

基于 FOUKF-FOSUKF 的锂电池 SOC 估计

杨 翀¹, 凌六一^{1,2}

1. 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001

2. 安徽理工大学 人工智能学院, 安徽 淮南 232001

摘要:目的 对锂电池荷电状态的准确估计在新能源汽车领域具有重要意义, 基于此, 提出一种双无迹卡尔曼滤波算法(FOUKF-FOSUKF), 即分数阶球形无迹卡尔曼滤波算法和分数阶无迹卡尔曼滤波算法联合估计电池荷电状态的方法。方法 先用自适应遗传算法离线辨识电池模型的参数; 再用分数阶无迹卡尔曼滤波算法(FOUKF)进行在线参数辨识, 实时估计并更新锂电池分数阶模型中的各个参数; 最后利用所提出的联合算法 FOUKF-FOSUKF 对锂电池的荷电状态进行估计, 在动态应力测试和 US06 两种工况下与传统整数阶球形无迹卡尔曼滤波算法(SUKF)和分数阶球形卡尔曼滤波算法(FOSUKF)进行精度验证对比。结果 在估计荷电状态的过程中, FOUKF-FOSUKF 的 SOC 误差和电压误差均远低于传统的 SUKF 与 FOSUKF, 该算法可以有效估计电池模型中的参数, 降低端电压估计的误差, 提高估计荷电状态的精度。结论 FOUKF-FOSUKF 在估计锂电池荷电状态方面对比 SUKF 和 FOSUKF 算法具有精度更高, 误差更小, 适用性更强, 收敛性更好的优点。

关键词: 荷电状态; 分数阶模型; 自适应遗传算法; 分数阶球形无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **doi:** 10. 16055/j. issn. 1672-058X. 2025. 0005. 014

State of Charge Estimation of Lithium Battery Based on FOUKF-FOSUKF

YANG Chong¹, LING liuyi^{1,2}

1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

2. School of Artificial Intelligence, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: **Objective** Accurate estimation of the state of charge (SOC) of lithium batteries is of great significance in the field of new energy vehicles. Therefore, a dual unscented Kalman filter algorithm (FOUKF-FOSUKF) is proposed, which combines the fractional-order spherical unscented Kalman filter (FOUKF) and the fractional-order unscented Kalman filter (FOSUKF) to estimate the SOC of batteries. **Methods** Firstly, the parameters of the battery model are identified offline using the adaptive genetic algorithm (AGA). Then, the fractional-order unscented Kalman filter (FOUKF) is employed for online parameter identification to estimate and update the parameters in the fractional-order model of the lithium battery in real-time. Finally, the proposed combined algorithm, FOUKF-FOSUKF, is used to estimate the state of charge (SOC) of the lithium battery. The accuracy of the proposed method is verified and compared with the traditional integer-order spherical unscented Kalman filter (SUKF) and the fractional-order spherical Kalman filter (FOSUKF) under two conditions: dynamic stress test (DST) and US06. **Results** During the SOC estimation process, the SOC error and voltage error of FOUKF-FOSUKF are significantly lower than those of the traditional SUKF and FOSUKF. This algorithm can effectively estimate the parameters in the battery model, reduce the error in terminal voltage estimation, and improve the

收稿日期: 2024-01-08 **修回日期:** 2024-03-21 **文章编号:** 1672-058X(2025)05-0107-07

基金项目: 安徽省高校自然科学基金资助项目(KJ2019A0106)。

作者简介: 杨翀(1997—), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 从事锂电池状态估计研究。

通信作者: 凌六一(1980—), 男, 安徽枞阳人, 教授, 博士, 从事检测技术与智能信息处理研究。Email: lyling@ aust. edu. cn.

引用格式: 杨翀, 凌六一. 基于 FOUKF-FOSUKF 的锂电池 SOC 估计[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2025, 42(5): 107-113.

YANG Chong, LING liuyi. State of charge estimation of lithium battery based on FOUKF-FOSUKF[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(5): 107-113.

accuracy of SOC estimation. **Conclusion** FOUKF-FOSUKF has higher accuracy, smaller error, stronger applicability, and better convergence compared with the SUKF and FOSUKF algorithms in estimating the SOC of lithium batteries.

Keywords: state of charge; fractional-order model; adaptive genetic algorithm; fractional-order spherical unscented Kalman filter

1 引言

锂电池由于各种优点目前已被广泛应用于新能源汽车领域之中,其中电池管理系统(Battery Management System, BMS)的可靠性与安全性至关重要,而荷电状态 SOC(State of Charge)在 BMS 中起关键作用。但是 SOC 的数值是实时变化的状态,所以准确估计 SOC 成为至关重要的工作,很难直接测量得出,需要用一些算法去间接估计。当今国内外研究者提出了许多估计 SOC 的方式:如安时积分法^[1]是一种通过积分电流来估算剩余电荷的简单方法,然而这种方法很容易受到初始值的影响,并且误差会叠加;基于开路电压(U_{oc})和 SOC 之间的关系曲线来估计 SOC 的开路电压法^[2],简单并且拥有高精度,不过有需要放置时间长的缺点;神经网络法^[3-4]是利用神经网络来估计电池 SOC,它不需要知道电池的内部结构,但这种方法需要大量的数据计算,并且算法复杂度很高;卡尔曼滤波法^[5-6]在最小方差的前提下对系统状态进行最优估计从而估计 SOC,这种方法计算量小,受初值影响小,精度高。

最近几年时间里,锂电池的分数阶电路模型^[7-8]逐渐取代了整数阶电路模型^[9],分数阶模型目前已被广泛用于锂电池的 SOC 和 SOH 估计中。同时球形无迹卡尔曼滤波(Spherical Unscented Kalman Filtering, SUKF)^[10-12]使用超球面分布采样点的方法来估计状态变量和协方差,有着较高的精度,并且提升了数值计算的稳定性与准确性。分数阶电池模型的在线参数辨识很复杂,常见的离线参数识别存在 SOC 估计误差大的缺点。根据分数阶电路模型,内阻通过乘以电流直接影响电压,从而影响 SOC 估计。内阻等各参数也是估计锂电池健康状况的关键参数^[13]。因此,在离线参数辨识的前提下,实时估计各参数势必会大大降低电压误差,提高锂电池 SOC 估计的准确性。在文献[14]中,提出了一种基于 Masreliz-Martin 的鲁棒分数阶容积卡尔曼滤波算法,该算法被证明优于分数阶无迹卡尔曼滤波(Fractional Order Unscented Kalman filtering, FOUKF),并分析了不同程度的测量污染噪声对该算法估计性能的影响;文献[15]提出一种基于分数阶无迹卡尔曼滤波器和 H_∞ 滤波器的分数阶模型估计算法,并验证了该算法比无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filtering, UKF)和 FOUKF 具有更高的精度;文献[16]提出一种基于 H_∞ 鲁棒的 SUKF 算法,解决了 Sigma 点计

算量大的问题,其精度高于 FOUKF。

基于锂电池的分数阶等效电路模型,采用自适应遗传算法(Adaptive Genetic Algorithm, AGA)^[17-19]和混合脉冲功率特性(Hybrid Pulse Power Characteristics, HPPC)^[20]来识别锂电池模型的离线参数,在 SUKF 基础上延伸到分数阶球形无迹卡尔曼滤波(Fractional Order Spherical Unscented Kalman Filtering, FOSUKF)^[21],这种方式目前研究较少,与 FOUKF 进行联合估计 SOC,同时验证了 FOUKF-FOSUKF 的估计精度大于 SUKF 与 FOSUKF。

2 电池模型

2.1 分数阶模型

本文采用的锂电池等效模型为分数阶电路模型,相比于整数阶二阶电路模型更符合锂电池的电化学特性,图 1 是分数阶锂电池的电路模型图。

在图 1 的电池模型中, U_L 是端电压, R_0 是内阻, I 是充放电电流,CPE₁ 和 CPE₂ 是分数阶电容, R_1 和 R_2 是极化电阻。

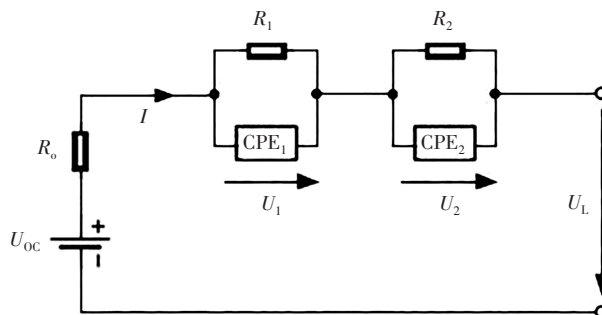


图 1 分数阶锂电池电路模型

Fig. 1 Fractional order lithium battery circuit model

2.2 分数阶微积分

分数阶导数的定义有多种形式,其中 G-L 是比较常见的形式之一,它有着易与卡尔曼滤波算法结合的优势。G-L 的分数阶导数定义为

$$D^a x(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^a} \sum_{j=0}^{\lfloor t/h \rfloor} (-1)^j \binom{a}{j} x(t-jh) \quad (1)$$

$$\binom{a}{j} = \begin{cases} 1 & j=0 \\ \frac{a(a-1)\cdots(a-(j-1))}{j!} & j>0 \end{cases} \quad (2)$$

2.3 分数阶模型表达与相关公式

分数阶模型的电压与电流的关系如下所示:

$$\begin{cases} D^{\alpha} U_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} I \\ D^{\beta} U_2 = -\frac{1}{R_2 C_2} + \frac{1}{C_2} I \end{cases} \quad (3)$$

$$U_L = U_{OC} - U_1 - U_2 - R_0 I \quad (4)$$

$$V_{SOC_{k+1}} = V_{SOC_k} - \frac{T_s}{C_N} I_k \quad (5)$$

其中, C_N 为电池额定容量, T_s 为采样时间, V_{SOC} 表示荷电状态值, 将式(3)—式(5)进行整合得到分数阶模型的状态方程与观测方程:

$$\begin{cases} x_{k+1} = A x_k + B I_k - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j M_j x_{k+1-j} \\ y_k = C x_k - R_0 I_k + U_{OC,k} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, $A = \begin{bmatrix} -\frac{T_s^m}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{T_s^m}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} \frac{T_s^m}{C_1} \\ \frac{T_s^m}{C_2} \\ \frac{T_s}{C_N} \end{bmatrix}$, $C = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}$,

$$x = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ V_{SOC} \end{bmatrix}, M_j = \begin{bmatrix} \omega_j^m & 0 & 0 \\ 0 & \omega_j^n & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \omega_j^m = \binom{m}{j}, y = U_L.$$

2.4 锂电池参数辨识部分

该部分选用的是遗传算法 (Genetic Algorithm, GA), 遗传算法是目前常用于锂电池参数辨识的一种方法, 它通过寻找全局最优解来辨识相关参数, 然而普通的 GA 容易陷入局部最优解从而导致误差过大甚至辨识参数失败。而 AGA 利用自适应交叉和变异概率, 具有更好的全局搜索能力和更快的收敛速度。因此, 利用 AGA 对分数阶电池模型的参数进行辨识。在进行参数辨识时, 初始种群数目选择 200, 在确定完初始种群数后需要对适应度函数进行确定, 作为种群中染色体好坏的判定依据, 表示个体对不同环境的适应能力。不论是染色体交叉还是变异后新染色体的选择, 都需要对适应值计算进行控制与选择, 最后得到误差最小且满足要求的最优解, 下面是 AGA 算法的目标函数与适应度函数。

$$V_{J(i)} = \sum_{J=1}^N [U_{mea}(J) - U_{pre}(J)]^2 \quad (7)$$

$$J(i) = \frac{V_{J_{max}} - V_{J(i)}}{\sum_{i=1}^M (V_{J_{max}} - V_{J(i)})} \quad (8)$$

式(7)、式(8)中, N 表示数据长度, U_{mea} 表示测量端电压, $V_{J(i)}$ 表示当前个体在 N 个数据点内端电压的误差平

方和, U_{pre} 表示预测端电压, $J(i)$ 表示各个样本适应度, M 表示当前种群, $V_{J_{max}}$ 表示种群 M 中 V_J 最大值。

本文的 AGA 每个个体都由 7 个基因组成, 它们分别是 R_0 、 R_1 、 C_1 、 R_2 、 C_2 、 m 、 n 。采用分数阶电池模型计算端电压, 以使模型估计的端电压与实际端电压之间的误差最小为目标, AGA 的算法流程图如图 2 所示。

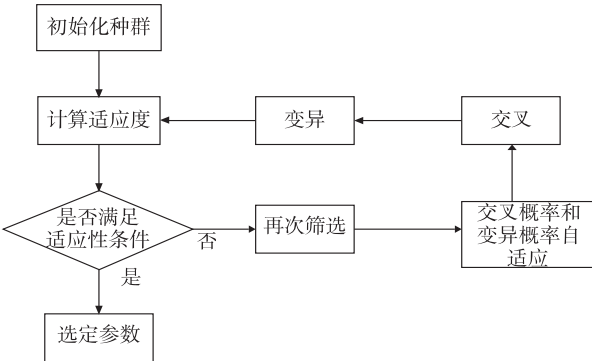


图 2 AGA 算法流程图

Fig. 2 AGA algorithm flowchart

本次实验数据来源于马里兰大学, 所用电池型号是 INR18650-20R, 标称容量 2 000 mAh, 同时保持 SOC 在 0.1 以上, 采用 AGA 算法对 HPPC 在 25℃ 时的电流和电压分布参数进行识别。所获得的各参数值如表 1 所示。

表 2 显示了整数阶和分数阶模型在 HPPC 下电压的平均绝对误差 (其值用 F_{MAE} 表示) 和均方根误差 (其值用 F_{RMSE} 表示)。可以看出整数阶与分数阶的电压误差都很小, 而整数阶电压误差略大于分数阶。

表 1 整数阶与分数阶的参数对比

Table 1 Comparison of integer order and fractional order parameters

AGA	R_0/Ω	R_1/Ω	R_2/Ω	C_1/F	C_2/F	m	n
整数阶模型	0.104 5	0.032 8	0.028 8	1 370.9	148 931	—	—
分数阶模型	0.104 5	0.030 4	0.046 3	1 876.2	104 200	0.828 1	0.989 5

表 2 电压误差对比

Table 2 Comparison of voltage errors

方 式	F_{MAE}/mV	F_{RMSE}/mV
整数阶模型/AGA	3.3	4.5
分数阶模型/AGA	3.1	4.3

3 FOUKF-FOSUKF

3.1 FOUKF 估计参数

UKF 本质上属于 sigma 点卡尔曼滤波类别, 这个算法将无迹变换 (Unscented Transformation, UT) 技术和卡尔曼滤波 (Kdman Filter, FK) 结合在一起, 不同于 KF,

UKF 需要用 Sigma 点来计算下一个时间点的状态变量和观测变量,而 FOUKF 是将 UKF 推广到分数阶水平。

FOUKF 估计参数的状态方程与测量方程为

$$\begin{cases} \theta_k = \theta_{k-1} + w_{(k-1)} \\ U_k = U_{OC,k} - U_{1,k} - U_{2,k} - R_{0,k} I_k + v_{(k)} \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中, θ 为系统状态量, $\theta = [R_0, R_1, C_1, R_2, C_2]^T$, U_k 为实际端电压, $w_{(k-1)}$ 与 $v_{(k)}$ 分别为过程噪声与观测噪声, $U_{1,k}$ 与 $U_{2,k}$ 为极化电压估计量, I_k 为输入电流。

3.2 FOSUKF 估计 SOC

FOSUKF 与 FOUKF 的主要区别在于 sigma 点的选取与意义。FOSUKF 的 sigma 点数为 $(n+2)$, 其 sigma 点又称作超球面分布采样点。

首先引入状态方程和测量方程:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + B I_k - \sum_{j=1}^{k+1} (-1)^j M_j x_{k+1-j} + w_{(k)} \\ y_k = Cx_k - R_0 I_k + U_{OC,k} + v_{(k)} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $w_{(k)}$ 、 $v_{(k)}$ 为高斯白噪声。

FOSUKF 的计算过程如下:

步骤 1 初始化参数。启动算法迭代前需要初始化输入向量的初值 $\bar{x}_0$ 、协方差矩阵的初值 P_0 、过程噪声协方差 Q_0 和观测噪声协方差 R_0 等等。

步骤 2 获取一组 sigma 点, sigma 点数 $(n+2)$ 根据状态量的维度 n 选取, 这里 $n=3$, 点数为 5。

选择 $w_{(0)}$, 满足:

$$0 \leq w_{(0)} \leq 1 \quad (11)$$

并确定

$$w_{(i)} = \frac{1-w_{(0)}}{n+1} \quad (i=1, 2, \dots, n+1) \quad (12)$$

初始状态与迭代公式:

$$\mathbf{x}_i^j = \begin{cases} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_0^{j-1} \\ 0 \end{bmatrix} & i=0 \\ \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i^{j-1} \\ -\frac{1}{\sqrt{j(j+1)w_{(i)}}} \end{bmatrix} & i=1, 2, \dots, j \\ \begin{bmatrix} \mathbf{0}^{j-1} \\ \frac{j}{\sqrt{j(j+1)w_{(i)}}} \end{bmatrix} & i=j+1 \end{cases} \quad (13)$$

式(14)中, $\mathbf{x}_i^j$ 为 j 维矢量的第 i 个采样点, $\mathbf{0}^{j-1}$ 为 $j-1$ 维零矢量。

结合系统状态变量均值 $\bar{\mathbf{x}}$ 与协方差阵 $\mathbf{P}_{xx}$, n 维随机变量 x 的超球面分布采样点为

$$\mathbf{x}_l^n = \bar{\mathbf{x}} + \sqrt{\mathbf{P}_{xx}} \mathbf{X}_l^n, l=0, 1, \dots, i+1 \quad (15)$$

步骤 3 状态更新。计算预测状态和协方差:

$$\begin{cases} D^y \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)} \approx \sum_{i=0}^{n+1} w_{(i)} \bar{\mathbf{x}}_{(klk-1)}^{(i)} \\ \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)} = D^y \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)} - \sum_{j=1}^k (-1)^j \gamma_{(j)} \hat{\mathbf{x}}_{(k-j)}, k \geq 1 \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} P_{(klk-1)}^{\Delta\Delta} \approx \sum_{i=0}^{n+1} w_{(i)} (\bar{\mathbf{x}}_{(klk-1)}^{(i)} - D^y \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)}) (\bar{\mathbf{x}}_{(klk-1)}^{(i)} - D^y \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)})^T + Q_{(k-1)} \\ P_{(klk-1)}^{x\Delta} \approx \sum_{i=0}^{n+1} w_{(i)} (\mathbf{x}_{(k-1)}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{(k-1)}) (\bar{\mathbf{x}}_{(klk-1)}^{(i)} - D^y \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)})^T \\ P_{(klk-1)} = P_{(klk-1)}^{\Delta\Delta} + \gamma_{(1)} P_{(klk-1)}^{x\Delta} + P_{(klk-1)}^{\Delta x} \gamma_{(1)} + \sum_{j=1}^k \gamma_{(j)} P_{(k-j)} \gamma_{(j)}, k \geq 1 \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中, $Q_{(k-1)}$ 为过程噪声协方差。

步骤 4 量测更新。

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{(klk-1)}^{(i)} = g(\mathbf{x}_{(klk-1)}^{(i)}, u_{(k)}) \\ \hat{\mathbf{y}}_{(klk-1)} = \sum_{i=0}^{n+1} w_{(i)} \mathbf{y}_{(klk-1)}^{(i)} \\ \hat{\mathbf{x}}_{(k)} = \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)} + K_{(k)} (\mathbf{y}_{(k)} - \hat{\mathbf{y}}_{(klk-1)}) \\ \begin{cases} \mathbf{P}_{yy} = \sum_{i=0}^{n+1} w_{(i)} [\mathbf{y}_{(klk-1)}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{(klk-1)}] [\mathbf{y}_{(klk-1)}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{(klk-1)}]^T + \mathbf{R}_{(k-1)} \\ \mathbf{P}_{xy} = \sum_{i=0}^{n+1} w_{(i)} [\mathbf{x}_{(klk-1)}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{(klk-1)}] [\mathbf{y}_{(klk-1)}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{(klk-1)}]^T \end{cases} \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} K_{(k)} = \mathbf{P}_{xy} \mathbf{P}_{yy}^{-1} \\ \mathbf{P}_{(k)} = \mathbf{P}_{(klk-1)} - K_{(k)} \mathbf{P}_{yy} K_{(k)}^T \end{cases} \quad (19)$$

式(19)、式(20)中, $\mathbf{R}_{(k-1)}$ 为测量噪声协方差, $K_{(k)}$ 为增益矩阵。

3.3 FOUKF-FOSUKF 算法流程图

FOUKF-FOSUKF 算法流程如图 3 所示。其主要步骤是利用 FOSUKF 对电池的 SOC 进行估计, 将其估计出的各状态变量, 传递给 FOUKF, FOUKF 再对电池的参数进行实时估计, 并将其估计出的参数传递给 FOSUKF, 如此循环。

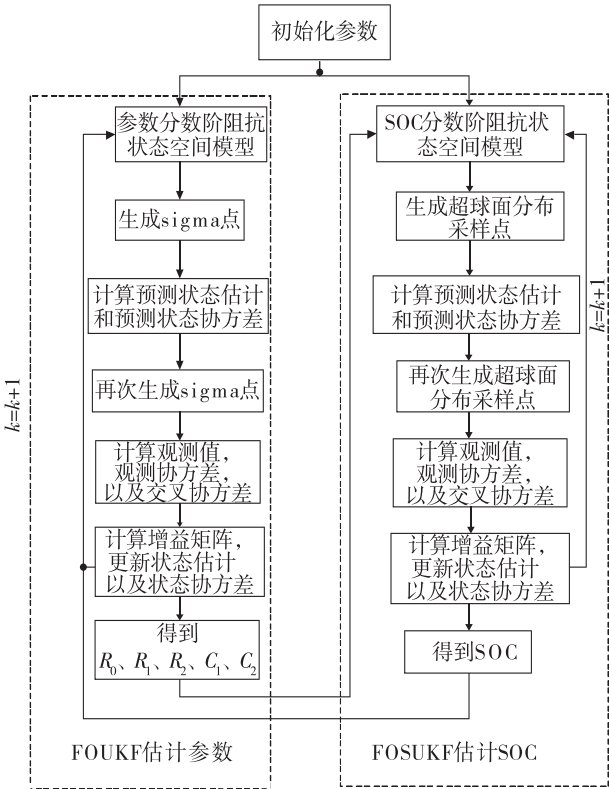


图 3 FOUKF-FOSUKF 算法流程图
Fig. 3 FOUKF-FOSUKF algorithm flowchart

4 估计精度验证与分析

此处采用动态应力测试 (DST) 和 US06 工况下的估计精度验证实验。因为所用的是开源数据, 其只提供 0~0.8 的 SOC 数据, 又考虑电池在实际生活应用中电量低于 10% 后会严重损伤电池的使用寿命, 因此本文的 SOC 数值选择保持在 0.1~0.8 之间。

4.1 DST 工况估计精度验证

图 4 是 3 种算法在 DST 工况下的结果比较。从图中与表格中的数据对比中, 可以看出: FOSUKF 估计中, SOC 的误差要小于 SUKF, 电压误差差距不大。不过 SUKF 与 FOSUKF 属于普通离线算法, 效果并不是很优秀, 一般普通离线的参数辨识都存在这样的问题, 即电池模型参数均不能随着电池的循环使用动态地实时变化。而本文使用的 FOUKF-FOSUKF 在 FOSUKF 的基础上进行在线参数辨识, 估计参数 R_0 、 R_1 、 C_1 、 R_2 、 C_2 , 并实时更新这些参数, 从而使得估计的 SOC 效果得到明显提升。无论是 SOC 误差还是电压误差, 都全面优于其他两种算法; 其估计的 SOC 曲线也更加接近参考的 SOC 曲线; 其估计的 SOC 平均绝对误差只有 0.92%, 不到 1%; 电压误差的各方面也明显小于其他两种算法, 如表 3 所示。

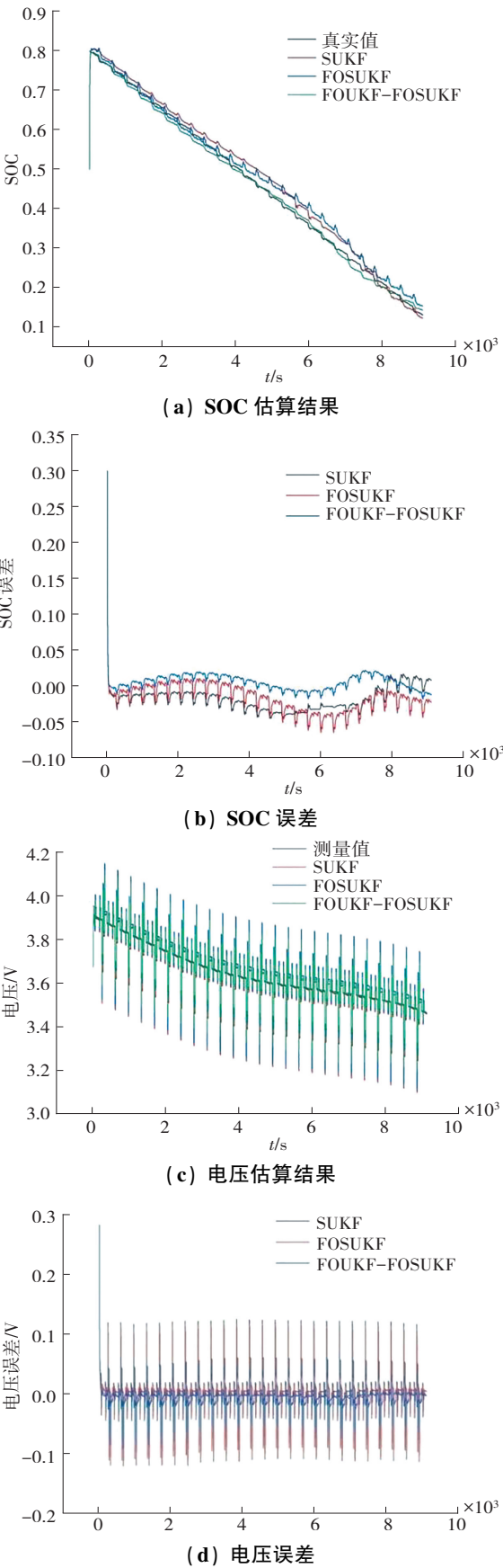


图 4 3 种算法在 DST 工况下的结果比较
Fig. 4 Comparison of results of three algorithms under DST conditions

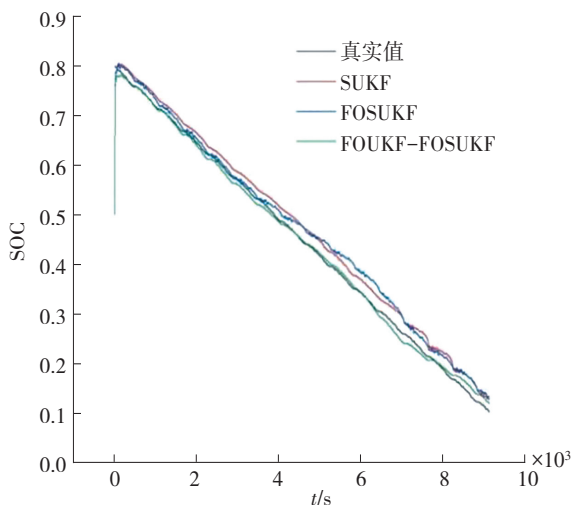
表 3 DST 工况下各算法的 SOC 和电压误差对比

Table 3 Comparison of SOC and voltage errors of various algorithms under DST operating conditions

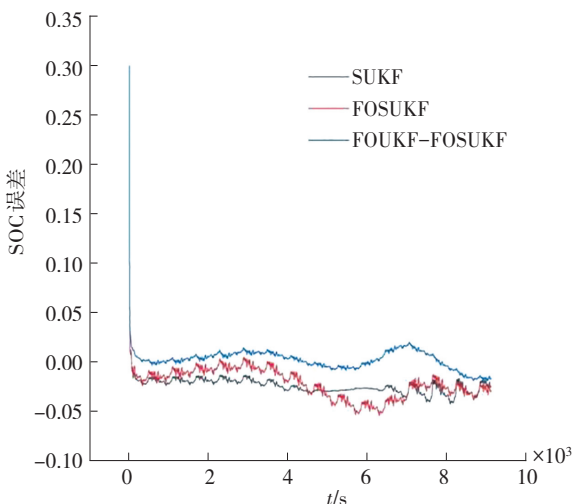
算 法	SOC 误差/%		电压误差/mV	
	F_{MAE}	F_{RMSE}	F_{MAE}	F_{RMSE}
SUKF	2.11	2.48	17.6	29.4
FOSUKF	1.92	2.46	16.4	28.6
FOUKF-FOSUKF	0.92	1.17	8.0	13.8

4.2 US06 工况估计精度验证

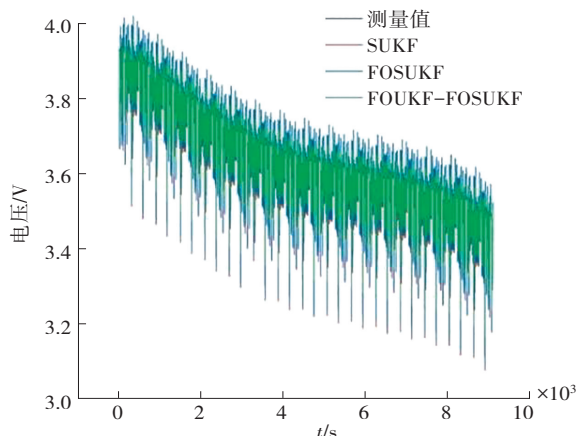
图 5 是 3 种算法在 US06 工况下的结果比较。分别使用 DST 与 US06 两种工况对 3 种算法进行比较和验证,可以看出:基于普通离线参数识别的两种算法 SUKF 与 FOSUKF 在估计 SOC 方面误差都很大,而且两者电压的误差较大并且很不稳定,这两种算法的结果不理想(表 4)。然而,FOUKF-FOSUKF 在估计 SOC 方面明显优于其他算法,电压误差也明显小于另外两种传统算法。FOUKF-FOSUKF 估计 SOC 的 F_{MAE} 小于 1%, F_{RMSE} 接近 1%,电压误差的 F_{MAE} 和 F_{RMSE} 均在 10 mV 左右。



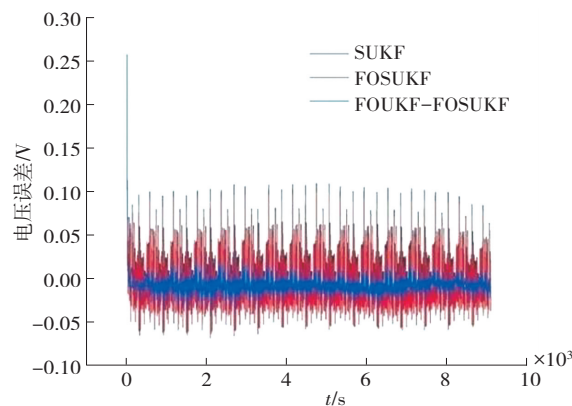
(a) SOC 估算结果



(b) SOC 误差



(c) 电压估算结果



(d) 电压误差

图 5 3 种算法在 US06 工况下的结果比较

Fig. 5 Comparison of results of three algorithms under US06 conditions

表 4 US06 工况下各算法的 SOC 和电压误差对比

Table 4 Comparison of SOC and voltage errors of various algorithms under US06 operating conditions

算 法	SOC 误差/%		电压误差/mV	
	F_{MAE}	F_{RMSE}	F_{MAE}	F_{RMSE}
SUKF	2.44	2.56	18.3	24.1
FOSUKF	2.18	2.62	19.8	25.0
FOUKF-FOSUKF	0.72	1.01	9.0	11.8

5 结 论

本文在分数阶电池模型的基础上,利用 AGA 算法对电池模型参数进行辨识,并提出了 FOSUKF 算法;又在此基础上,使用 FOUKF 实时识别和更新电池模型的 5 个参数 R_0 、 R_1 、 C_1 、 R_2 、 C_2 ,两者联合得到了 FOUKF-FOSUKF;在 DST 和 US06 工况下对算法进行精度验证,结果证实了 FOUKF-FOSUKF 的 SOC 估计精度要明显优于 SUKF 和 FOSUKF;另外 FOUKF-FOSUKF 的电压与电压误差也明显小于 SUKF 和 FOSUKF,并且当算法的初始 SOC 值与实际 SOC 初始值不同时,该算法还具有较好的收敛性,验证了 FOUKF-FOSUKF 在估计 SOC 方面具有很强的优越性。

由于本文验证算法的时候只用了两种工况,同时还有噪声或者温度的影响未考虑,后续还会进行相同条件下温度和噪声的实验来验证对 SOC 的影响,进一步提高算法的精确性与普适性。

参考文献(References):

- [1] 续远. 基于安时积分法与开路电压法估测电池 SOC[J]. 新型工业化, 2022, 12(1): 123-124, 127.
XU Yuan. Estimation of battery SOC based on ampere hour integration method and open circuit voltage method[J]. New industrialization, 2022, 12(1): 123-124, 127.
- [2] YANG J, HUANG W, XIA B, MI C. The improved open circuit voltage characterization test using active polarization voltage reduction method[J]. Applied Energy, 2019, 27(3): 682-694.
- [3] 陈玉伟, 顾钟凡, 李承澳, 等. 基于 BP-AUKF 算法和 FFRLS 的蓄电池 SOC 估计[J]. 电力设备管理, 2021(9): 211-213.
CHEN Yu-wei, GU Zhong-fan, LI Cheng-ao, et al. Battery SOC estimation based on BP-AUKF algorithm and FFRLS [J]. Power Equipment Management, 2021(9): 211-213.
- [4] WEIGERT T, TIAN Q, LIAN K. State-of-Charge prediction of batteries and battery-supercapacitor hybrids using artificial neural networks[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 4061-4066.
- [5] YU Z, HUAI R, XIAO L. State of Charge estimation for lithium-ion batteries using a Kalman Filter based on local linearization[J]. Energies, 2015, 8(3): 7854-7873.
- [6] 王传鑫. 基于无迹卡尔曼滤波的锂电池电荷状态估计算法的设计[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
WNAG Chuan-xin. Design of charge state estimation algorithm for lithium battery based on unscented Kalman Filter [D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [7] 李慧慧. 基于分数阶模型的锂离子电池 SOC 估计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
LI Hui-hui. SOC estimation of lithium-ion batteries based on fractional order models [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [8] LIU S, DONG X, ZHANG Y. A new State of Charge estimation method for lithium-ion battery based on the fractional order model[J]. IEEE Access, 2019, 68(5): 122949-122954.
- [9] HE D, ZHANG W, LUO X. Overview of power lithium battery modeling and SOC estimation [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 461(1): 4130-4138.
- [10] 王少华. 电动汽车动力锂电池模型参数辨识和状态估计方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
WANG Shao-hua. Research on parameter identification and state estimation methods for lithium-ion battery models in electric vehicles[D]. Changchun: Jilin University, 2021.
- [11] 裴畔, 丁永红, 马铁华, 等. 平方根球形无味卡尔曼滤波机载无源定位算法[J]. 中国测试, 2017, 43(2): 93-97.
PEI Pan, DING Yong-hong, MA Tie-hua et al. Square root spherical odorless Kalman Filter airborne passive localization algorithm[J]. China Test, 2017, 43(2): 93-97.
- [12] 虞屹. 基于 SSUKF 的半主动悬架状态观测与可拓控制研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
YU Yi. Research on state observation and extension control of semi active suspension based on SSUKF [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020.
- [13] SU L, ZHOU G, HU D, et al. Research on the State of Charge of lithium-ion battery based on the fractional order model[J]. Energies, 2021(4): 952-962.
- [14] MU J, YAN D, CAI Y, et al. Masreliez-martin method based robust fractional cubature Kalman Filtering algorithm and its applications[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015 (1): 1-9.
- [15] RAMEZANI A, SAFARINEJADIAN B, ZAREI J. Novel hybrid robust fractional interpolatory cubature Kalman Filters[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 35(7): 704-725.
- [16] 赵彬, 郭孔辉, 许男, 等. 基于 H_{∞} 鲁棒 SUKF 算法的永磁同步电机转速观测器设计[J]. 吉林大学学报(工学版), 2016, 46(4): 1017-1022.
ZHAO Bin, GUO Kong-hui, XU Nan, et al. Speed observer design for permanent magnet synchronous motor based on H_{∞} robust SUKF algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2016, 46 (4): 1017-1022.
- [17] WANG L, SAVVARIS A, TSOURDOS A. Online battery pack State of Charge estimation via EKF-Fuzzy logic joint method [C]//Proceeding of the 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies. Piscataway: IEEE Press, 2018: 899-904.
- [18] FANG C, JIN Z, WU J, et al. Estimation of lithium-ion battery SOC model based on AGA-FOUKF algorithm[J]. Frontiers in Energy Research, 2021(9): 769-818.
- [19] 侯瑞磊. 基于 MIAUKF 算法的锂电池 SOC 与 SOH 联合估计[D]. 青岛: 青岛大学, 2021.
HOU Rui-lei. Joint estimation of SOC and SOH for lithium batteries based on MIAUKF algorithm [D]. Qingdao: Qingdao University, 2021.
- [20] 桑翌宇. 基于改进双滤波算法的三元锂电池荷电状态估计方法的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2021.
SANG Zhao-yu. Research on State of Charge estimation method for ternary lithium batteries based on improved dual filtering algorithm[D]. Chongqing: Chongqing University, 2021.
- [21] 陈峰, 韩晓英, 桂卫华, 等. 基于 FSUKF 的全液压履带机器人打滑率估计及应用[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2007, 46(S2): 199-203.
CHEN Feng, HAN Xiao-ying, GUI Wei-hua, et al. Slip rate estimation and application based on FSUKF for a full hydraulic tracked robot vehicle [J]. Acta Scientiarum Natural Universitatis Sunyatseni, 2007, 46(S2): 199-203.

责任编辑:李翠薇