

宽温度下基于 AFFRLS-ASECKF 联合仿真的锂离子电池 SOC 估计

赵志康, 钟 勇, 武 强, 范周慧, 邱煌乐

福建理工大学 福建省汽车电子驱动技术重点实验室, 福州 350118

摘 要:目的 由于锂离子电池的容量受温度影响较为严重, 为了确保其在宽温度下安全高效的运行, 需要准确估计其宽温度范围内的荷电状态(SOC)。方法 对宽温度范围内锂离子电池的各项特性进行分析, 然后基于二阶 RC 等效电路模型, 搭建具有温度补偿的电池模型, 并采用自适应遗忘因子递推最小二乘法(AFFRLS)对电池模型进行在线参数辨识, 同时结合自适应平方根容积卡尔曼滤波(ASRCKF)算法对宽温度范围内的电池在不同工况下进行 SOC 估计, 并与容积卡尔曼滤波算法的 SOC 估计结果进行对比。结果 AFFRLS-ASRCKF 联合算法的收敛速度更快, 收敛误差更小, 在两种不同的工况下, 宽温度范围内 AFFRLS-ASRCKF 联合算法的均方根误差均能保持在 0.4% 以内, 表明 AFFRLS-ASRCKF 算法收敛性好, 精度高, 鲁棒性更好。结论 该联合算法满足在宽温度下锂离子电池 SOC 的估算精度, 为锂离子电池安全高效运行提供了保障, 并且可以进一步在实际电池组中研究因单体状态不一致、单体电池之间相互影响或者电池组散热吸热等因素导致的电池内外温度发生变化从而影响电池组 SOC 估计的现象。

关键词:锂离子电池; 荷电状态; 在线参数辨识; 自适应平方根容积卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **doi:** 10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0005.015

Lithium-ion Battery State of Charge Estimation through Joint Simulation with AFFRLS-ASECKF in Wide Temperature Range

ZHAO Zhikang, ZHONG Yong, WU Qiang, FAN Zhouhui, QIU Huangle

Fujian Provincial Key Laboratory of Automotive Electronic Drive Technology, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China

Abstract: Objective Due to the substantial impact of temperature on the capacity of lithium-ion batteries, achieving accurate state of charge (SOC) estimation across a wide temperature range is pivotal for ensuring the secure and efficient operation of lithium-ion batteries. **Methods** The characteristics of lithium-ion batteries across a wide temperature range were analyzed. Based on a second-order RC equivalent circuit model, a temperature-compensated battery model was established. The adaptive forgetting factor recursive least squares (AFFRLS) method was used for online parameter identification of the battery model. Additionally, the adaptive square root cubic Kalman filter (ASRCKF) algorithm was employed for SOC estimation under different operating conditions across a wide temperature range, and the results were

收稿日期: 2023-11-30 **修回日期:** 2024-02-28 **文章编号:** 1672-058X(2025)05-0114-10

基金项目: 船体检测智能水下机器人研发及产业化(2022G02008)。

作者简介: 赵志康(1997—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 从事电池 BMS 研究。

通信作者: 钟勇(1968—), 男, 湖南双峰人, 硕士生导师, 教授, 从事新能源汽车技术研究。Email: 345105193@qq.com。

引用格式: 赵志康, 钟勇, 武强, 等. 宽温度下基于 AFFRLS-ASECKF 联合仿真的锂离子电池 SOC 估计[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2025, 42(5): 114-123.

ZHAO Zhikang, ZHONG Yong, WU Qiang, et al. Lithium-ion battery state of charge estimation through joint simulation with AFFRLS-ASECKF in wide temperature range[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(5): 114-123.

compared with those obtained using the cubic Kalman filter (CKF) algorithm. **Results** The AFFRLS-ASRCKF joint algorithm showed faster convergence speed and smaller convergence error. In both operating conditions, the root mean square error of the SOC estimation using the AFFRLS-ASRCKF joint algorithm remained within 0.4%. This indicated that the AFFRLS-ASRCKF algorithm has good convergence, high accuracy, and better robustness. **Conclusion** The joint algorithm meets the estimation accuracy of the state of charge (SOC) of lithium-ion batteries over a wide temperature range, providing a guarantee for the safe and efficient operation of lithium-ion batteries. In addition, this algorithm can be further applied to the research of actual battery packs, taking into account the influence of internal and external temperature changes on the state-of-charge (SOC) estimation of the battery pack. These temperature changes are caused by factors such as the inconsistent states of individual cells, the mutual influence between individual cells, and the heat dissipation and absorption of the battery pack.

Keywords: lithium-ion battery; state of charge (SOC); online parameter identification; adaptive square root cubic Kalman filter

1 引言

随着全球环境污染和能源危机的不断加剧,人们对能源与环境问题的关注逐渐升温。在这一背景下,纯电动汽车因具有节能环保、低能耗、低污染、低噪声等优点^[1],已成为我国战略新兴产业之一。纯电动汽车的主要动力源是动力电池。目前动力电池种类很多,其中最常用的是铅酸电池、镍氢电池和锂离子电池3类,而锂离子电池因其比能量高、寿命高、输出功率高和成本较低,更适用于纯电动汽车^[2]。荷电状态(State of Charge, SOC)作为表征电池剩余容量状况的指标,是电池管理系统的重要参数之一,因此想要保证汽车安全运行离不开精确的SOC算法估计。

SOC估算方法主要分为查表法、安时积分法^[3]、基于数据的方法、基于模型的方法^[4]四大类。其中查表法易受环境温度和电池老化等因素的影响,从而导致估算精度较差。安时积分法是开环算法,在多次算法积分后,累积的误差会越来越大,导致估算精度降低。基于数据的方法需要通过采用机械学习的算法对大量数据进行训练,导致其过于依赖训练数据和过高的计算复杂度。基于模型的方法是基于电化学模型或者等效电路模型,并结合非线性状态估计算法或者自适应滤波器来估算电池内部参数,主要包括卡尔曼滤波算法^[5-6]等。卡尔曼滤波是一种利用线性系统状态方程,通过输入输出观测数据,对系统状态进行最优估计的算法。但锂电池工作时的化学反应是非线性的,为了反应非线性化学反应,衍生出了很多卡尔曼滤波的改进算法,如扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波、容积卡尔曼滤波等^[7-8]。于智龙等^[9]基于二阶RC等效电路模型,考虑电池老化影响,加入容量修正和遗传因子,采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法对SOC进行估计,结果表明改进后的EKF算法精

度更高;徐劲力等^[10]基于二阶RC等效电路模型,采用无迹卡尔曼滤波(Unsecented Kalman Filter, UKF)算法估计锂电池的SOC;赵言本^[11]对电化学模型的单粒子模型在4C以下的电流倍率条件下进行修正,同时结合UKF算法进行SOC估算并进行实验验证,最终结果表明平均误差不超过1.5%,最大误差不超过2%;山东大学的肖天^[12]基于二阶RC等效电路模型,采用EKF算法和UKF算法对SOC估计,最后实验证明UKF算法估计效果优于EKF算法。但锂离子电池的容量受温度的影响较为严重,尤其低温时,温度的下降会影响充电,导致电池容量下降明显^[13],从而影响SOC的估计。

本文考虑温度对电池SOC的影响,基于二阶RC等效电路模型,并根据宽温度范围内的充放电特性实验建立具有温度补偿的模型。采用自适应带遗忘因子的递推最小二乘法对模型进行参数识别,联合容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)算法,利用改进后的自适应平方根容积卡尔曼滤波(Adaptive Square-Root Cubature Kalman Filter, ASRCKF)算法对SOC进行估计,并在不同工况下的不同温度与CKF进行对比。

2 锂离子电池宽温度范围内的电池特性分析

选取某厂商容量为2 200 mAh的单体18650三元锂电池作为研究对象,其额定容量为2 200 mAh,额定电压为3.7 V,充电截止电压为4.2 V,放电截止电压为2.75 V,内阻 ≤ 24 m Ω ,充电温度为0~45℃,放电温度范围为-20℃~60℃。本文选择-10℃~40℃宽温度范围对电池特性进行研究。

为了获得不同温度下电池的电流、电压、容量、温度等数据特征,搭建如图1的电池测试平台,主要包括电池性能测试设备、上位机、高低温试验箱以及一些连接装置。

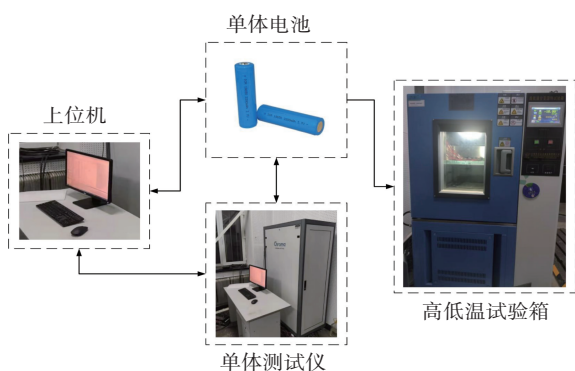
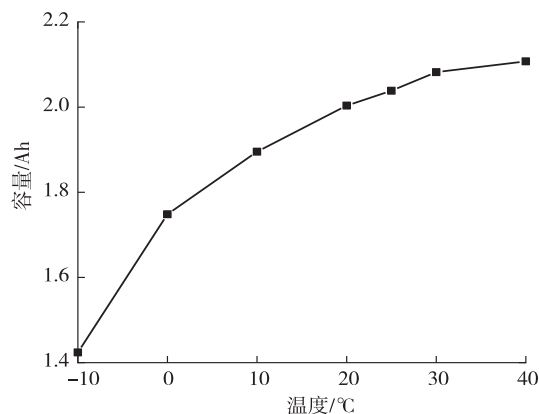


图 1 电池测试平台

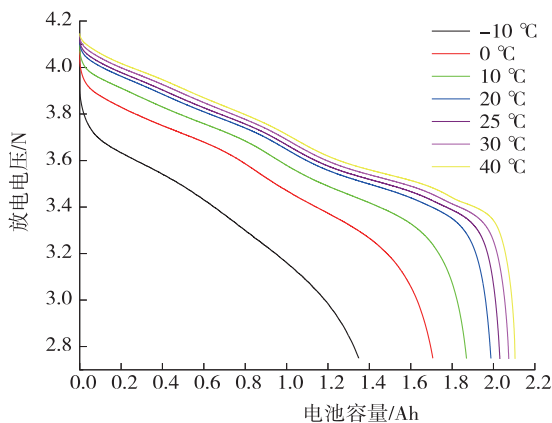
Fig. 1 Battery testing platform

2.1 放电容量测试

电池充满电之后,分别在宽温度范围 $-10\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 内的 7 个温度进行放电容量测试,具体测试步骤:以 0.5 C 的电流对电池进行恒流充电,至电池电压达到 4.2 V 转为恒压充电,至电池充电电流小于 0.1 A 时充电结束,静置 1 h ;以 0.5 C 的电流对电池进行恒流放电,电池电压降为 2.75 V 时结束放电。取 3 次实验的平均值作为电池的真实可用放电容量,测试结果如图 2 所示。



(a) 不同温度下的电池容量



(b) 不同温度下的电池放电曲线

图 2 不同温度下的锂离子电池容量测试结果

Fig. 2 Capacity test results of lithium-ion batteries at different temperatures

由图 2 可知:温度范围 $-10\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 内,电池容量、起始放电电压随着温度的升高逐渐变大。因此温度对电池容量有重要的影响。

2.2 HPPC 测试

电池充满电后,分别在电池工作温度范围内的 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $30\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 下,每隔 10% SOC 进行单体电池混合动力脉冲测试。单个 HPPC 测试包括以放电倍率 0.5 C 恒流放电 10 s ,静置 40 s ,以 0.5 C 恒流充电 10 s ,静置 40 s 。具体测试步骤:在测试的恒定温度下,将电池以 0.5 C 恒流充满电后静置 1 h ,达到平衡状态后记录此时电池端电压为 100% SOC 的开路电压;进行一次 HPPC 测试并记录数据;以放电倍率 0.5 C 进行放电,放电电量为最大容量的 10% ,静置 1 h ,达到平衡状态后记录当前 SOC 状态的开路电压;进行一次 HPPC 测试并记录数据;循环上述放电测试步骤直至 SOC 为 0% 。测试结果如图 3 所示。

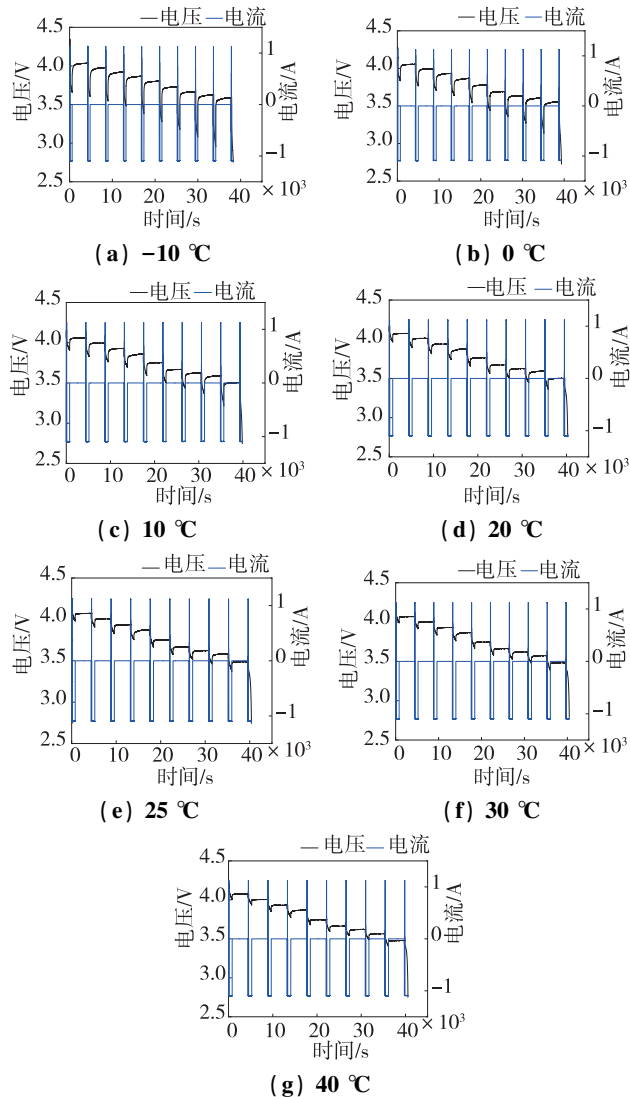


图 3 不同温度下 HPPC 测试电流电压曲线

Fig. 3 Current-voltage curves for HPPC testing at different temperatures

由图 3 可知:在 $-10\text{ }^{\circ}\text{C} \sim 40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的温度范围内,温度越高,电池的初始放电电压越高,电池从初始电压下降到放电截止电压 2.75 V 所用时间也越长,电池容量越高。

2.3 开路电压测试

考虑温度对 SOC 与开路电压 (Open Circuit Voltage, OCV) 关系的影响建立 OCV-SOC- T (温度) 查找表,本文选用间歇充放电法对锂离子电池进行开路电压测试,而在 2.2 节中的 HPPC 测试步骤非常符合间歇充放电法的原理,因此最终选用 HPPC 的测试结果,选取每次混合脉冲充放电结束,电池静置 1 h 后达到稳态的端电压作为该 SOC 状态下的 OCV 值。结果如图 4 所示。

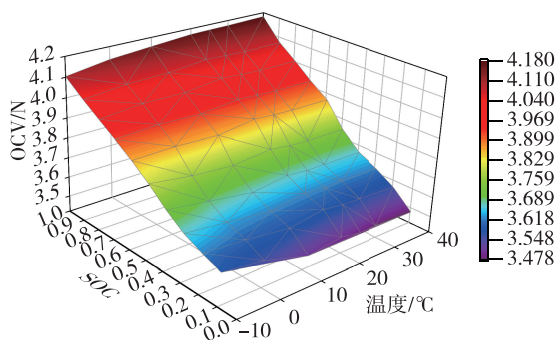


图 4 OCV-SOC- T 查找表

Fig. 4 OCV-SOC- T lookup table

由图 4 可知:当 SOC 较低时,随着温度的升高,OCV 逐渐减小;当 SOC 较大时,随着温度的升高,OCV 逐渐增大。

3 电池温度模型的建立

3.1 电池建模

常用的锂离子电池模型有电化学模型和等效电路模型。电化学模型偏微分方程表达式比较繁杂,计算量大;等效电路模型适用性高,常用于 SOC 估算。等效电路模型主要有 Rint 模型、RC 模型、二阶 RC 模型和 GNL 模型等。本文选用二阶 RC 模型如图 5 所示,该模型精度高且 not 复杂。

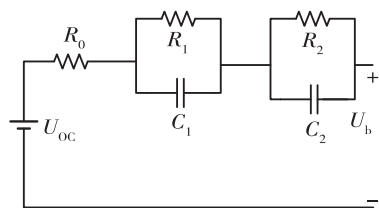


图 5 二阶 RC 模型

Fig. 5 Second-order RC model

其中, U_{oc} 为 OCV 与电池 SOC 以及温度 T 的关系,其表达式如式(1)所示:

$$U_{oc} = f_{ocv}(f_{soc}, T) \quad (1)$$

式(1)中, f_{ocv} 表示开路电压值, f_{soc} 表示荷电状态值。

R_0 、 R_1 、 C_1 、 R_2 、 C_2 分别表示电池欧姆内阻、传荷阻抗、传荷电容、浓差阻抗、浓差电容。其数学模型为

$$U_{oc} - U_b = U_0 + U_1 + U_2 \quad (2)$$

$$\begin{cases} I = C_1 \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_1} \\ I = C_2 \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_2} \\ I = \frac{U_0}{R_0} \end{cases} \quad (3)$$

3.2 参数识别

电池模型的精度取决于模型参数的精度,因此需要获得精确的模型参数。最小二乘法 (Least Square Method, RLS) 是目前最为常用的一种参数辨识方法,但其容易造成数据饱和^[14-15]。本文采用自适应遗忘因子递推最小二乘法 (Adaptive Forgetting Factor Recursive Least Squares, AFFRLS) 获取精确的带温度补偿模型参数。具体算法如下:

用最小二乘数学形式表示二阶 RC 等效电路模型得

$$U_{oc} = \left(\frac{R_1}{R_1 C_1 + 1} + \frac{R_2}{R_2 C_2 + 1} + R_0 \right) I + U_b \quad (4)$$

设时间常数 $\tau_1 = R_1 C_1$, $\tau_2 = R_2 C_2$, 令 $a = \tau_1 \tau_2$, $b = \tau_1 + \tau_2$, $c = R_1 + R_2 + R_0$, $d = R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_0 (\tau_1 + \tau_2)$, 可得

$$\begin{aligned} a U_{oc} s^2 + b U_{oc} s + U_{oc} = \\ a R_0 I_s^2 + d I_s + c I + a U_s^2 + b U_s + U_b \end{aligned} \quad (5)$$

将其进行离散化,其中 T 为采样时间,得

$$\begin{aligned} U_{oc}(k) - U_b(k) = \\ k_1 [U_b(k-1) - U_{oc}(k-1)] + k_2 [U_b(k-2) - U_{oc}(k-2)] + \\ k_3 I(k) + k_4 I(k-1) + k_5 I(k-2) \end{aligned} \quad (6)$$

令 $k_0 = T^2 + bT + a$, 得

$$k_0 = \frac{T^2}{k_1 + k_2 + 1} \quad (7)$$

$$\begin{cases} a = k_0 k_2 \\ b = \frac{-k_0(k_1 + 2k_2)}{T} \\ c = \frac{k_0(k_3 + k_4 + k_5)}{T^2} \\ d = \frac{-k_0(k_4 + 2k_5)}{T} \end{cases} \quad (8)$$

$$R_0 = \frac{k_5}{k_2} \quad (9)$$

结合式(8)、式(9)可得

$$\begin{cases} R_1 = \frac{\tau_1 c + \tau_2 R_0 - d}{\tau_1 - \tau_2} \\ R_2 = c - R_1 - R_0 \\ C_1 = \frac{\tau_1}{R_1} \\ C_2 = \frac{\tau_2}{R_2} \end{cases} \quad (10)$$

最小二乘法系统的模型如下:

$$y(k) = f(k) \theta^T + e(k) \quad (11)$$

将系统的输入输出项扩展至 N 维,得

$$Y = f\theta^T + e \quad (12)$$

取目标函数 $J(\theta)$,得

$$J(\theta) = \sum_{i=1}^N (Y - f\theta)^2 = \sum_{i=1}^N e^2(n+i) = (Y - f\theta)^T (Y - f\theta) \quad (13)$$

对式(13)求一阶导,且当 $\theta = \hat{\theta}$ 时, $J(\theta)$ 最小,即

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = \frac{\partial}{\partial \theta} [(Y - f\theta)^T (Y - f\theta)] = 0 \quad (14)$$

则最小二乘法估计值为

$$\hat{\theta} = (f^T f)^{-1} f^T Y \quad (15)$$

根据式(15)进行递推,并加入遗忘因子 λ 来改变新旧数据的权重,改进后算法的目标函数为

$$J = \sum_{k=n+1}^N \lambda^{N-k} [e(k)]^2 \quad (16)$$

递推公式变为

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1) * \\ \quad [y(k+1) - f^T(k+1) \hat{\theta}(k)] \\ K(k+1) = P(k+1) f(k+1) * \\ \quad [f^T(k+1) P(k) f(k+1) + \lambda]^{-1} \\ P(k+1) = \lambda^{-1} [I - K(k+1) f^T(k+1)] P(k) \end{cases} \quad (17)$$

遗忘因子的公式为

$$\begin{cases} \lambda(k) = \lambda_{\min} + (1 - \lambda_{\min}) \cdot h^{\varepsilon(k)} \\ \varepsilon(k) = \text{round} \left\{ \left[\frac{e(k)}{e_{\text{base}}} \right]^2 \right\} \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\lambda_{\min}$ 为遗忘因子的最小值, h 是表示遗忘因子对误差敏感性的敏感系数,为了平衡参数辨识的准确性和快速性,本文 $\lambda_{\min}$ 取值为 0.98, h 取值为 0.9; $\text{round}(n)$ 是指最接近 n 的整数; $e(k)$ 为 k 时刻的误差; e_{base} 为误差允许的范围值。

4 基于自适应平方根容积卡尔曼的 SOC 估计

4.1 平方根容积卡尔曼滤波

容积卡尔曼滤波 (CKF) 是采用一组容积点来逼近具有附加高斯噪声的系统状态均值和协方差,用于解决非线性系统状态估计。引入平方根滤波,通过正交三角分解 (QR 分解) 对协方差矩阵的平方根进行运算,得到平方根容积卡尔曼滤波 (Square-Root Calmun Filter, SRCKF) [16]。SRCKF 的估计流程如下所示。

计算容积点:

$$X_{j,k} = S_k \zeta_j + \hat{x}_k, j = 1, 2, \dots, 2n \quad (19)$$

传播容积点并计算状态量预测值:

$$X_{j,k+1}^* = f(X_{j,k}, u_k) \quad (20)$$

$$\bar{x}_{k+1} = 1/2n \sum_{j=1}^{2n} X_{j,k+1}^* \quad (21)$$

计算误差协方差矩阵预测值的平方根:

$$\bar{S}_{k+1} = \text{Tria}([X_{k+1}^* S_Q]) \quad (22)$$

式(22)中, $\text{Tria}()$ 指对括号内的矩阵进行 QR 分解。且

$$X_{k+1}^* = 1/(\sqrt{2n}) [X_{1,k+1}^* - \bar{x}_{k+1}, X_{2,k+1}^* - \bar{x}_{k+1}, \dots, X_{2n,k+1}^* - \bar{x}_{k+1}] \quad (23)$$

$$S_Q = \text{chol}(Q) \quad (24)$$

式(24)中, $\text{chol}()$ 指对括号内的矩阵进行科列斯基分解。

重新计算容积点:

$$X_{j,k+1} = \bar{S}_{k+1} \zeta_j + \bar{x}_{k+1} \quad (25)$$

测量更新并计算测量预测值:

$$Z_{j,k+1} = h(X_{j,k+1}, u_{k+1}) \quad (26)$$

$$\bar{z}_{k+1} = 1/(2n) \sum_{j=1}^{2n} Z_{j,k+1}$$

计算测量误差协方差矩阵的平方根:

$$S_{ZZ,k+1} = \text{Tria}([\gamma_{k+1} S_R]) \quad (27)$$

其中,

$$\begin{aligned} \gamma_{k+1} &= 1/(\sqrt{2n}) [Z_{1,k+1} - \bar{z}_{k+1}, Z_{2,k+1} - \bar{z}_{k+1}, \dots, Z_{2n,k+1} - \bar{z}_{k+1}] \\ S_R &= \text{chol}(R) \end{aligned} \quad (28)$$

计算互协方差矩阵的平方根:

$$P_{XZ,k+1} = X_{k+1} \gamma_{k+1}^T \quad (29)$$

计算卡尔曼增益:

$$K_{k+1} = (P_{XZ,k+1} / S_{ZZ,k+1}^T) / S_{ZZ,k+1} \quad (30)$$

计算系统状态量估计值:

$$\hat{x}_{k+1} = \bar{x}_{k+1} + K_{k+1} (z_{k+1} - \bar{z}_{k+1}) \quad (31)$$

计算误差协方差平方根估计值:

$$S_{k+1} = \text{Tria}([X_{k+1} - K_{k+1} K_{k+1} S_R]) \quad (32)$$

4.2 自适应平方根容积卡尔曼滤波

在 SRCKF 中,测量噪声和过程噪声是固定不变的,导致需要花费大量时间去调整参数以便于获得最优滤波效果;另一方面,当传感器发生漂移或者外界环境因素干扰会导致过程噪声和测量噪声发生变化,所以恒定不变的过程噪声和测量噪声可能会导致算法的滤波精度下降甚至发散^[17]。因此为了提高 SRCKF 算法的滤波能力,实时获得过程噪声和测量噪声,引入实际电压和模型输出电压信息残差序列协方差匹配思想,得到自适应平方根容积卡尔曼滤波(ASRCKF)。

由开窗估计原理计算信息协方差矩阵:

$$F_{k+1} = (1/L) \sum_{i=k+1-L-1}^k e_i e_i^T \quad (33)$$

式(33)中, L 为协方差开窗大小,本文取值为5; $e_i e_i^T$ 指 k 时刻电压残差协方差近似值; $1/L$ 作为缩放因子对残差序列进行调整; e_i 为 i 时刻的实际电压与模型输出电压的差值。

更新过程噪声协方差和测量噪声协方差:

$$\begin{aligned} Q_{k+1} &= K_{k+1} F_{k+1} K_{k+1}^T \\ R_{k+1} &= F_{k+1} + 1/(2n) \\ \sum_{j=1}^{2n} (Z_{j,k+1} - z_{k+1})(Z_{j,k+1} - z_{k+1})^T \end{aligned} \quad (34)$$

ASRCKF 算法对 SOC 估算时,需建立离散化的电池状态空间方程,对电池模型的数学模型式进行离散化得到其状态方程如式(35)和式(36)所示:

$$\begin{bmatrix} f_{\text{SOC}_{k+1}} \\ U_{k+1}^1 \\ U_{k+1}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_1 \cdot C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta t}{R_2 \cdot C_2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{\text{SOC}_k} \\ U_k^1 \\ U_k^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\eta \Delta t}{\lambda_r C_n} \\ (1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_1 \cdot C_1}}) R_1 \\ (1 - e^{-\frac{\Delta t}{R_2 \cdot C_2}}) R_2 \end{bmatrix} I_k + w_k \quad (35)$$

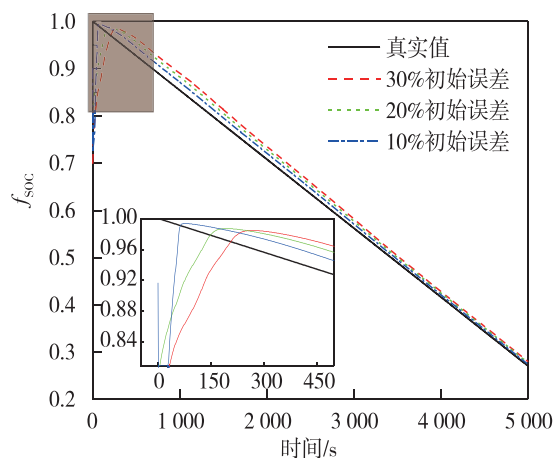
$$U_k^b = U_k^{\text{oc}}(f_{\text{SOC}}) - I_k R_0 - U_{k+1}^1 - U_{k+1}^2 + v_k \quad (36)$$

4.3 AFFRLS-ASRCKF 联合估计仿真结果

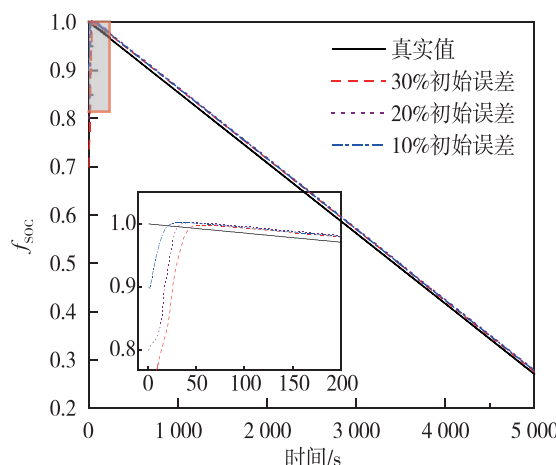
4.3.1 收敛性验证

为了验证算法的收敛性,进行正常环境温度 25 °C 下的恒流放电工况实验,放电倍率为 1 C,放电时间设置为 5 000 s,收集电流、电压实验数据,然后在 MATLAB 环境下进行仿真测试,其中 SOC 初值设置为

70%、80%、90%,并与 CKF 算法进行收敛性对比,对比结果如图 6 所示。



(a) CKF



(b) ASRCKF

图 6 不同初始误差 CKF 和 ASRCKF 算法收敛性仿真结果

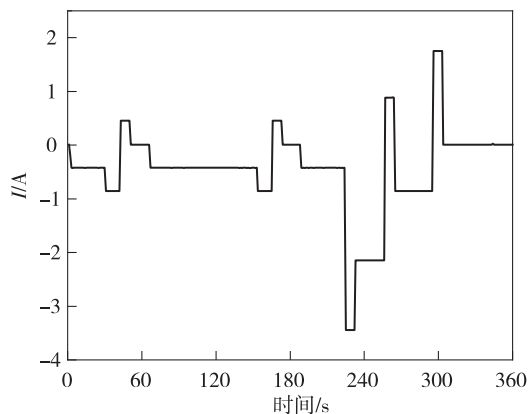
Fig. 6 Convergence simulation results of CKF and ASRCKF algorithms with different initial errors

由图 6 可知:两种算法在 3 种不同的初始误差下都能快速地收敛;并且初始误差越小,两种算法的收敛速度越快,越靠近真实值;在相同初始误差下,ASRCKF 算法的收敛速度比 CKF 算法快,所需的收敛时间更短。

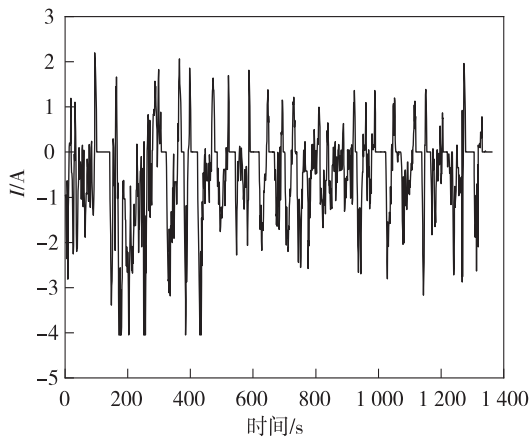
4.3.2 不同工况下宽温度的联合估计

为了模拟电池在不同工况下宽温度范围内的工作状态,选择动态压力测试工况(DST)和美国联邦城市运行工况(FUDS)两种不同驾驶工况的放电数据作为测试数据,图 7 所示分别为 DST 工况和 FUDS 工况一个循环周期的放电曲线。对电池开展宽温度范围内的放

电测试,分别在 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 进行实验,采集电池的电流电压和温度实验数据,并采用 AFFRLS-ASRCKF 算法和 CKF 算法进行 SOC 估计。



(a) DST



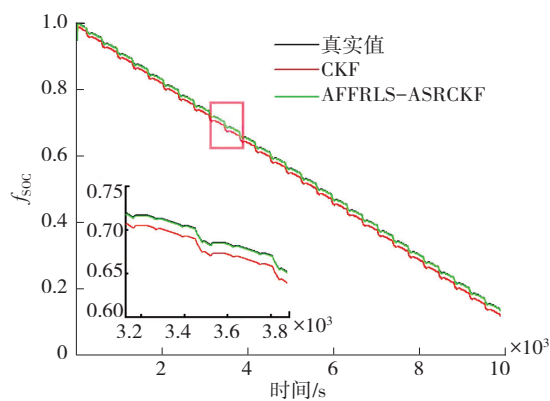
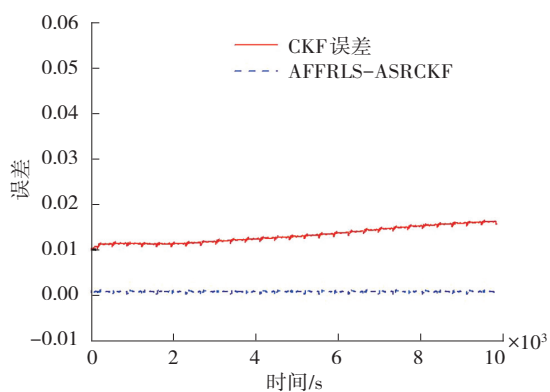
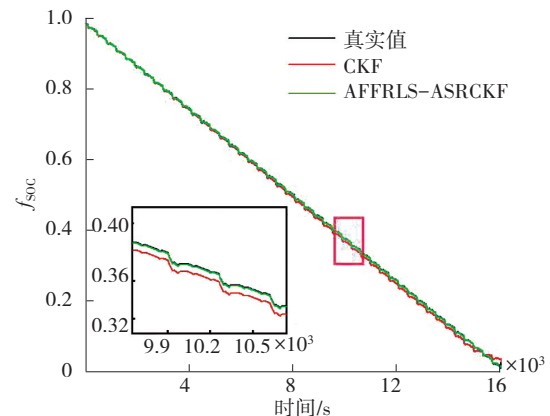
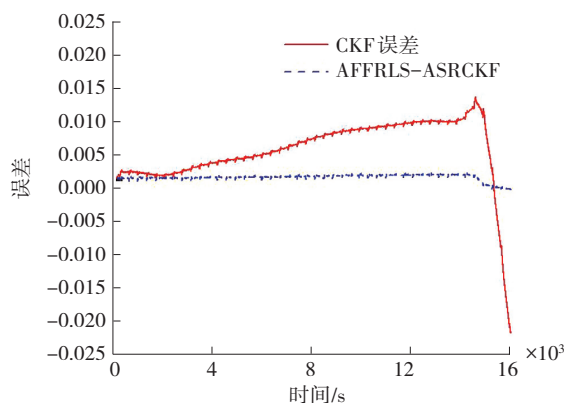
(b) FUDS

图 7 DST 和 FUDS 工况电流曲线

Fig. 7 Current curves for DST and FUDS operating conditions

DST 工况的测试结果如图 8、表 1 所示。图 8(a)、图 8(c)、图 8(e) 分别描述了 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时 CKF 的 SOC 估计结果、AFFRLS-ASRCKF 联合算法的 SOC 估计结果与真实 SOC 对比;图 8(b)、图 8(d)、图 8(f) 分别描述了 $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 、 $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时 CKF 估计误差、联合算法估计误差。

结果表明:AFFRLS-ASRCKF 联合算法在不同温度下对 SOC 估算精度高于 CKF。从图 8 和表 1 可看出: $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时 CKF 和联合算法的均方根误差分别为 1.34%、0.19%; $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时 CKF 和联合算法的均方根误差分别为 0.7%、0.36%; $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时 CKF 和联合算法的均方根误差分别为 0.6%、0.18%。说明温度变化对联合算法的影响小,并且其均方根误差均小于 0.4%,具备更强的抗干扰能力。

(a) $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 仿真结果(b) $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ 仿真结果误差(c) $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 仿真结果(d) $25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 仿真结果误差

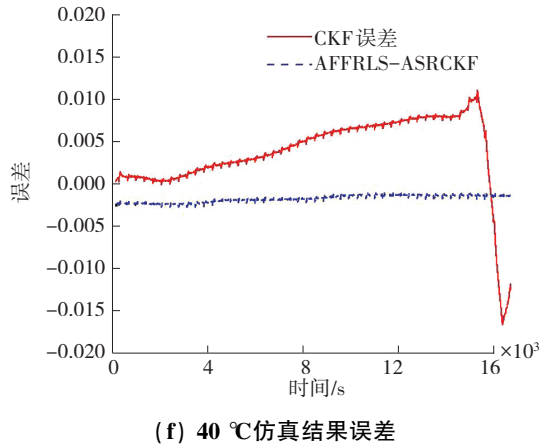
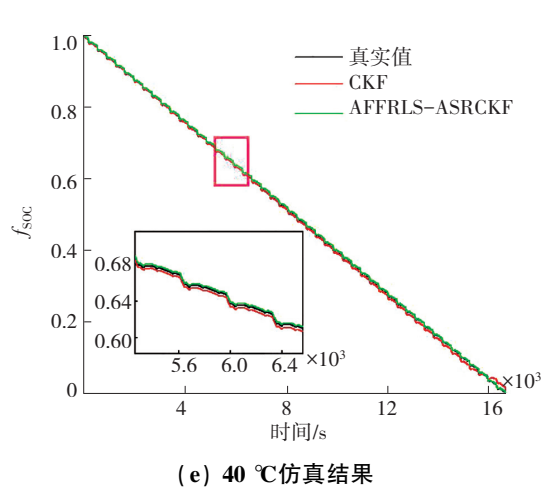


图 8 CKF 和 AFFRLS-ASRCKF 在不同温度下的 SOC 估计与误差对比 (DST 工况)

Fig. 8 The comparison of SOC estimation and errors between CKF and AFFRLS-ASRCKF at different temperatures (DST condition)

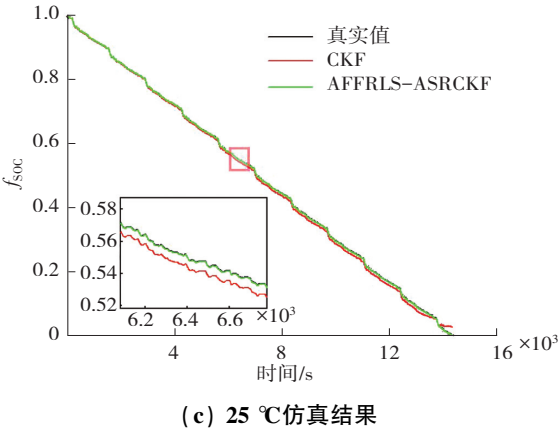
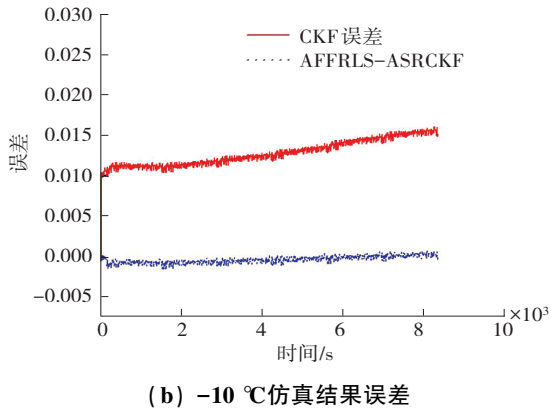
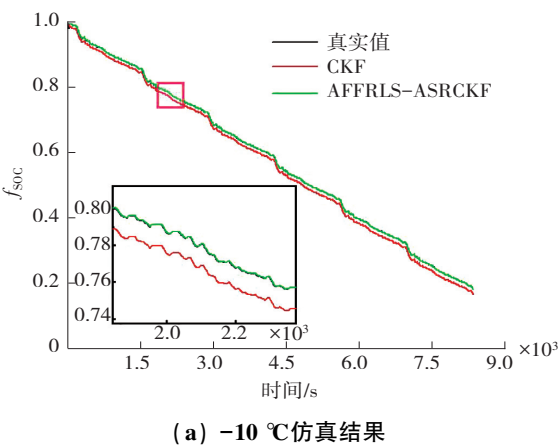
表 1 CKF 和 AFFRLS-ASRCKF 的 RMSE 结果
Table 1 RMSE results for CKF and AFFRLS-ASRCKF

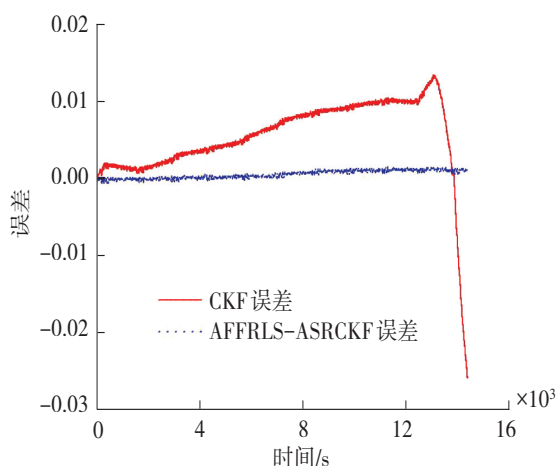
温度/℃	DST 均方根误差/%	
	CKF	AFFRLS-ASRCKF
-10	1.34	0.19
25	0.7	0.36
40	0.6	0.18

FUDS 工况的测试结果如图 9、表 2 所示。图 9 (a)、图 9(c)、图 9(e) 分别描述了 -10 °C、25 °C、40 °C 时 CKF 的 SOC 估计结果、AFFRLS-ASRCKF 联合算法的 SOC 估计结果与真实 SOC 对比;图 9(b)、图 9(d)、图 9(f) 分别描述了 -10 °C、25 °C、40 °C 时 CKF 估计误差、联合算法估计误差。

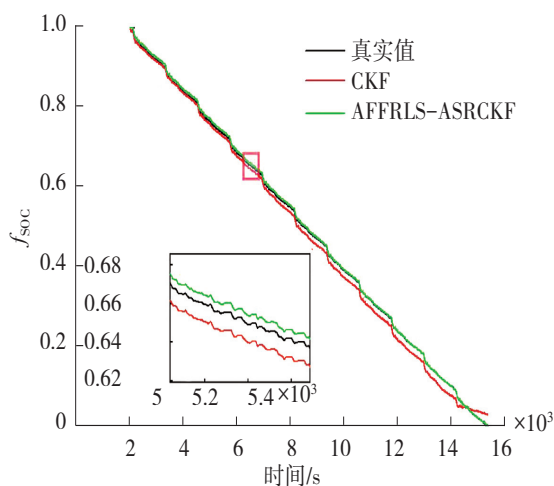
结果表明:AFFRLS-ASRCKF 联合算法在不同温度下的误差曲线较为稳定,误差更小,精度更高。从图 9 和表 2 可看出:0 °C 时 CKF 和联合算法的均方根误差分别为 1.3%、0.05%;25 °C 时 CKF 和联合算法的均方根误差分别为 0.77%、0.08%;40 °C 时 CKF 和联合算法的均方根误差分别为 1.48%、0.4%。说明联合算法受温度的影响更小,并且其均方根误差均小于 0.4%,具备更强的自校正能力。

综上所述,本文建立的联合算法可在不同温度、工况下精确地估算 SOC,控制均方根误差在 0.4% 以内,具有较强的估算精度和鲁棒性。





(d) 25 °C 仿真结果误差



(e) 40 °C 仿真结果

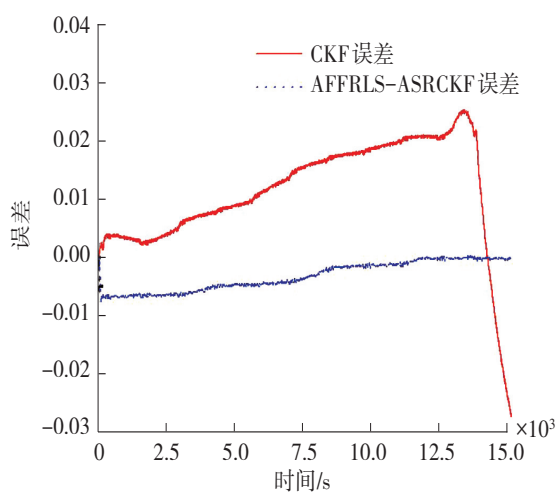


图 9 CKF 和 AFFRLS-ASRCKF 在不同温度下的 SOC 估计与误差对比 (FUDS 工况)

Fig. 9 The Comparison of SOC estimation and errors between CKF and AFFRLS-ASRCKF at different temperatures (FUDS condition)

表 2 CKF 和 AFFRLS-ASRCKF 的 RMSE 结果

Table 2 RMSE results for CKF and AFFRLS-ASRCKF

温度/°C	FUDS 均方根误差/%	
	CKF	AFFRLS-ASRCKF
-10	1.3	0.05
25	0.77	0.08
40	1.48	0.4

5 结 论

本文基于二阶 RC 等效电路模型,建立了带温度补偿的电池模型,采用 AFFRLS 算法对电池温度模型进行在线参数辨识,并结合 ASRCKF 算法对电池进行 SOC 估计,在 10 °C、25 °C、40 °C 温度下和 DST、FUDS 工况下与 CKF 算法进行对比,实验结果表明:在不同的初始误差下, AFFRLS-ASRCKF 联合算法相较于 CKF 都可以快速地收敛,具有较强的收敛性和鲁棒性;在不同的温度与工况下, AFFRLS-ASRCKF 联合算法对 SOC 估算的精度更高,并将均方根误差控制在 0.4% 以内,鲁棒性更好。

综上所述,本文提出的 AFFRLS-ASRCKF 联合算法同时具备鲁棒性强、收敛性好以及估算精度高等特点,适用于不同温度下的 SOC 估算。但本文研究只考虑了温度对电池的影响,在实际中电池受环境温度、电池老化、放电倍率、自放电率等多因素耦合会对放电容量、开路电压等参数产生影响;并且本文研究的是单体电池,在实际的电池组中,会存在单体状态不一致、单体电池之间相互影响或者电池组散热、吸热等因素导致的电池内外温度发生变化的现象,从而影响电池组的 SOC 估计。

参考文献 (References):

- [1] 杜克强, 许檬, 李璇, 等. 纯电动汽车用高速电驱动系统发展综述[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(3): 10-16.
DU Ke-qiang, XU Meng, LI Xuan, et al. Review on the development of high-speed electric drive systems for pure electric vehicles [J]. Automobile Applied Technology, 2022, 47(3): 10-16.
- [2] HOW D N T, HANNAN M A, HOSSAIN LIPU M S, et al. State of Charge estimation for lithium-ion batteries using model-based and data-driven methods: A review [J]. IEEE Access, 2019, 7: 136116-136136.
- [3] 陈元丽, 赵振东, 陈素娟, 等. 动力锂电池 SOC 估算方法

- 综述[J]. 汽车科技, 2019(5): 65-69.
- CHEN Yuan-li, ZHAO Zhen-dong, CHEN Su-juan, et al. Summary of SOC estimation methods for power lithium batteries[J]. Auto Sci-Tech, 2019(5): 65-69.
- [4] 李欢, 王顺利, 邹传云, 等. 基于 Thevenin 模型和自适应卡尔曼的 SOC 估算研究[J]. 自动化仪表, 2021, 42(1): 46-51.
- LI Huan, WANG Shun-li, ZOU Chuan-yun, et al. Research on SOC estimation based on thevenin model and adaptive Kalman[J]. Process Automation Instrumentation, 2021, 42(1): 46-51.
- [5] 马永笠. 基于卡尔曼滤波的 SOC 估算及其电池管理系统研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- MA Yong-li. Estimation of SOC using Kalman filter algorithm and research on battery management system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [6] AFSHAR S, MORRIS K, KHAJEPOUR A. State of Charge estimation using an EKF-based adaptive observer[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(5): 1907-1923.
- [7] 赵相泽. 锂离子电池容量与环境温度的关系[J]. 电子测试, 2020(11): 110-112.
- ZHAO Xiang-ze. The relation between the capacity of lithium-ion battery and ambient temperature[J]. Electronic Test, 2020(11): 110-112.
- [8] CHEN Z, YANG L, ZHAO X, et al. Online State of Charge estimation of Li-ion battery based on an improved unscented Kalman Filter approach[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 70: 532-544.
- [9] 于智龙, 李龙军, 韦康. 考虑老化的修正 EKF 算法估计锂电池 SOC[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(4): 125-132.
- YU Zhi-long, LI Long-jun, WEI Kang. Modified EKF algorithm considering aging to estimate the SOC of lithium-ion battery[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2022, 27(4): 125-132.
- [10] 徐劲力, 马国庆. 基于 UKF 的在线锂离子电池 SOC 估算研究[J]. 电源技术, 2019, 43(10): 1615-1618, 1644.
- XU Jin-li, MA Guo-qing. Research on online SOC estimation of lithium-ion batteries based on UKF[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2019, 43(10): 1615-1618, 1644.
- [11] 赵言本. 基于磷酸铁锂电池修正电化学模型的 SOC 估计方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- ZHAO Yan-ben. Research on state of charge estimation method for LEP batteries based on modified electrochemical model[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [12] 肖天. 基于 EKF 和 UKF 的锂离子电池 SOC 估算对比研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.
- XIAO Tian. Comparative study on SOC estimation of lithium-ion batteries based on EKF and UKF[D]. Jinan: Shandong University, 2020.
- [13] 刘凯. 电动汽车动力电池状态估算方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
- LIU Kai. Research on state estimation method of electric vehicle power battery[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.
- [14] 谭天雄, 朱骏, 吴立锋, 等. 不同温度下基于 FFRLS-AEKF 的锂电池 SOC 估计[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(5): 68-77.
- TAN Tian-xiong, ZHU Jun, WU Li-feng, et al. SOC estimation of lithium batteries at different temperatures based on FFRLS-AEKF [J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(5): 68-77.
- [15] 肖佳鹏. 纯电动车用锂离子电池 SOC 和电池容量估算研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2020.
- XIAO Jia-peng. Research on SOC and battery capacity estimation of lithium-ion battery for electric vehicle[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2020.
- [16] 相飞华, 王杰贵. 基于改进 SRCKF 的固定单站无源定位算法[J]. 探测与控制学报, 2022, 44(1): 29-33.
- XIANG Fei-hua, WANG Jie-gui. Fixed observer passive location algorithm based on improved Square-Root Cubature Kalman Filter [J]. Journal of Detection & Control, 2022, 44(1): 29-33.
- [17] 闫丹. 电流波动下锂离子电池模型参数与荷电状态估计算法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2020.
- YAN Dan. Research on estimation algorithms of model parameters and State-of-Charge of lithium-ion batteries under current fluctuation[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020.

责任编辑:李翠薇