_p).

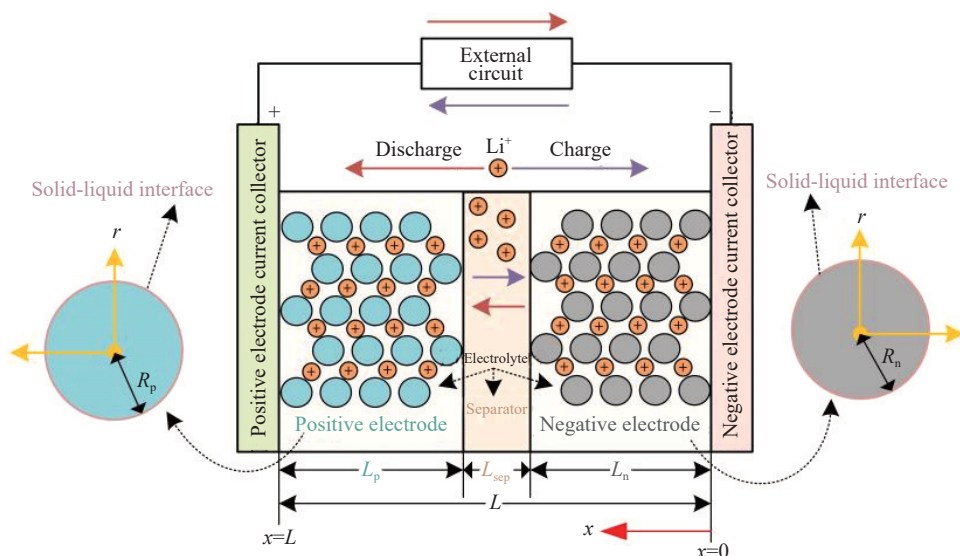


图 2 电化学模型结构

Fig.2 Structure of the electrochemical model

1.3 Pade 逼近多项式的模型简化

在建立了电化学模型后, 虽然已经得到了端电压输出的表达式, 仍然需要将复杂的微分方程进行简化处理, 将电极 Li^+ 浓度的求解、电解液电势差的求解, 反应电流密度 $j(x, t)$ 的求解线性化, 以满足对端电压的直接求解。

Pade 逼近是一种多项式逼近方法, 它能够将复杂的非线性方程逼近成简单的多项式形式, 因为相比其他的近似简化方法在同阶逼近中有更高的精度, 因而被广泛应用^[21]。

Pade 逼近的基本原理是先设定分子阶数 m , 分母阶数 n , 可以得到如下 Pade 逼近形式的多项式(5):

$$f_{\text{Pade}}(x) = \frac{\sum_{j=0}^m P_j x^j}{1 + \sum_{k=0}^n Q_k x^k} = \frac{P_0 + P_1 x + \cdots + P_m x^m}{1 + Q_1 x + Q_2 x^2 + \cdots + Q_n x^n} \quad (5)$$

在 Pade 逼近中, 要满足原函数 $f(x)$ 和 Pade 多项式 $f_{\text{Pade}}(x)$ 在逼近点 $x_0=0$ 时, 保持各阶导数点的数值始终相等:

$$f^n(0) = f^n_{\text{Pade}}(0) \quad (6)$$

而 Pade 逼近的原理就是利用泰勒公式将原函数展开后, 利用 n 阶导数点数值相等的特性, 得到若干个线性方程, 再求解得到多项式 m 阶分子系数 $P_0, P_1, \cdots, P_m$, 以及 n 阶分母系数 $Q_1, Q_2, \cdots$,

表 1 电化学模型参数

Table 1 Electrochemical model parameters

Model parameter	Name	Unit
A	Collecting plate area	m^2
L_p	Positive plate length	μm
L_n	Negative plate length	μm
L_{sep}	Diaphragm length	μm
L	Plate electrode length	μm
F	Faraday constant	$\text{C}\cdot\text{mol}^{-1}$
R_p	Positive electrode particle radius	μm
R_n	Negative electrode particle radius	μm
R	Gas constant	$\text{J}\cdot\text{mol}^{-1}\cdot\text{K}$
T	Temperature	K
$D_{s,n}$	Solid phase negative electrode Li^+ diffusion coefficient	$\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$
$D_{s,p}$	Solid phase positive electrode Li^+ diffusion coefficient	$\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$
D_e	Electrolyte Li^+ diffusion coefficient	$\text{m}^2\cdot\text{s}^{-1}$
k	Reaction rate constant	$\text{mol}^{-0.5}\cdot\text{m}^{2.5}\cdot\text{s}^{-1}$
R_f	Contact resistance	Ω
K	Effective Li^+ conductivity of electrolyte	$\text{s}\cdot\text{m}^{-1}$
$\varepsilon_{s,p}$	Pore volume of solid phase positive electrode	$\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$
$\varepsilon_{s,n}$	Pore volume of solid phase negative electrode	$\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$
$\varepsilon_{e,p}$	Porosity at the positive electrode electrolyte	$\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$
$\varepsilon_{e,n}$	Porosity at the negative electrode electrolyte	$\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$
t_+^0	Particle transfer coefficient	—
$C_{s,\text{max},p}$	Maximum Li^+ concentration in the positive electrode	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$C_{s,\text{max},n}$	Maximum Li^+ concentration in the negative electrode	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$C_{s0,p}$	Initial Li^+ concentration in the positive electrode	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$C_{s0,n}$	Initial Li^+ concentration in the negative electrode	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$C_{e,0}$	Initial Li^+ concentration in the electrolyte	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$C_{e,p}$	Concentration at the positive electrode electrolyte	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$C_{e,n}$	Concentration at the negative electrode electrolyte	$\text{mol}\cdot\text{m}^{-3}$
$a_{s,p}$	Positive electrode specific interfacial area	—
$a_{s,n}$	Negative electrode specific interfacial area	—
α	Positive and negative electrode transfer coefficient	—

Q_n , 最终求解得到近似后的方程^[22].

利用该方法, Pade 逼近还可以求解成目标传递函数的形式, 将方程逼近成不同的 $[m,n]$ 阶传递函数. 只需先将传递函数进行拉斯变换, 再进行泰勒公式展开以及 Pade 逼近多项式的系数求解, 最终得到式 (7) 形式:

$$G_{\text{Pade}}(s) = \frac{P(s)}{Q(s)} = \frac{P_0 + P_1s + \cdots + P_ms^m}{1 + Q_1s + Q_2s^2 + \cdots + Q_ns^n} \quad (7)$$

1.4 电化学模型简化

利用上述方法, 将正负电极处 Li^+ 浓度和电流之前的微分方程, Pade 逼近选取 [2,3] 阶, 则得到式 (8); 其公式 (8) ~ (20) 中各符号含义可见表 1 中的释义.

$$\frac{C_s(x, r, s)}{j(x, s)} = -\frac{\frac{3}{FR_s} + \frac{4R_s}{11D_sF}s + \frac{R_s^3}{165D_s^2F}s^2}{a_s\left(s + \frac{3R_s^2}{55D_s}s^2 + \frac{R_s^4}{3456D_s^2}s^3\right)} \quad (8)$$

同理, 由于电解液 Li^+ 浓度方程较为复杂, 其中参数量较多, 故选取了 $[m, n]=[1, 2]$ 阶 Pade 逼近公式结果, 电解液 Li^+ 浓度 $C_e(x, s)$ 与电流 $I(s)$ 的近似

$$\begin{cases} \frac{C_{e,p}(x, s)}{I(s)} = \frac{-3(1-t_+^0)(L_{m,p} + 2L_p)^2}{FA(L_p \varepsilon_{e,p}(3L_{m,p}^2 + 10L_{m,p}L_p + 10L_p^2)s + (12L_{m,p} + 24L_p)D_e^{\text{eff}}} \\ \frac{C_{e,n}(x, s)}{I(s)} = \frac{-3(1-t_+^0)(L_{m,n} - 2L_n)^2}{FA(L_n \varepsilon_{e,n}(-3L_{m,n}^2 + 10L_{m,n}L_n - 10L_n^2)s + (12L_{m,n} - 24L_n)D_e^{\text{eff}}} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $L_{m,p}$ 和 $L_{m,n}$ 为中间参数, $L_{m,p} = 2L_{\text{sep}} + L_n - L_p$, $L_{m,n} = -2L_{\text{sep}} + L_n - L_p$, ε_e 为电解液孔隙率, D_e^{eff} 为电解液有效扩散数, σ 和 σ^{eff} 为电极的电导率和有效电导率, α_a 、 α_c 为正负极传导系数。

传递函数结果如公式(9)所示。在推导过程中已经阐述了在电解液中由正负极处“进出” Li^+ 路径不同, 导致正负极处的传递函数公式不一样。

根据上述建模以及简化过程, 可以得到如图 3 所示的建模原理及逻辑图。由上述过程, 经过一系列推导的简化, 最终可以建立得到电化学模型的电压输出方程式(10):

$$\begin{aligned} \frac{U_t(s)}{I(s)} = & U_p \left(\frac{C_{s,p}}{C_{s,\text{max},p}} \right) - U_n \left(\frac{C_{s,n}}{C_{s,\text{max},n}} \right) - \frac{1}{2A} \left(\frac{L_n}{k_n^{\text{eff}}} + \frac{2L_p}{k_{\text{sep}}^{\text{eff}}} + \frac{L_p}{k_p^{\text{eff}}} \right) - \frac{2RT(1-t_+^0)^2}{C_{e,0}AF^2} \times \\ & \left(\frac{3(L_{m,p} + 2L_p)^2}{L_p \varepsilon_{e,p}(3L_{m,p}^2 + 10L_{m,p}L_p + 10L_p^2)s + (12L_{m,p} + 24L_p)D_e^{\text{eff}}} + \right. \\ & \left. \frac{3(L_{m,n} - 2L_n)^2}{L_n \varepsilon_{e,n}(3L_{m,n}^2 - 10L_{m,n}L_n + 10L_n^2)s - (12L_{m,n} - 24L_n)D_e^{\text{eff}}} \right) - \\ & \frac{RT}{AF(\alpha_a + \alpha_c)} \left(\frac{1}{a_{s,p}i_{0,p}L_p} + \frac{1}{a_{s,n}i_{0,n}L_n} \right) - R_f \end{aligned} \quad (10)$$

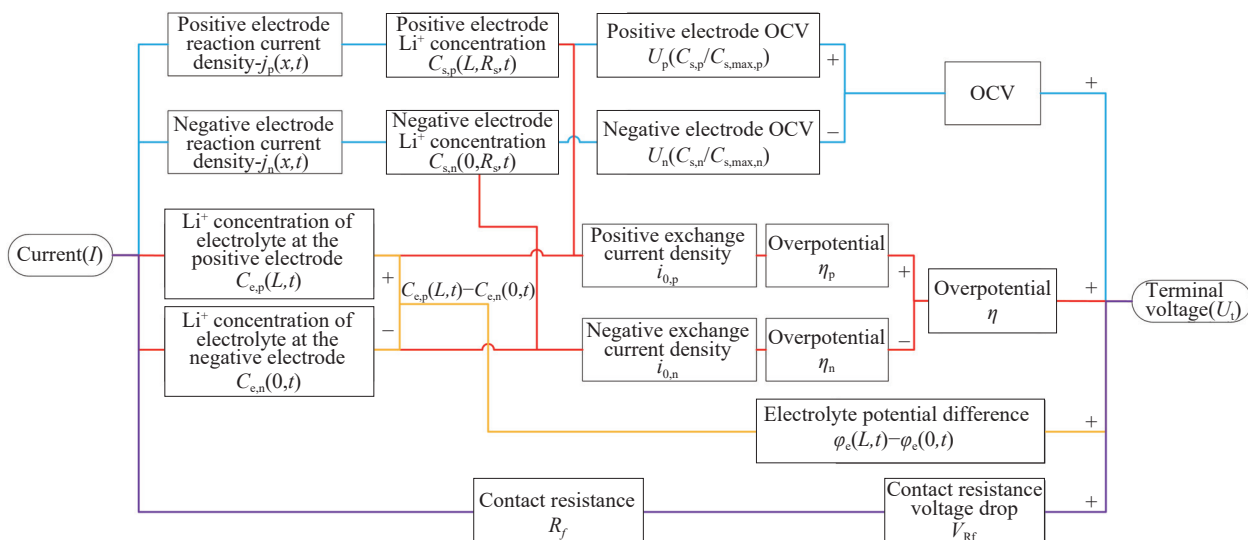


图 3 电化学模型求解逻辑和建立端电压方程思路

Fig.3 Solution logic of the electrochemical model and the concept of establishing the terminal voltage equation

1.5 耦合模型的建立

由电化学模型端电压输出方程, 为了便于和二阶 RC 等效电路模型输出电压差的传递函数公

式进行转换, 定义 $Y_2(s)$, 见式(11)。并由于两个模型的输出和输入都是一致的, 只是参数和传递函数方程的不同, 所以可以建立如式(12)和(13):

$$Y_2(s) = U_{oc}(s) - U_t(s) = \left(U_p \left(\frac{C_{s,p}}{C_{s,\text{max},p}} \right) - U_n \left(\frac{C_{s,p}}{C_{s,\text{max},n}} \right) \right) - U_t(s) \quad (11)$$

$$\frac{Y_1(s)}{I(s)} = \frac{Y_2(s)}{I(s)} \quad (12)$$

$$\begin{aligned}
R_0 + \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s} = \frac{1}{2A} \left(\frac{L_n}{\kappa_n^{\text{eff}}} + \frac{2L_{\text{sep}}}{\kappa_{\text{sep}}^{\text{eff}}} + \frac{L_p}{\kappa_p^{\text{eff}}} \right) + \frac{2RT(1 - t_+^0)^2}{C_{e,0}AF^2} \times \\
\left(\frac{3(L_{m,p} + 2L_p)^2}{L_p \varepsilon_{e,p}(3L_{m,p}^2 + 10L_{m,n}L_p + 10L_p^2)s + (12L_{m,p} + 24L_p)D_e^{\text{eff}}} + \right. \\
\left. \frac{3(L_{m,n} - 2L_n)^2}{L_n \varepsilon_{e,n}(3L_{m,n}^2 - 10L_{m,n}L_n + 10L_n^2)s - (12L_{m,n} - 24L_n)D_e^{\text{eff}}} \right) + \\
\frac{RT}{AF(\alpha_a + \alpha_c)} \left(\frac{1}{a_{s,p}i_{0,p}L_p} + \frac{1}{a_{s,n}i_{0,n}L_n} \right) + R_f
\end{aligned} \quad (13)$$

式中, i_0 、 η 为电流交换密度和电极过电势, 分离出常数项, 将其等效为电池欧姆内阻 R_0 , 其余项依次对应, 其中 $\kappa_{\text{sep}}^{\text{eff}}$ 、 κ_p^{eff} 和 κ_n^{eff} 分别为固相正极电解液导电率、正极导电率和负极导电率, 通过化简后可先得到式 (14) ~ (20) 的耦合模型时间参数 τ_1 和 τ_2 :

$$R_0 = \frac{1}{2A} \left(\frac{L_n}{\kappa_n^{\text{eff}}} + \frac{2L_{\text{sep}}}{\kappa_{\text{sep}}^{\text{eff}}} + \frac{L_p}{\kappa_p^{\text{eff}}} \right) + \frac{RT}{AF(\alpha_a + \alpha_c)} \left(\frac{1}{a_{s,p}i_{0,p}L_p} + \frac{1}{a_{s,n}i_{0,n}L_n} \right) + R_f \quad (14)$$

$$R_1 = \frac{2RT(1 - t_+^0)^2}{C_{e,0}AF^2} \frac{3(L_{m,p} + 2L_p)^2}{(12L_{m,p} + 24L_p)D_e^{\text{eff}}} \quad (15)$$

$$R_2 = \frac{2RT(1 - t_+^0)^2}{C_{e,0}AF^2} \frac{3(L_{m,n} - 2L_n)^2}{-(12L_{m,n} - 24L_n)D_e^{\text{eff}}} \quad (16)$$

$$\tau_1 = \frac{L_p \varepsilon_{e,p}(3L_{m,p}^2 + 10L_{m,p}L_p + 10L_p^2)}{(12L_{m,p} + 24L_p)D_e^{\text{eff}}} \quad (17)$$

$$\tau_2 = \frac{L_n \varepsilon_{e,n}(3L_{m,n}^2 - 10L_{m,n}L_n + 10L_n^2)}{-(12L_{m,n} - 24L_n)D_e^{\text{eff}}} \quad (18)$$

由 $C_1 = \tau_1/R_1$, $C_2 = \tau_2/R_2$, 可以求解出 C_1 和 C_2 :

$$C_1 = \frac{L_p \varepsilon_{e,p} C_{e,0} AF^2 (3L_{m,p}^2 + 10L_{m,p}L_p + 10L_p^2)}{6RT(1 - t_+^0)^2 (L_{m,p} + 2L_p)^2} \quad (19)$$

$$C_2 = \frac{L_n \varepsilon_{e,n} C_{e,0} AF^2 (3L_{m,n}^2 - 10L_{m,n}L_n + 10L_n^2)}{6RT(1 - t_+^0)^2 (L_{m,n} - 2L_n)^2} \quad (20)$$

2 耦合模型参数辨识

2.1 LM(Levenberg-Marquardt) 非线性最小二乘法

非线性最小二乘法被广泛应用在各工程领域中, 作为优化算法所使用, 因为其原理相对比较简单, 容易实现, 而且算法的收敛能力强, 精度高. 在求解非线性最小二乘法问题上, 有牛顿法、高斯牛顿法、梯度下降法、LM 算法, 其中 LM 算法是基于非线性最小二乘法其中的一种, 相比于梯度下降法、高斯牛顿算法等算法, 不强烈依赖于初值的设定^[23-24]. 首先初始化参数 x_0 和阻尼因子 μ , 计算雅可比矩阵 J 和残差向量 $f(x)$. LM 算法求解如图 4

所示.

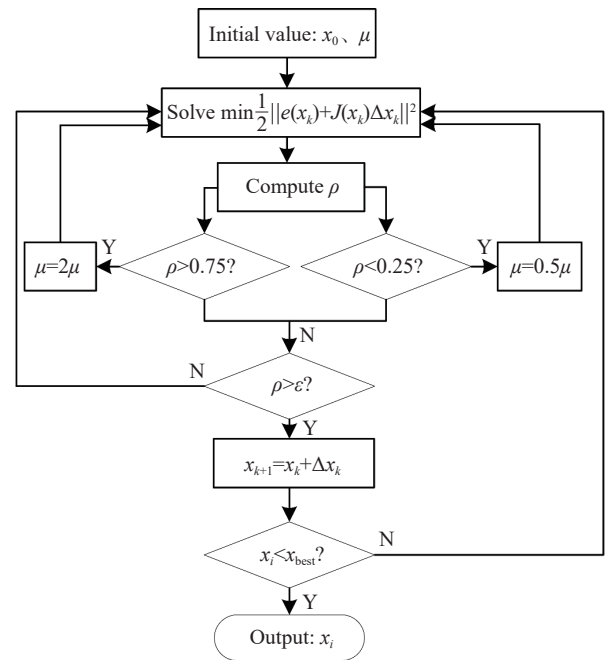


图 4 LM 算法求解思路

Fig.4 LM algorithm solution

结合信赖域的思想, 判断每次迭代过程中的近似区域 ρ 是否在设定的阈值 ε 范围内, 如果超出设定值后则可以根据经验重新调节移动半径 ρ 的值. 当 $\rho > \varepsilon$, 则进行下一次的迭代, 并更新参数, 当得到的参数值满足设定的残差阈值, 算法收敛同时输出当前得到的最优参数.

2.2 耦合模型参数辨识

设定 LM 算法的收敛误差阈值为 10^{-3} , 参数移动范围设置为 10^{-8} , 并设置最大迭代次数为 200 次, 防止 LM 算法进入死循环; 与等效电路模型的参数辨识过程类似, 同样沿用 HPPC (Hybrid pulse power characterization) 电流工况下的数据进行参数辨识, 最后在 MATLAB 中编程实现辨识算法. 文献 [25] 给出了锂离子电池电化学参数的有效范围和真实值结果. 本文将 LM 最小二乘算法参数辨识出的结果与其进行对照, 结果绘制成辨识对比表,

如表 2 所示; LM 算法参数辨识的迭代过程如图 5 所示, 各符号含义见表 1、表 2.

表 2 电池电化学参数辨识结果对比

Table 2 Comparison of identified electrochemical parameters of the batteries

Identification parameter	Parameter scale	Refer to the actual values	Identification result of the LM algorithm	Identification parameter	Parameter scale	Refer to the actual values	Identification result of the LM algorithm
K	—	—	5.7016	$D_{s,n}$	—	—	4.158×10^{-14}
$\varepsilon_{s,p}$	[0.2, 0.5]	0.297	0.41961	$D_{s,p}$	$[5 \times 10^{-14}, 1.5 \times 10^{-13}]$	10^{-13}	9.726×10^{-14}
$\varepsilon_{s,n}$	—	0.471	0.22434	D_e	$[10^{-11}, 10^{-10}]$	7.5×10^{-11}	7.597×10^{-11}
$\varepsilon_{e,p}$	—	—	0.44542	$C_{s,max,p}$	—	22860	17816
$\varepsilon_{e,n}$	—	—	0.35744	$C_{s,max,n}$	—	26390	22741
t_+^0	[0.1, 0.5]	0.363	0.3721	$C_{s0,p}$	[2000, 6500]	3900	4992.3
A	—	—	0.66024	$C_{s0,n}$	$[10^{-4}, 3.5 \times 10^{-4}]$	14870	12082
R_p	$[5 \times 10^{-6}, 10^{-5}]$	8×10^{-6}	9.8573×10^{-6}	$C_{e,0}$	[1800, 2200]	2000	2024
R_n	$[10^{-5}, 1.6 \times 10^{-5}]$	1.25×10^{-5}	1.068×10^{-5}	L_p	$[180 \times 10^{-6}, 197 \times 10^{-6}]$	183×10^{-6}	225.68×10^{-6}
k	$[10^{-11}, 3.5 \times 10^{-10}]$	2×10^{-11}	2.006×10^{-11}	L_n	$[92 \times 10^{-6}, 125 \times 10^{-6}]$	100×10^{-6}	52.374×10^{-6}
R_f	—	—	0.011196	L_{sep}	$[50 \times 10^{-6}, 66 \times 10^{-6}]$	52×10^{-6}	52.012×10^{-6}

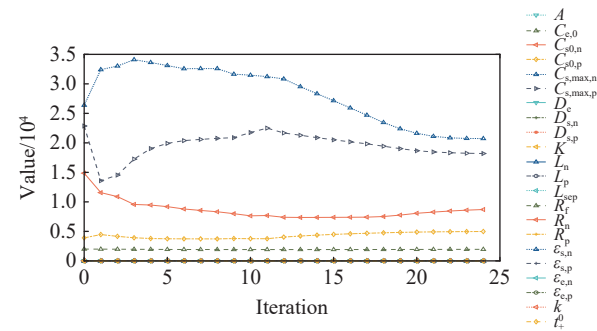


图 5 LM 算法参数辨识的迭代过程

Fig.5 Iterative process of parameter identification using the LM algorithm

通过对比辨识结果, 可以很直观地看出利用 LM 最小二乘算法辨识出的参数结果十分准确, 在算法多次迭代之后仍然能与参数的真实值保持一致, 并在合理的范围界限内, 除去正负极极板长度略超出了正常的参数范围, 其余所有参数皆收敛至真实值左右, 与参数真实值相比误差极小. 该结果表明: 本文设计的参数辨识算法面对不同的数量级的多参数辨识, LM 算法也能够很好地应对, 并有极高的辨识精度. 利用这些辨识好的电化学参数, 可以进一步输入至电池的耦合模型和电化学模型中做进一步的仿真验证.

2.3 模型精度验证

设定电流仿真工况为 UDDS(Urban dynamometer driving schedule) 工况、FUDS (Federal urban driving schedule) 工况、DST(Dynamic stress test) 工况, 几种工况的曲线如图 6 所示, 并将上述辨识结果带入

到耦合模型中与实测电压进行对比. 几种工况下的辨识结果如图 7 所示, 误差对比如表 3 所示. UDDS、FUDS 和 DST 几种电流工况下的平均绝对误差分别为 31.6、28.4 和 24.7 mV.

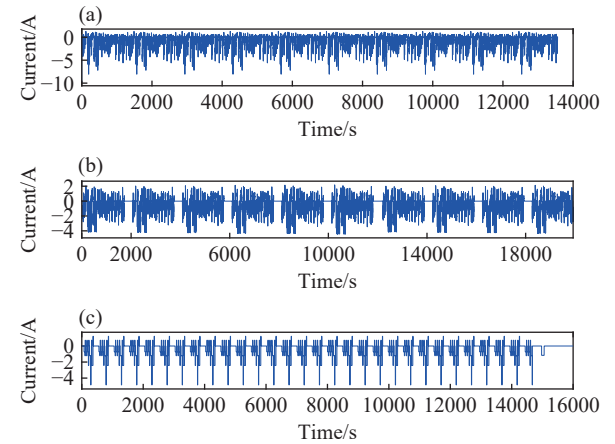


图 6 UDDS (a)、FUDS (b)、DST (c) 三种电流工况下的仿真电流曲线
Fig.6 Current curve of simulated working under the UDDS (a); FUDS (b), and DST (c) conditions

3 改进卡尔曼滤波算法的 SOC 估计

3.1 改进的卡尔曼滤波算法

开路电压 OCV 的全称是稳态开路电压, 所以在测试 OCV 时, 往往使用小电流 (0.1C ~ 1C 的电流倍率下) 对电池进行充放电, 以使电池处于稳态中, 并取充电放电下的 OCV 平均值作为使用. 但在这种小电流测试环节中, 一方面存在传感器的采样误差, 另一方面电池可能并不是在完全的稳态

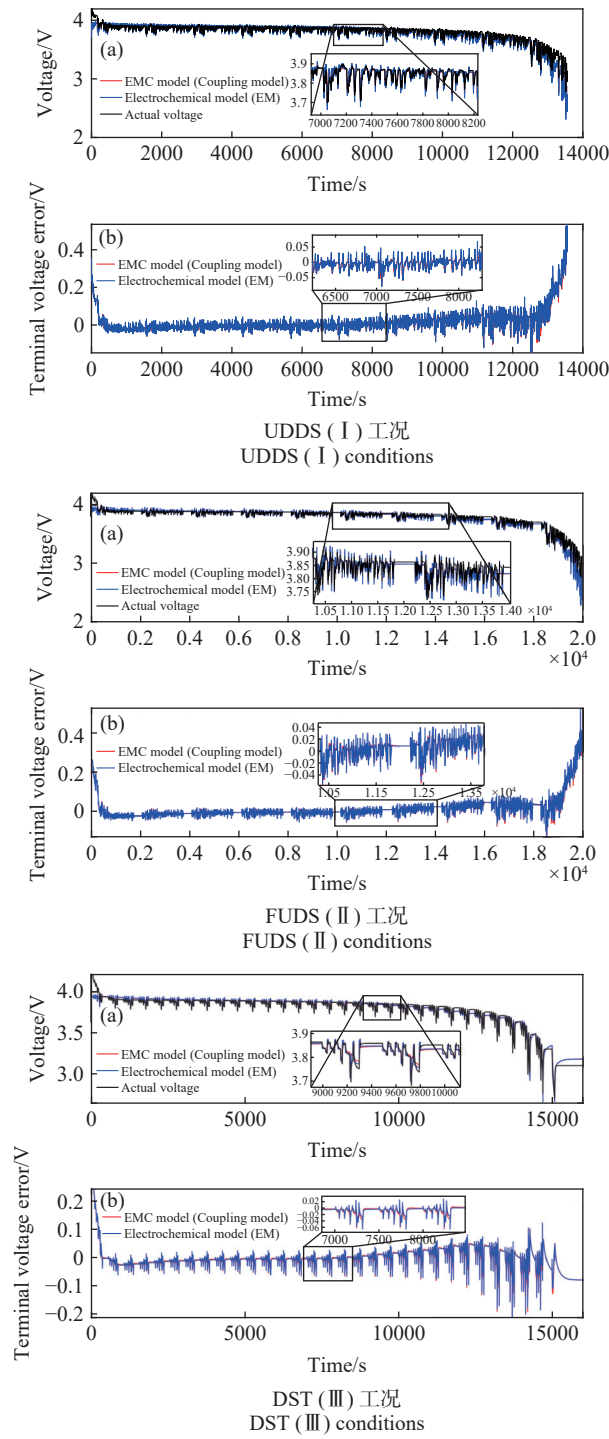


图7 UDDS(I)、FUDS(II)、DST(III)三种电流工况下的仿真结果。
(a)简化电化学模型;(b)耦合模型
Fig.7 Results of simulated working under the UDDS(I); FUDS(II) and DST(III) conditions: (a) simplified electrochemical model, (b) coupled model

的环境下,这都导致了OCV的实际测量值有误差。
对于递推最小二乘法的参数辨识环节而言,需要根据端电压和OCV的差值来对参数进行预估。对于卡尔曼滤波算法而言,SOC-OCV曲线关系十分重要,在迭代过程中想要求解出端电压与实际电压的误差时,需要利用观测方程输出当前

表3 UDDS、FUDS、DST 电流工况下的端电压误差

Table 3 Terminal voltage errors under UDDS, FUDS, and DST current conditions				V
Lithium battery model	UDDS current operating condition error	FUDS current operating condition error	DST current operating condition error	
Simplified electrochemical model	0.0299	0.0279	0.0238	
Coupling model	0.0316	0.0284	0.0247	

系统预测的端电压值,而观测方程中正包含了开路电压OCV,OCV求解则一般通过拟合的形式直接代入函数求得,所以这种方法往往会因为OCV测试的不精确和拟合的误差造成KF算法估计SOC时的精度下降。特别是对于EKF算法而言,进行泰勒展开的非线性的过程是利用SOC-OCV曲线关系所实现的,OCV不准确会导致Jacobian矩阵计算时有偏差,进而导致SOC估计精度差^[26]。

所以,本文在原算法的基础上,一方面用耦合模型代替原等效电路模型,用更多电化学参数信息代入到原模型中进行更新,其模型的精度更高;另一方面,用电化学模型中固相电极中的Li⁺浓度与正负电极开路电压OCV_i的关系推导出电池的OCV,在耦合模型参数精准、电池模型精度更高的基础上,代替实验数据测量的OCV,以此从两个方面提升卡尔曼滤波算法的精度。其改进的SOC估计方法技术路线如图8所示。

3.2 SOC 估计精度验证

利用本文改进的SOC估计算法和传统卡尔曼滤波算法在HPPC工况下的SOC的估计结果如图9所示,SOC估计误差曲线如图10所示,HPPC电流工况下改进算法前后的仿真结果如表4。同理,继续沿用HPPC电流工况设置的参数初始值,在UDDS电流工况下对不同的SOC估计方法进行仿真验证,改进算法前后的SOC估计结果和误差曲线分别如图11和图12所示,UDDS电流工况下算法改进前后的仿真结果如表5。

3.3 实验验证

本文选用亿纬锂电池厂商生产的型号为EVE-INR18650/25P的圆柱型锂离子电池为实验电池,其电池的正极材料为三元锂(NCM),标定电池容量为2.5 A·h。选用DST电流工况对电池进行放电实验。设计的DST电流工况实验布置如图13所示,实验步骤如图14所示。电池实验的放电负载选用中创电子有限公司生产的单通道可编程直流负载,型号为ET5410A,该设备可以提供1 mA/10 mA

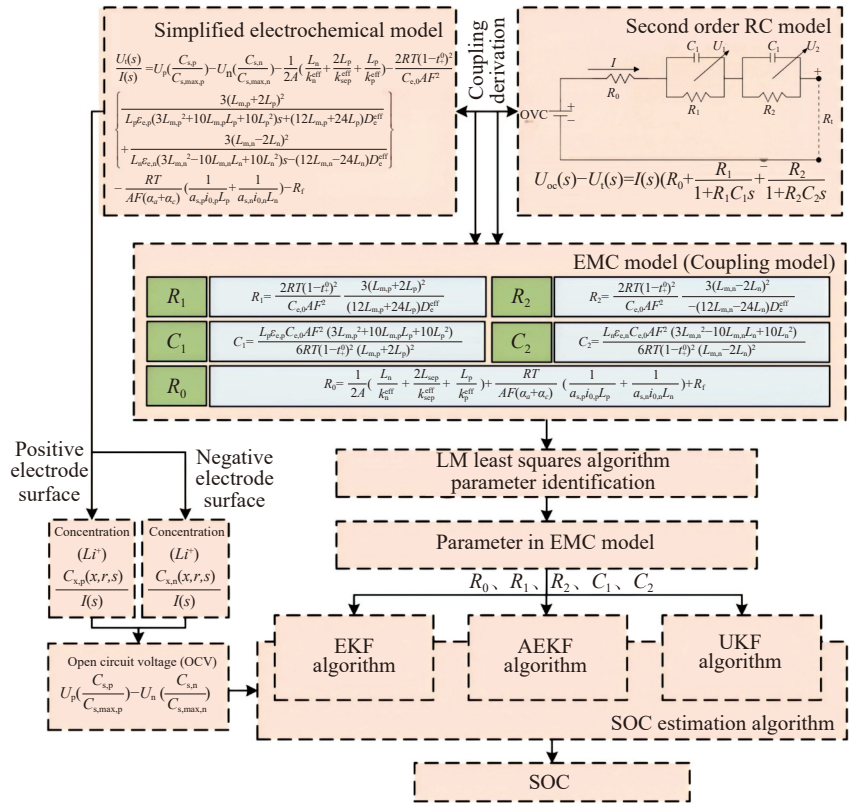


图 8 改进的 SOC 估计方法

Fig.8 Principle of the improved SOC estimation method

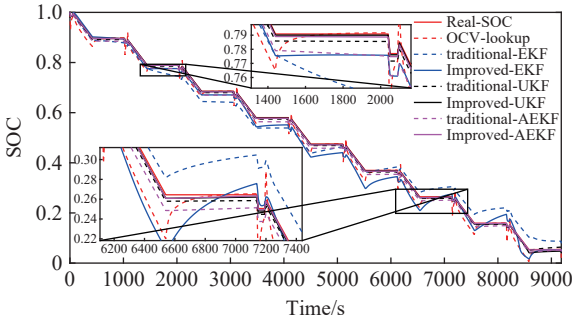


图 9 HPPC 工况下仿真结果

Fig.9 Simulation results under HPPC conditions

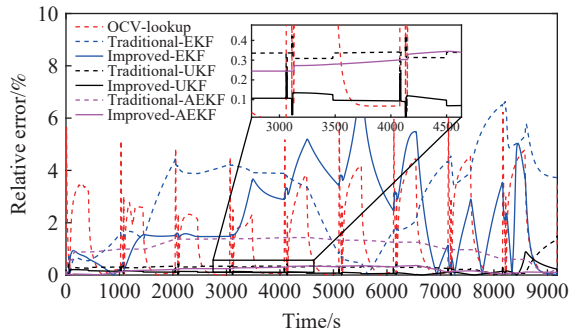


图 10 HPPC 工况下的 SOC 估计误差

Fig.10 SOC estimation error under HPPC conditions

表 4 HPPC 电流工况下改进算法前后的仿真结果

Table 4 Simulation results before and after improvement of the algorithm under HPPC current conditions

SOC estimation method	SOC relative error/%	SOC maximum error/%
Before improved EKF algorithm	2.996	6.636
After improved EKF algorithm	2.261	7.215
Before improved AEKF algorithm	1.098	1.433
After improved AEKF algorithm	0.213	0.363
Before improved UKF algorithm	0.318	1.497
After improved UKF algorithm	0.127	0.888
OCV lookup table method	1.369	6.236

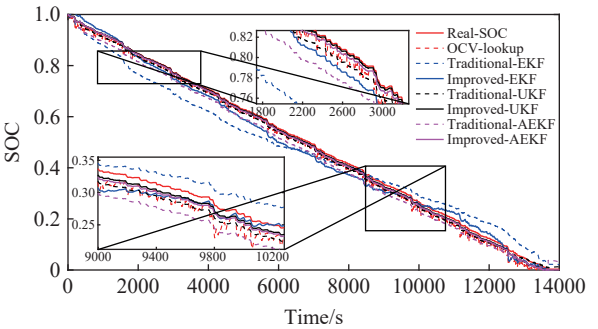


图 11 UDDS 工况下仿真结果

Fig.11 Simulation results under UDDS conditions

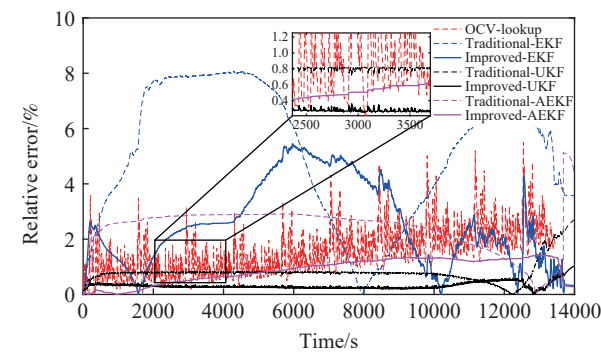


图 12 UDDS 工况下 SOC 估计误差

Fig.12 SOC estimation error under UDDS conditions

表 5 UDDS 电流工况下改进算法前后的仿真结果

Table 5 Simulation results before and after improvement of the algorithm under UDDS current conditions

SOC Estimation method	SOC Relative error/%	SOC Maximum error/%
Before improved EKF algorithm	5.185	8.082
After improved EKF algorithm	2.547	5.447
Before improved AEKF algorithm	2.369	5.132
After improved AEKF algorithm	0.880	1.429
Before improved UKF algorithm	0.816	2.708
After improved UKF algorithm	0.316	1.035
OCV lookup table method	1.525	5.512

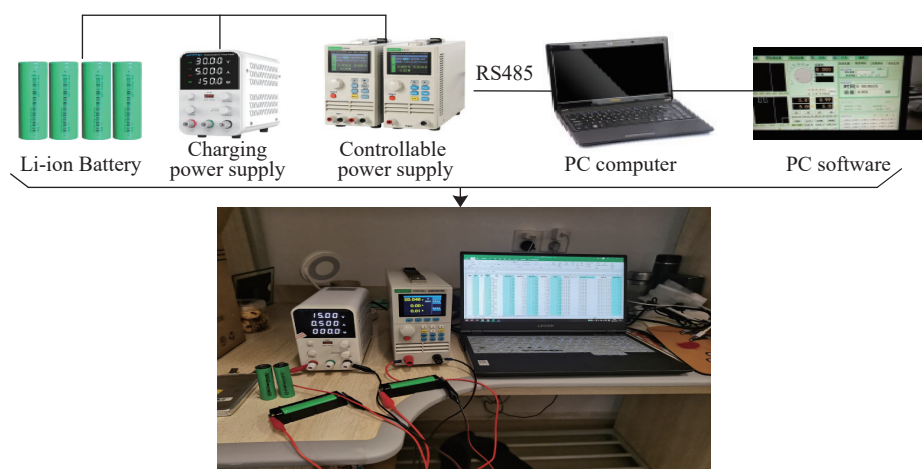


图 13 电池实验布置

Fig.13 Battery experimental arrangement

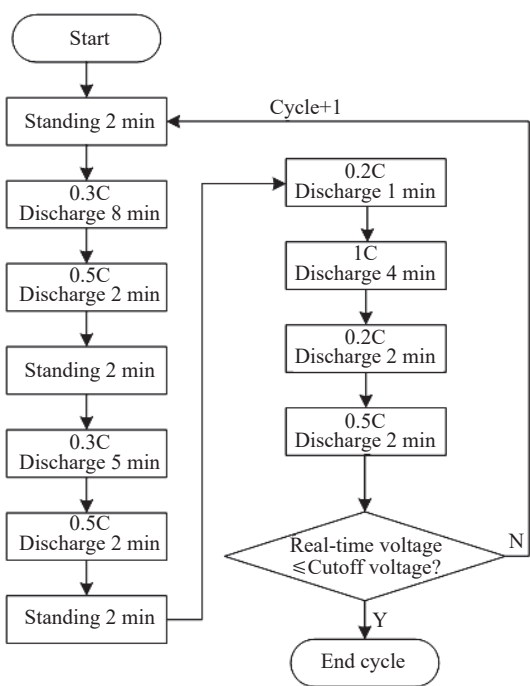


图 14 实验 DST 工况步骤

Fig.14 Steps of the experimental DST conditions

分辨率的稳定负载电流,并提供了多种不同的测试模式,其也支持与上位机的串口通信,将采集数据通过 RS485 与上位机软件进行通信.电池负载设备参数如下表 6 所示.将上述充放电设备连接到实验电池,即可进行电池的放电实验,放电负载与上位机通信并采集数据,然后进行电池的 SOC 估计.

每个循环持续时间为 32 min,每次循环放电约 0.5 A·h,对应 20% 的 SOC,并在第五次循环后结束放电.放电实验设计的 DST 电流工况曲线和电池电压变化分别如图 15(a),图 15(b)所示.

在 LM 非线性最小二乘方法的辨识下,将参数输入至模型中,并联合传统的 FFRLS(Forgotten factor recursive least squares)算法下的等效电路模型进行对比验证.实验结果如图 16 和 17 所示;其两种不同参数辨识下的模型输出端电压结果、计算绝对误差并取平均值、计算最大误差值见表 7 所示.

将参数辨识结果在耦合模型的基础上利用卡

表 6 ET5410A 放电负载参数

Table 6 ET5410A discharge load parameters

ET5410A parameter of apparatus		Numerical
Reference input	Power	400 W
	Input voltage	0–150 V
	Incoming current	0–40 A
Constant current mode	Range	0–3 A, 0–40 A
	Resolution ratio	1 mA, 10 mA
	Accuracy	$\pm(0.05\%+0.05\% \text{ FS})$
Constant power mode	Range	0–400 W
	Resolution ratio	10 mW
	Accuracy	$\pm(0.1\%+0.5\% \text{ FS})$
Battery testing	Maximum discharge capacity	9999 A·h
	Resolution ratio	1 mA, 10 mA
Voltage test value	Range	0–20 V, 0–150 V
	Resolution ratio	1 mV, 10 mV
	Accuracy	$\pm(0.05\%+0.1\% \text{ FS})$
Current test value	Range	0–3 A, 0–40 A
	Resolution ratio	1 mA, 10 mA
	Accuracy	$\pm(0.05\%+0.1\% \text{ FS})$
Power test value	Range	0–400 W
	Resolution ratio	10 mW
	Accuracy	$\pm(0.1\%+0.5\% \text{ FS})$

尔曼滤波算法进一步进行 SOC 估计, 并分别验证改进前后的 SOC 估计方法, 首先验证 SOC 初值为 1 时的估计结果. 由于本次实验的数据为 5 s 采样一次, 整体数据量不大, 所以不需要设置修正能力强的遗忘因子 λ 来保证协方差矩阵的修正能力, 故设定 $\lambda=0.998$, 改进前后的算法参数取相同数值. 将上述初值分别代入到卡尔曼滤波算法后, 经过算法迭代, SOC 估计结果和相对误差曲线分别如图 18 和 19 所示.

该实验是基于 AMD/R7/4800H 2.9 GHz 处理器, 16 G 内存, 在 Matlab/2020a 下的计算结果, 将上述的实验数据仿真误差以及程序的运行时间等结果汇总到表 8 中, 为保证时间可靠, 取 5 次运行时间下的平均值作为对比结果. UDDS、FUDS、DST 实验电流工况不同 SOC 初值下的估计结果和估计误差见图 20 和 21 所示.

3.4 实验结果分析

对图 16 中耦合模型及等效电路模型的误差曲线利用概率分布进一步分析, 并计算出电压的误差概率分布, 结果如图 22 所示. 通过结果可知, 耦合模型第 90 百分位的误差仅小于 40 mV, 而第 50 百分位的误差仅小于 20 mV. 而等效电路模型第 90 百分位的误差却达 70 mV, 第 50 百分位的误

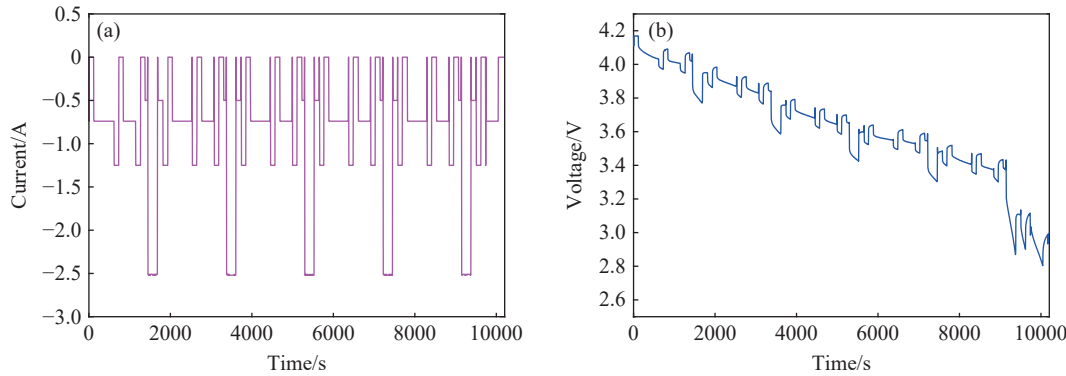


图 15 实验设计的 DST 工况电流 (a) 和电压曲线 (b)

Fig.15 Current (a) and voltage curves (b) under the DST condition designed in the experiment

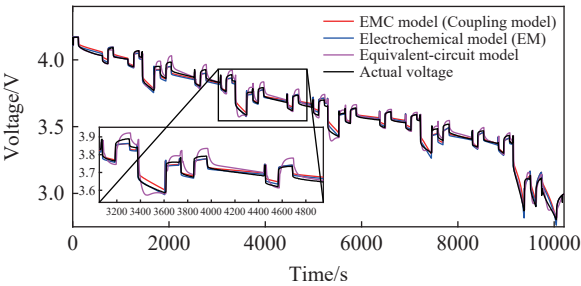


图 16 输出端电压的对比

Fig.16 Comparison of output voltages

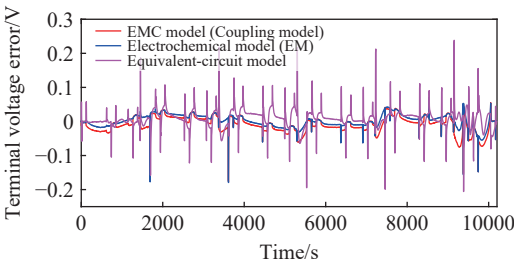


图 17 输出端电压的误差曲线对比

Fig.17 Comparison of error curves for output voltage

表 7 实验两种参数辨识下电池模型输出误差对比

Table 7 Comparison of output errors of the battery model under identification with two experimental parameters

Battery model	Mean absolute error value	Maximum error
LM-simplified electrochemical model	0.0152	0.1764
LM-electrochemical mechanism coupling model	0.0193	0.1794
FFRLS-equivalent circuit model	0.0285	0.2401

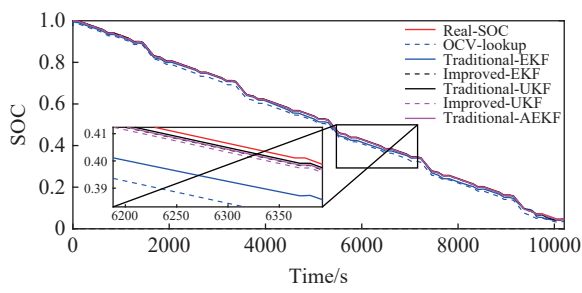


图 18 改进后的 SOC 估计曲线

Fig.18 Improved SOC estimation curve

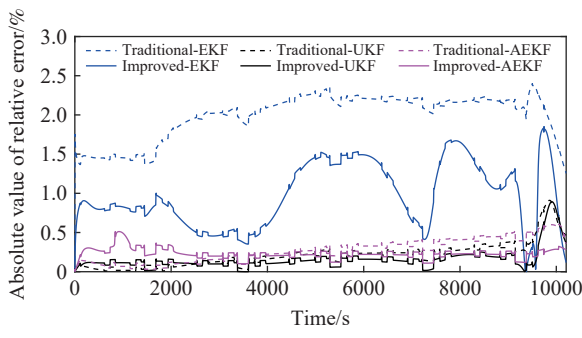


图 19 改进后的 SOC 估计误差曲线

Fig.19 Improved SOC estimation error curve

表 8 实验 DST 电流工况下的误差及仿真时间对比

Table 8 Comparison of error and simulation time under experimental DST current conditions

SOC Estimation method	Mean absolute error value/%	Maximum absolute error value/%	Run time/s
Before improved EKF algorithm	1.9855	2.4009	1.8967
After improved EKF algorithm	0.9690	1.8513	2.3436
Before improved AEKF algorithm	0.2680	0.6066	1.9233
After improved AEKF algorithm	0.2307	0.5119	2.6216
Before improved UKF algorithm	0.2111	0.9102	2.0669
After improved UKF algorithm	0.1579	0.8927	2.4615

差达 30 mV. 这表明耦合模型能够更好地跟随端电压变化, 而且在整个放电区间下的绝大分电压误差都比较小, 由于设计的 DST 电流工况有突变和

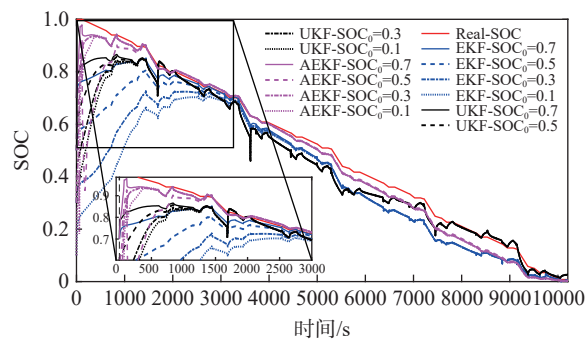


图 20 实验电流工况不同 SOC 初值下的 SOC 估计结果

Fig.20 SOC estimation results under different initial SOC values under experimental current conditions

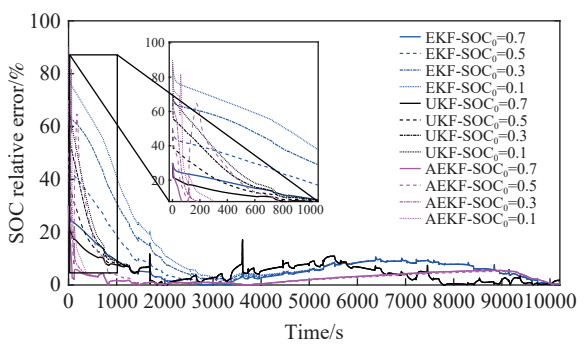


图 21 实验电流工况不同 SOC 初值下的 SOC 估计误差

Fig.21 SOC estimation errors under different initial SOC values under experimental current conditions

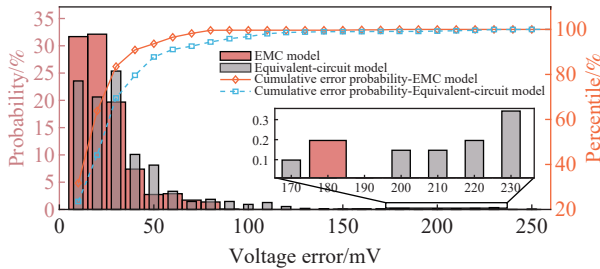


图 22 耦合模型电压的误差概率分布

Fig.22 Error probability distribution of the coupled model voltage

静置阶段, 电池会发生极化反应, 而实验结果也说明了耦合模型能够更好地反映出极化特性电压变化, 远超常用的 FFRLS 算法下的二阶 RC 等效电路模型.

在电池模型的基础上, 通过图 19 的 SOC 估计误差曲线和表 8 中的 SOC 估计对比结果可知, 改进后的 SOC 估计方法在 EKF、AEKF 和 UKF 算法上都有一定的提升, 平均绝对误差分别减少 1.0165%、0.0373% 和 0.0532%; 最大绝对误差分别减小 0.5496%、0.0947% 和 0.0175%.

从实验结果上看, EKF 算法的提升程度远大于 AEKF 和 UKF 算法, 这也与仿真结果是保持一致的, 表明通过电化学机理输出得到的 OCV 值更

加精确, 在进行泰勒展开式时所得到的非线性系统更加准确, EKF 算法的平均绝对误差减少 1.0165%, 最大误差减少 0.5496%。

从 SOC 估计算法的总运行时间上看, 改进后的 EKF、AEKF 和 UKF 算法分别增加了 0.4469、0.6983 和 0.3946 s, 在加入电化学机理后, 增加的总运行时间小于 1 s, 而处理的采样点数据却有 2042 个, 增加的时间对于实际的采样步长 5 s 来讲可以忽略不计, 表明了改进后的 SOC 估计方法有很好的实时性。

综上, 考虑了电化学机理的耦合模型能够很大程度上提升模型的输出精度, 并提供了电池的内部电化学反应状态, 利用这些反应状态可以更深入地将电化学机理与电压特性结合起来, 同时改进后的 SOC 估计方法能够快速提供给 BMS 一个准确的估计值, 相比于传统的 EKF、AEKF 和 UKF 算法, 本文算法的 SOC 估计精度得到了提升, 避免了因为 OCV 和电池模型精度导致的 SOC 估计误差, 特别是提升了 EKF 算法的 SOC 估计精度。

4 结论

本文主要研究了锂离子电池耦合模型的建模和基于卡尔曼滤波算法的 SOC 估计方法。传统的卡尔曼滤波算法比较依赖 SOC-OCV 曲线, OCV 的精度直接影响了 SOC 估计精度。其次, 当前使用较多的等效电路模型虽然有着计算量小, 原理简单的优点, 但模型的精度一般, 且无法通过模型参数来反映电池的内部电化学反应; 电化学模型的精度虽高, 但计算量过大, 却实时性差, 无法直接在线应用。为此, 本文针对这两个问题展开了研究, 结合电池等效电路模型和电化学模型, 提出了一种基于电化学机理的耦合模型, 并在此基础上设计了参数辨识算法; 其次在卡尔曼滤波算法的基础上进行了改进, 形成了一种新的 SOC 估计方法, 最后通过仿真和实验验证了本文所建立的耦合模型与 SOC 估计方法。

实验结果表明: 耦合模型大幅提升了模型精度, UDDS、FUDS 和 DST 的电流工况下平均绝对误差仅为 31.6、28.4 和 24.7 mV。UDDS 工况下 SOC 估计的平均误差分别降低 2.638%、1.489% 和 0.5%, 最大误差分别降低 2.635%、3.703% 和 1.673%。

本文所提出的耦合模型以及电化学模型保留了电池的电化学机理特性, 后期可以进行更深层次的探究, 探究耦合模型中每个参数对电池性能、极化特性、滞回特性等的影响。并通过电化学机理

对电池的容量、内阻、健康状态 (SOH) 等进行联合估计。另外, 本文所提出的耦合模型和 SOC 估计方法未考虑到温度的影响, 后期可以结合电池温度因素, 将电池热特性模型也结合到耦合模型中去, 进一步提升精度和实用性。

参 考 文 献

- [1] Wang S J, Cheng Y. Current status and development trends of European new energy vehicles. *J Automot Saf Energy*, 2021, 12(2): 135
(汪善进, 程远. 欧洲新能源汽车现状与发展趋势. *汽车安全与节能学报*, 2021, 12(2): 135)
- [2] Li J, Li H L. Review of state of charge estimation methods for electric vehicle lithium-ion batteries. *Sci Technol Eng*, 2022, 22(6): 2147
(李军, 李虎林. 电动汽车锂离子电池荷电状态估算方法综述. *科学技术与工程*, 2022, 22(6): 2147)
- [3] Radaš I, Pilat N, Gnjatović D, et al. Estimating the state of charge of lithium-ion batteries based on the transfer function of the voltage response to the current pulse. *Energies*, 2022, 15(18): 6495
- [4] Sun Z, Li J, Li H L. Battery state estimation and active passive equalization considering temperature. *Sci Technol Eng*, 2022, 22(33): 14767
(孙正, 李军, 李虎林. 考虑温度的电池荷电状态估算和主被动均衡. *科学技术与工程*, 2022, 22(33): 14767)
- [5] Wang Y X, Li J F, Guo S L, et al. A parameter identification method of lithium ion battery electrochemical model based on combination of classifier and heuristic algorithm. *J Energy Storage*, 2024, 104: 114497
- [6] Jiang Y F, Song W X, Zhu H, et al. Extended rauch-tung-striebel smoother for the state of charge estimation of lithium-ion batteries based on an enhanced circuit model. *Energies*, 2022, 15(3): 963
- [7] Huang H Q. *Aging State Estimation of Lithium Ion Battery Based on Electrochemical Thermal Coupling Model* [Dissertation]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021
(黄奂奇. 基于电化学热耦合模型的锂离子电池老化状态估计 [学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021)
- [8] Ren X X, Guo W N. RC equivalent circuit model of lumped parameters for lithium ion batteries in electric vehicles. *Energy Storage Sci Technol*, 2019, 8(5): 930
(任晓霞, 郭王娜. 电动汽车锂离子电池集总参数 RC 等效电路模型. *储能科学与技术*, 2019, 8(5): 930)
- [9] Liu X F, Pang H, Geng Y F. Dual-layer inductor active equalization control for series-connected lithium-ion batteries based on SOC estimation. *Electronics*, 2022, 11(8): 1169
- [10] Ko C J, Lu C-W, Chen K C, et al. Using partial discharge data to identify highly sensitive electrochemical parameters of aged lithium-ion batteries. *Energy Storage Mater*, 2024, 71: 103665
- [11] Xie Y Z, Cheng X M. Investigation on theoretical errors of

- simplified electrochemical models for lithium-ion batteries. *J Mech Eng*, 2022, 58(22): 37
(谢奕展, 程夕明. 锂离子电池简化电化学模型理论误差分析研究. *机械工程学报*, 2022, 58(22): 37)
- [12] Xu D H, Xu X Y. Study on SOC Chaotic time series prediction of vehicle lithium ion battery based on BP neural network. *J Nanchang Univ (Nat Sci)*, 2020, 44(2): 180
(徐东辉, 徐向阳. 车用锂离子动力电池 SOC 时间序列的 BP 神经网络预测模型. *南昌大学学报(理科版)*, 2020, 44(2): 180)
- [13] Goksu T, Cafer B, Ali U. Performance comparison of lithium-polymer battery SOC estimation using GWO-BiLSTM and cutting-edge deep learning methods. *Elec Eng*, 2023, 105(5): 3383
- [14] Oehler F F, Nürnberger K, Sturm J, et al. Embedded real-time state observer implementation for lithium-ion cells using an electrochemical model and extended Kalman filter. *J Power Sources*, 2022, 525: 231018
- [15] Ge D D, Zhang Z D, Kong X D, et al. Online SoC estimation of lithium-ion batteries using a new sigma points Kalman filter. *applied Sci*, 2021, 11(24): 11797
- [16] Rezaei O, Habibifar R, Wang Z L. A robust Kalman filter-based approach for SoC estimation of lithium-ion batteries in smart homes. *Energies*, 2022, 15(10): 3768
- [17] Zhang Z, Jiang L, Zhang L, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery pack using an adaptive extended Kalman filter for electric vehicles. *J Energy Storage*, 2021, 37: 102457
- [18] Liu X T, Zheng C Y, Wu J, et al. An improved state of charge and state of power estimation method based on genetic particle filter for lithium-ion batteries. *Energies*, 2020, 13(2): 478
- [19] Xu Y H, Zhang L X, et al. SOC estimation based on two-order RC network model and UKPF-VFFRLS algorithm. *Chin J Power Sour*, 2023, 47(5): 644
(许耀辉, 张丽霞, 等. 基于二阶 RC 网络模型的 UKPF-VFFRLS 电池 SOC 预测估计. *电源技术*, 2023, 47(5): 644)
- [20] Chang C, Chen L, Liu X Y, et al. Electrochemical aging model of lithium-ion battery with impedance output and its parameter sensitivity analysis and identification. *J Energy Storage*, 2024, 86: 1112
- [21] Yuan S F. *Li-ion Battery Modeling and Simulation with Equivalent Circuit-Simplified Electrochemical Model* [Dissertation]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2016
(袁世斐. 基于等效电路-简化电化学模型的锂离子电池模拟和仿真[学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2016)
- [22] Sun Z. *Modeling and SOC Estimation of Lithium-ion Battery Coupling Model Based on Electrochemical Mechanism* [Dissertation]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023
(孙正. 基于电化学机理的锂离子电池耦合模型建模及 SOC 估计方法研究[学位论文]. 重庆: 重庆交通大学, 2023)
- [23] Mohamed M A A, Yu T F, Ramsden G, et al. Advancements in parameter estimation techniques for 1RC and 2RC equivalent circuit models of lithium-ion batteries: A comprehensive review. *J Energy Storage*, 2025, 113: 115581
- [24] Wang L M, Lu D, Liu Q, et al. State of charge estimation for LiFePO₄ battery via dual extended Kalman filter and charging voltage curve. *Electrochim Acta*, 2019, 296: 1009
- [25] Wang Z Y, Wang B, Wang C H. A parameter identification method for an equivalent circuit model of supercapacitor using nonlinear least squares. *J Xi'an Jiaotong Univ*, 2020, 54(4): 10
(王知雨, 王斌, 王朝晖. 采用非线性最小二乘法的超级电容等效电路模型参数辨识. *西安交通大学学报*, 2020, 54(4): 10)
- [26] Xu Y D, Hu M H, Zhou A J, et al. State of charge estimation for lithium-ion batteries based on adaptive dual Kalman filter. *Appl Math Model*, 2020, 77: 1255