

基于 FORUKF-UKF 的锂电池 SOC 联合估计研究

骆文飞, 邢丽坤

安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001

摘要:目的 针对传统卡尔曼滤波算法估算锂电池的荷电状态(SOC),其值用 R_{SOC} 准确度不足的问题,提出一种分数阶鲁棒无迹卡尔曼滤波联合无迹卡尔曼滤波(FORUKF-UKF)方法估计锂电池 SOC。方法 在动态应力测试(DST)下,采用自适应遗传算法(AGA)对锂电池分数阶模型(FOM)进行参数辨识;在 FOM 的基础上将无迹变换(UT)技术与 H_{∞} 观测器结合提出 FORUKF 算法,并与 UKF 联合实现 SOC 估计;联合估计器中的 UKF 实时估计电池模型中的欧姆电阻 R_0 ,并反馈至 FORUKF 算法中估算得到 SOC;最后在北京动态应力测试(BJDST)下与拓展卡尔曼滤波(EKF)、分数阶无迹卡尔曼滤波(FOUKF)进行比较验证。结果 在估计 SOC 的过程中 FORUKF-UKF 方法相对于 EKF、FOUKF 和 FORUKF 始终保持了最高的估计精度,展现了更好的鲁棒性。结论 FORUKF-UKF 方法在估计锂电池 SOC 方面比 EKF、FOUKF 和 FORUKF 算法具备更好的准确性和鲁棒性。

关键词: 荷电状态; 自适应遗传算法; 分数阶模型; 分数阶鲁棒无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **doi:** 10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0006.013

Research on the Joint Estimation of Lithium Battery SOC Based on FORUKF-UKF

LUO Wenfei, XING Likun

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

Abstract: Objective In order to address the issue of inadequate accuracy in estimating the state of charge (SOC) of lithium batteries using traditional Kalman filtering algorithms, this study proposes a fractional order robust unscented Kalman filter-based unscented Kalman filter (FORUKF-UKF) method for SOC estimation. The estimated value of the lithium battery's state of charge is denoted by R_{SOC} . **Methods** An adaptive genetic algorithm (AGA) was employed to identify the parameters of a fractional order model (FOM) of the lithium battery during dynamic stress testing (DST). The FORUKF algorithm was proposed by combining the unscented transform (UT) technique with the H_{∞} observer based on FOM, and the SOC estimation was jointly realized with the UKF. The UKF in the joint estimator realized real-time estimation of the Ohmic resistance R_0 in the battery model and fed it back to the FORUKF algorithm to estimate SOC. Finally, comparisons and verifications were conducted with extended Kalman filtering (EKF) and fractional order unscented Kalman filtering (FOUKF) using Beijing dynamic stress testing (BJDST). **Results** The results showed that the FORUKF-UKF method consistently achieved the highest estimation accuracy in the SOC estimation process compared with

收稿日期: 2023-06-12 **修回日期:** 2023-07-20 **文章编号:** 1672-058X(2024)06-0099-08

基金项目: 安徽省高校自然科学基金重点项目(KJ2019A0106); 淮南市 2021 年重点研究与开发计划项目(2021A249).

作者简介: 骆文飞(1998-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 从事电池 SOC 估算研究.

通讯作者: 邢丽坤(1979-), 女, 安徽淮南人, 副教授, 从事智能信息采集与处理研究. Email: xinglikun@126.com

引用格式: 骆文飞, 邢丽坤. 基于 FORUKF-UKF 的锂电池 SOC 联合估计研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2024, 41(6): 99-106.

LUO Wenfei, XING Likun. Research on the joint estimation of lithium battery SOC based on FORUKF-UKF[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(6): 99-106.

EKF, FOUKF, and FORUKF, demonstrating better robustness. **Conclusion** The FORUKF-UKF method has better accuracy and robustness than the EKF, FOUKF, and FORUKF algorithms in estimating the SOC of lithium batteries.

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

1 引言

由于能源短缺、地球环境恶化等因素,各国逐渐开始重视商品的环保属性。而电动汽车因其节能减排的特点,正逐渐取代燃油汽车。锂电池具有功率密度高、使用寿命长等特点,并已经具备成熟的生产技术,因此成为大部分电动汽车中的储能设备。准确估计荷电状态(SOC)一直是电池研究的重点之一。准确估计 SOC 有利于使用者了解汽车当前实际状况,合理地规划行程,更科学高效地使用电动汽车^[1]。

经过多年的研究,研究者们提出了很多种 SOC 估算方法。例如开路电压(OCV)法^[2],根据开路电压与 SOC 的对应关系进行 SOC 的估算。但是准确的 OCV 必须在电池长时间静置后才能测量得到,这不符合电动汽车的现实使用情况。安时积分法^[3]是一种对电流进行积分计算得到放出的电荷量进而估计 SOC 的方法。但是,这种方法在对电流积分的过程中容易产生积累误差,最终导致结果发生较大的偏差。近年来,使用电化学阻抗法(EIS)进行电池 SOC 估算较为常用,然而这种方法需要使用电化学工作站进行实验,而且实验数据极易受温度影响导致最终的估计结果产生较大误差。目前,最常用的 SOC 估计方法是基于模型的方法,包括电化学模型^[4]、黑箱模型^[5]、等效电路模型^[6]。电化学模型通过使用数学公式描述电池内部的化学反应,最终达到估计锂电池 SOC 的目的。但是电池在充放电过程中,内部发生的化学反应繁多且复杂,而通过公式难以准确描述。黑箱模型又叫数据驱动模型,通过输入大量的电池实验数据和设置合适的训练算法,最终建立 SOC 估算模型。方法严重依赖训练算法的合适性,实验数据的准确性也直接影响模型的准确度。等效电路模型是目前最有效且稳定的方法,它通过建立电阻电容等元件组成的模型作为电池的等效电路,模拟电池特性,再在模型的基础上使用算法估计得到电池的 SOC。方法具有结构简单、计算量小的优点。

在早期的等效电路模型中,大部分是采用理想电容器组成的整数阶模型(IOM)。IOM 将等效电路模型

中的电容假定为理想电容器,使得模型的计算更加简单便捷,但是这也导致模型偏离了实际,产生一定误差。Liu 等^[7]提出使用恒相位元件(CPE)取代理想电容器,建立分数阶模型(FOM)作为锂电池的模型。并在最后的仿真中,验证了使用 FOM 估计电池 SOC 比使用 IOM 更加准确和稳定。

建立锂电池模型后,需要结合合适的算法最终实现锂电池的 SOC 准确估算。在与等效电路模型结合的算法中,卡尔曼滤波族算法最为常用。Xiong 等^[8]基于 FOM 提出了分数阶无迹卡尔曼滤波(FOUKF)估计 SOC,在与其他算法的对比中证明了与 FOM 模型结合的 UKF 算法的有效性;Zhuang 等^[9]提出将拓展卡尔曼滤波(EKF)与 H_∞ 观测器相结合得到鲁棒拓展 H_∞ 滤波(RHEF)方法,可以处理复杂情况下的非高斯过程和测量噪声,提高了传统的 EKF 方法的估计精度和鲁棒性。

为了克服传统 SOC 估计方法如 EKF 和 FOUKF 不够精确和鲁棒性差的缺点,提出将无迹变换(UT)技术与 H_∞ 观测器结合提出分数阶鲁棒无迹卡尔曼(FORUKF)算法,并与 UKF 实现联合估计,提出 FORUKF-UKF 算法估计锂电池的 SOC,该方法具备更高的精度和鲁棒性。首先建立锂电池的 FOM,采用自适应遗传算法(AGA)辨识得到 FOM 参数。UKF 算法实时估计和更新 FOM 中的欧姆电阻 R_0 ,并反馈至 FORUKF 算法中实现 SOC 估计。最后使用实验数据进行仿真验证。

2 锂电池建模

2.1 分数阶微积分

传统的 IOM 将电池模型中的电容假设为理想电容器,现选择 FOM 作为锂电池的等效电路模型,它是将模型中的理想电容器替换为 CPE,这将更加接近电池的真实情况。要得到 FOM 的状态空间方程,需要使用分数阶微积分定义。Grunwald-Letnikov(G-L)定义目前求解 FOM 最常用和简单的计算方法,表示如下:

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

$$\binom{\alpha}{j} = \begin{cases} 1 & j=0 \\ \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(\alpha-j+1)\Gamma(j+1)} & j>0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\binom{\alpha}{j} = \begin{cases} 1 & j=0 \\ \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(\alpha-j+1)\Gamma(j+1)} & j>0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, D_t^α 代表分数阶算子, h 代表步长, α 代表阶次, $\binom{\alpha}{j}$ 代表分数阶微积分中的牛顿二项式。 $\Gamma(\cdot)$ 是伽马函数, 表示如下:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty e^{-\xi} \xi^{\alpha-1} d\xi \quad (4)$$

对连续时间的 G-L 定义进行离散化, 可以得到:

$$D_t^\alpha x_{k+1} \approx \frac{1}{h^\alpha} x_{k+1} + \frac{1}{h^\alpha} \sum_{j=1}^{l/h+1} (-1)^j \binom{\alpha}{j} x_{k+1-j} \quad (5)$$

2.2 分数阶模型

使用分数阶二阶 RC 模型作为锂电池的等效电路模型描述电池的动态特性。模型的结构表示在图 1 中。

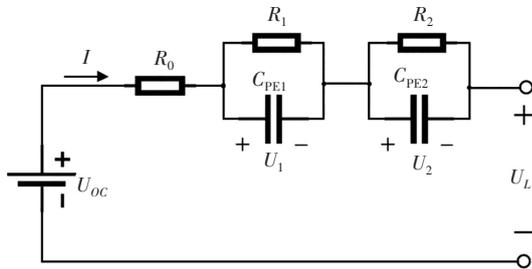


图 1 锂电池的 FOM

Fig. 1 FOM for lithium batteries

在模型中, U_{oc} 表示开路电压, U_L 表示电池的端电压, R_0 为欧姆电阻, 反映充放电瞬间 U_L 的变化, R_1 和 R_2 , C_{PE1} 和 C_{PE2} 分别表示并联两支路中的电阻和分数阶电容器, I 为电路中的电流。

2.3 模型的表达式

分数阶二阶 RC 模型的状态空间方程如下:

$$\begin{bmatrix} D^\alpha U_1 \\ D^\beta U_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix} I(t) \quad (6)$$

$$U_L = [-1 \quad -1] \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} - I(t) R_0 + U_{oc} \quad (7)$$

α 和 β 分别为电容 C_1 和 C_2 的阶次。

Q_{SOC} 的定义为

$$R_{SOC_{k+1}} = R_{SOC_k} - \frac{T_s}{Q_{new}} I_k \quad (8)$$

式(8)中, Q_{new} 是电池的额定容量, T_s 为采样时间。

将式(1)一式(3)的积分转化为离散形式, 得到分数阶模型的离散化状态空间方程:

$$\begin{cases} x_{k+1} = Ax_k + BI_k - \sum_{j=1}^{k+1} K_j x_{k+1-j} \\ y_k = Cx_k - R_0 I_k + U_{oc,k} \end{cases} \quad (9)$$

$$\text{其中, } A = \begin{bmatrix} -\frac{T_s^\alpha}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{T_s^\beta}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{T_s^\alpha}{C_1} \\ \frac{T_s^\beta}{C_2} \\ \frac{T_s^\alpha}{Q_N} \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ Q_{SOC} \end{bmatrix}$$

$$K_j = \begin{bmatrix} \omega_j^\alpha & 0 & 0 \\ 0 & \omega_j^\beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \omega_j^\alpha = (-1) \binom{\alpha}{j}, y = U_L$$

3 模型参数辨识

3.1 实验数据说明

所使用的所有实验数据来自于马里兰大学的 CALCE 电池研究小组 (Battery Data | Center for Advanced Life Cycle Engineering (umd.edu))。电池型号为 INR 18650-20R, 额定容量是 2 000 mAh。采用在 25 °C 下对 1 号电池测得的增量 OCV、动态应力测试 (DST) 和北京动态应力测试 (BJDST) 数据。增量 OCV 实验是在电池充满后, 以 1 A 的电流放电 720 s (即放出 10% 的 R_{SOC}), 再静置 2 h 获得电池这时的开路电压 (U_{oc}), 不断循环直至电池放空。

为了后续 R_{SOC} 的估算, 首先需要先确定 U_{oc} 与 R_{SOC} 的关系。从增量 OCV 实验的数据中可以获得 R_{SOC} 从 1 到 0 (间隔 0.1) 与 U_{oc} 的对应关系, 再进行 8 阶多项式拟合得到 U_{oc} -SOC 曲线, 如图 2 所示。

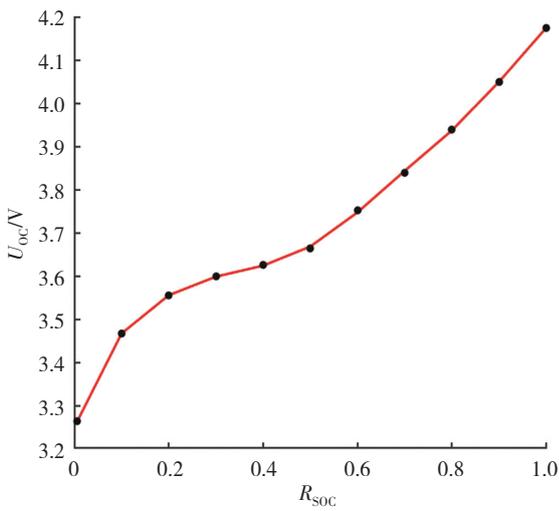


图 2 U_{oc} 与 R_{SOC} 的拟合曲线

Fig. 2 Fitting curve of U_{oc} and R_{SOC}

3.2 参数辨识

遗传算法(GA)是电池参数辨识常用的一种方法,它是通过效仿自然界‘物竞天择、适者生存’的演化法则,搜索全局最优解识别电池参数。但是传统的遗传算法容易陷入局部最优解,导致最终的结果不准确。而自适应遗传算法(AGA)可以不断更新交叉概率和变异概率,具有更好的全局搜索能力,弥补了 GA 的缺陷。采用 AGA 对电池在 DST 工况下的 FOM 进行参数辨识。

AGA 的主要算法流程如图 3 所示。首先 AGA 会随机生成一个初始种群,种群中的每个个体由 7 个基因组($R_0, R_1, R_2, C_1, C_2, \alpha, \beta$)组成,每个基因采用二进制编码构成。对每个个体检查适应度,将适应度高的个体交叉和变异产生新的种群,不断循环,直到满足所需适应度的最优解。

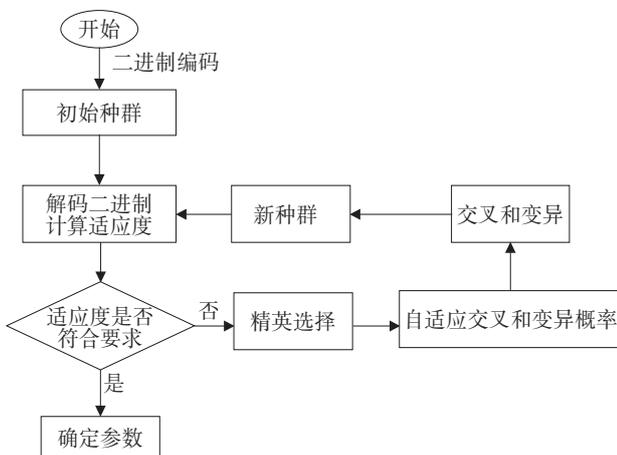


图 3 AGA 主要流程图

Fig. 3 Main flow chart of AGA

利用 AGA 对电池在 DST 工况下的数据进行参数辨识得到锂电池的 IOM 和 FOM 参数,如表 1 所示。

表 1 IOM 和 FOM 参数

Table 1 Parameters of IOM and FOM

	R_0/Ω	R_1/Ω	R_2/Ω	C_1/F	C_2/F	α	β
IOM	0.083 0	0.159 7	0.255 0	7 947	41 280	—	—
FOM	0.076 7	0.029 8	0.037 6	5 021	134 639	0.923 2	0.948 5

3.3 验证模型

为了验证 AGA 辨识得到的模型参数是否准确,通过使用表 1 中的参数,在电池的 DST 工况下验证参数的准确性,并与 IOM 进行对比。

通过图 4 和图 5,可以看出:虽然 FOM 和 IOM 都可以当作模型,但是使用 FOM 的电压更接近测量值,所以采用 FOM 作为估计 SOC 的模型。FOM 和 IOM 的平均绝对误差(MAE,其值用 F_{MAE} 表示)和均方根误差(RMSE,其值用 F_{RMSE} 表示)的对比如表 2 所示。

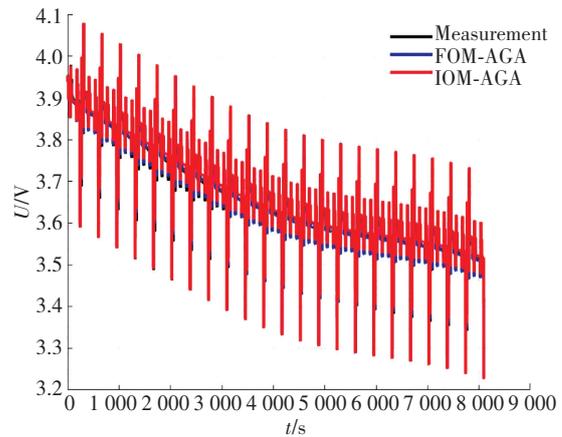


图 4 DST 工况下模型的电压对比

Fig. 4 Voltage comparison of models under DST conditions

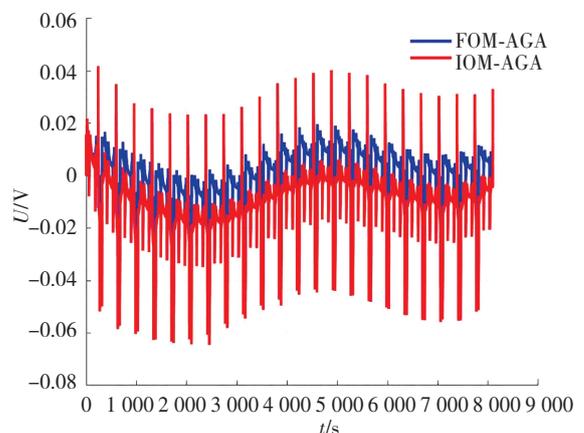


图 5 DST 工况下模型的电压误差对比

Fig. 5 Comparison of voltage errors in models for DST conditions

表 2 FOM 与 IOM 的误差对比

Table 2 Comparison of errors for FOM and IOM

	F_{MAE}/mV	F_{RMSE}/mV
FOM-AGA	6.5	7.9
IOM-AGA	11.3	14.8

4 电池 SOC 估计

4.1 FORUKF

传统的无迹卡尔曼(UKF)滤波的优化性能取决于过程和噪声情况。在 FOM 的基础上,将 UT 变换技术与 H^∞ 观测器结合提出 FORUKF 算法。而 H^∞ 观测器通过最优估计可以减小最坏的噪声和不准确的初始状态影响,使得最坏扰动对估计的影响最小。Ramazan^[10]提出的 H^∞ 拓展滤波器(HEF)表示如下:

$$\hat{x}_k^- = f(x_{k-1}) \quad (10)$$

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k, F_k = \frac{\partial f}{\partial x} \quad (11)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}, H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \quad (12)$$

$$R_{r,k} = \begin{bmatrix} R_k & 0 \\ 0 & -\gamma I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix} P_k^- \begin{bmatrix} H_k^T & I \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - h(\hat{x}_k^-)) \quad (14)$$

$$P_k = P_k^- - P_k^- \begin{bmatrix} H_k^T & I \end{bmatrix} R_{r,k}^{-1} \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, \hat{x}_k^- 表示状态值的预测, P_k^- 表示误差协方差的预测, K_k 表示滤波器增益, I 表示单位矩阵, F_k 和 H_k 分别表示由状态方程和测量方程线性化得到的雅可比矩阵。

对于非线性系统,状态方程为

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + BI_{k-1} - \sum_{j=1}^{k+1} K_j x_{k+1-j} + \omega_{\kappa-1} \\ y_k = Cx_k - R_0 I_k + U_{oc,k} + \nu_k \end{cases} \quad (16)$$

其中, w_{k-1} 和 ν_k 表示状态噪声和观测噪声。

FORUKF 的主要计算过程如下:

(1) 初始化。初始化协方差 P_0 、初始状态量 \hat{x}_0 、过程噪声协方差 Q_0 和观测噪声协方差 R_0 。

(2) 选取 Sigma 采样点和权重值。

$$\begin{cases} x_{k-1}^0 = \hat{x}_{k-1} \\ x_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}, i=1,2,\dots,n \\ x_{k-1}^i = \hat{x}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}, i=n+1,n+2,\dots,2n \end{cases} \quad (17)$$

权重值计算如下:

$$\lambda = \alpha^2 (n+k_i) - n \quad (18)$$

$$W_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} \quad (19)$$

$$W_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \quad (20)$$

$$W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n+\lambda)}, i=1,2,\dots,2n \quad (21)$$

其中, $\alpha=0.01, k_i=0, \beta=2, n$ 为状态维数。

(3) 时间更新,将采样点通过状态函数从 $k-1$ 时刻传递到 k 时刻

$$\hat{x}_k^i = f(\hat{x}_{k-1}^i, u_k) \quad (22)$$

(4) 先验估计,计算状态预测结果 \hat{x}_k^- 和协方差 P_k^-

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \hat{x}_k^i - \sum_{j=1}^H K_j \hat{x}_{k-j} \quad (23)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\hat{x}_k^i - \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \hat{x}_k^i) (\hat{x}_k^i - \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \hat{x}_k^i)^T + \sum_{j=1}^H (K_j x_{k-j}) \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\hat{x}_k^i - \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \hat{x}_k^i)^T + \sum_{j=1}^H \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\hat{x}_k^i - \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \hat{x}_k^i) (\hat{x}_{k-j}^i)^T (K_j)^T + \sum_{j=1}^H K_j \hat{x}_{k-j} (\hat{x}_{k-j}^i)^T (K_j)^T + Q_k \quad (23)$$

(5) 计算输出预测值

$$\hat{y}_k = g(\hat{x}_k^i, u_k) \quad (24)$$

(6) 计算量测估计值 \hat{y}_k^- 和协方差 $P_k^y P_k^{xy}$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \hat{y}_k^i \quad (25)$$

$$P_k^y = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\hat{y}_k^i - \hat{y}_k^-) (\hat{y}_k^i - \hat{y}_k^-)^T + R_k \quad (26)$$

$$P_k^{xy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k^-) (\hat{y}_k^i - \hat{y}_k^-)^T \quad (27)$$

(7) 使用 H^∞ 的式(4)一式(9),得到 K_k :

$$R_{r,k} = \begin{bmatrix} R_k & 0 \\ 0 & -\gamma I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H_k \\ I \end{bmatrix} P_k^- \begin{bmatrix} H_k^T & I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_k + P_k^y & P_k^{xyT} \\ P_k^{xy} & -\gamma^2 I + P_k^- \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (30)$$

(8) 更新状态的均值和协方差

$$P_k = P_k^- - [P_k^{xy} \quad P_k^-] R_{r,k}^{-1} \begin{bmatrix} P_k^{xy} \\ P_k^- \end{bmatrix}^T \quad (31)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k) \quad (32)$$

4.2 R_0 估计策略

随着锂电池的长期使用,它们不断被充电和放电,欧姆电阻也会不断变化。在估算 SOC 的过程中实时更新欧姆电阻 R_0 可以使估计的 SOC 更加准确。 R_0 的估计方程为

$$\begin{cases} R_{0,k} = R_{0,k-1} + \omega_{k-1} \\ U_{L,k} = U_{oc,k} - U_{1,k} - U_{2,k} - R_{0,k} I_k + \nu_k \end{cases}$$

R_0 的观测方程中的 $U_{oc,k}$ 受 SOC 决定, $R_{0,k}$ 的估计由 $k-1$ 时刻的 SOC 和 UKF 算法完成,最终得到 R_0 的实时值。

4.3 FORUKF-UKF 流程

FORUKF-UKF 的主要流程如图 6 所示,在式(2)~式(3)的状态空间模型下通过 FORUKF 算法得到第一个 SOC 值,再在式(10)的状态空间模型下通过 UKF 算法估计得到 R_0 ,并将实时变化的 R_0 反馈回 SOC 的估算过程中,不断循环最终实现 SOC 的估算。

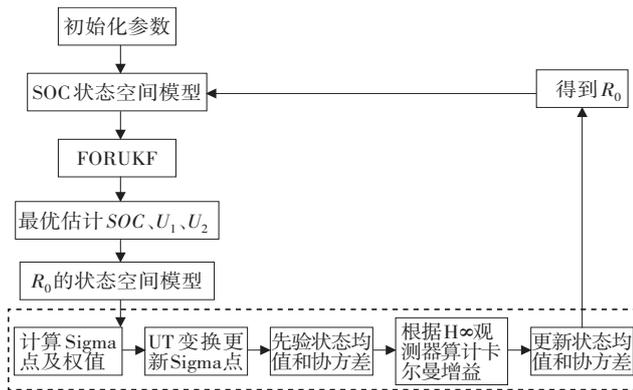


图 6 FORUKF-UKF 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of FORUKF-UKF algorithm

5 结果和讨论

验证讨论中使用的数据是由 CALCE 电池研究小组从 INR 18650-20R 电池的实验中获得的 BJDST 工况数据。将实验得到的数据作为真实值(用黑线表示)与不同算法的模拟结果进行比较。由于研究小组只提供了 0~0.8 之间的 SOC 数据,而 SOC 低于 0.1 会损坏电池,所以选择了电池在 0.1~0.8 之间的 SOC 数据进行验证。同时为了比较和验证当 SOC 的初始值不准确时,各算法是否能保持 SOC 估计的有效性,在验证讨论部分中, SOC 的初始值总是被设置为 1。

在 BJDST 工况下对 SOC 的准确性进行验证,并将 FORUKF-UKF 得到的 SOC 值与 EKF、FOUKF 和 FORUKF 方法估计的 SOC 进行比较。图 7—图 10 显示

了在 BJDST 工况下 4 种算法估计的 SOC 和电压对比情况,其中蓝色、绿色、黄色、红色和黑色分别表示 EKF、FORUKF、FORUKF+UKF、FORUKF-UKF 以及真实值。

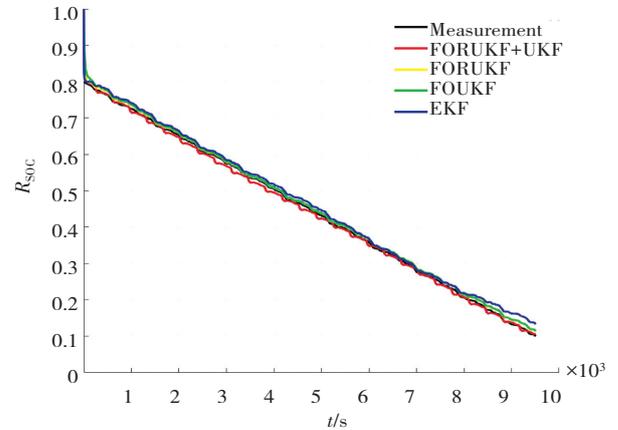


图 7 4 种算法估计的 SOC 对比

Fig. 7 Comparison of the SOC estimated by the four algorithms

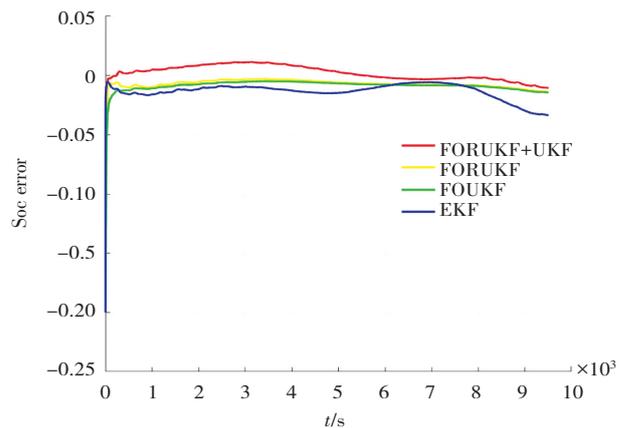


图 8 4 种算法估计的 SOC 误差对比

Fig. 8 Comparison of SOC errors estimated by the four algorithms

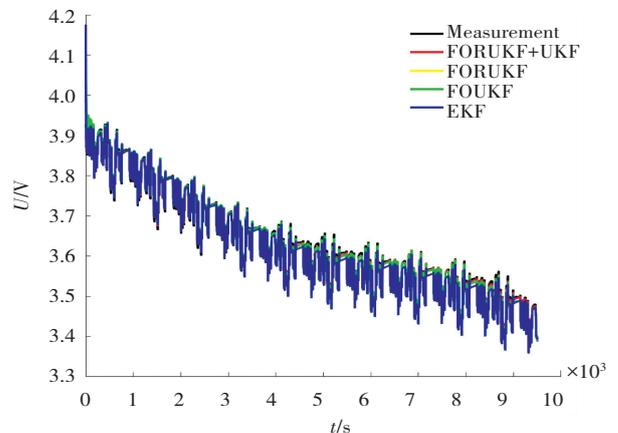


图 9 4 种算法估计的电压对比

Fig. 9 Comparison of the voltages estimated by the four algorithms

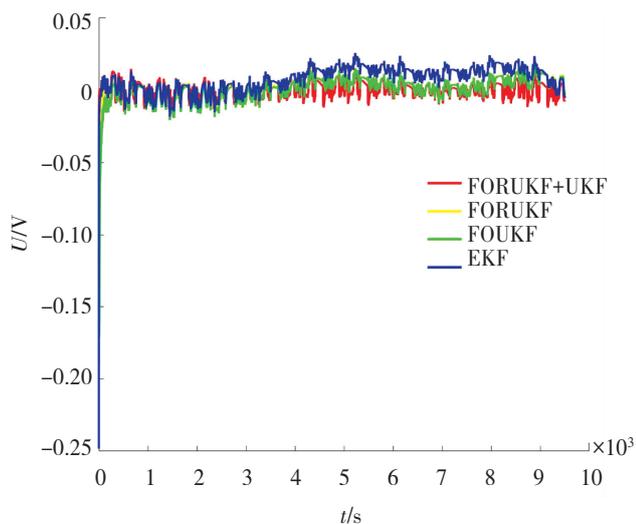


图 10 4 种算法估计的电压误差对比

Fig. 10 Comparison of the voltage errors estimated by the four algorithms

图 7、图 8 显示了在 BJDST 工况下 4 种算法估计 SOC 的对比情况。首先可以看出在设置错误的 SOC 初始值后,4 种算法均可以逐渐接近测量值,但是 FORUKF-UKF 趋近真实值的速度最快。并且 FORUKF-UKF 在估计 SOC 的过程中比 EKF、FOUKF、FORUKF 更接近真实值。图 11 显示了实时估计出 R_0 的变化曲线,可以看出 R_0 的值并不稳定,因此只依靠 AGA 辨识得到的固定的 R_0 值并不准确。为了更直观了解各算法的准确度,现计算出了估计 SOC 时的平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE),如表 3 所示。

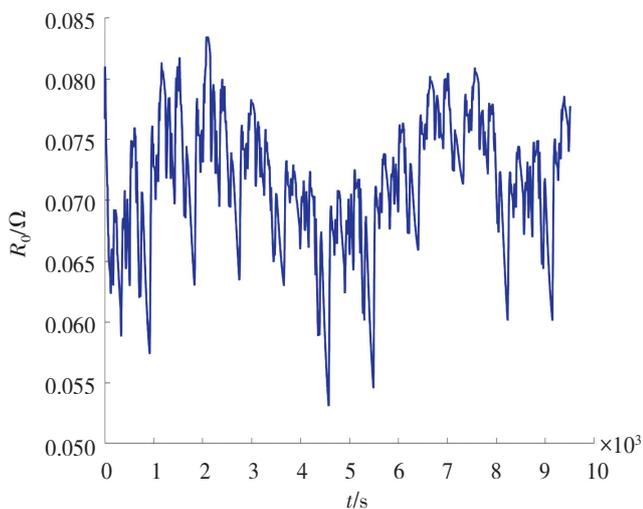


图 11 R_0 的估算曲线

Fig. 11 Estimation curve for R_0

表 3 各算法的准确性对比

Table 3 Comparison of accuracies of algorithms

	SOC 误差/%		电压误差/mV
	MAE	RMSE	RMSE
EKF	1.33	1.49	11.8
FOUKF	0.81	1.09	9.4
FORUKF	0.67	0.89	9.1
FORUKF-UKF	0.53	0.67	8.7

从表 3 中可以看出 FORUKF-UKF 算法保持了最高的准确性,估算 SOC 的准确性优于 EKF、FOUKF 和 FORUKF。证明了利用 UKF 对 R_0 的实时估计更符合锂电池实际特性,联合 FORUKF 组成的联合估算方法可以有效应对工况的急剧变化和干扰,更加稳定和准确。

6 结论

通过合并 H_∞ 观测器和基于 FOM 模型的 UT 变换技术得到 FORUKF 算法,并提出 FORUKF-UKF 算法估计锂电池 SOC。算法实现了实时估计以更新电池的欧姆电阻 R_0 。在 BJDST 工况下设置不准确的 SOC 初始值验证算法的准确性和鲁棒性。根据仿真结果, FORUKF-UKF 算法估计 SOC 的准确性优于 EKF、FOUKF 和 FORUKF,且能克服错误的 SOC 值的影响最快收敛到真实的 SOC 值。最终证明 FORUKF-UKF 方法在估计锂电池的 SOC 方面具备更好的准确性和鲁棒性。

参考文献 (References):

[1] 于智斌,田易之. 由 MIEKPF-EKPF 算法协同估计锂离子电池 SOC 与 SOH[J]. 电池, 2023, 53(2): 160-164.
YU Zhi-bin, TIAN Yi-zhi. Collaborative estimation of SOC and SOH of Li-ion battery by MIEKPF-EKPF algorithm [J]. Battery Bimonthly, 2023, 53(2): 160-164.

[2] 黄庆祥,郭玲,刘修童,等. 风-光储能系统锂离子电池 SOC 校准优化方法[J]. 电机与控制应用, 2023, 50(3): 95-99, 107.
HUANG Qing-xiang, GUO Ling, LIU Xiu-tong, et al. Optimization method of SOC calibration for lithium-Ion battery in wind-solar energy storage system [J]. Motor and Control

- Applications, 2023, 50(3): 95–99, 107.
- [3] 李哲, 卢兰光, 欧阳明高. 提高安时积分法估算电池 SOC 精度的方法比较[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(8): 1293–1296.
LI Zhe, LU Lan-guang, OUYANG Ming-gao. Comparison of methods for improving SOC estimation accuracy through an ampere-hour integration approach[J]. Journal of Tsinghua University (Science & Technology), 2010, 50(8): 1293–1296.
- [4] 张连德. 基于电化学阻抗谱的三元锂离子电池状态估计研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
ZHANG Lian-de. Study on state estimation of ternary lithium ion battery based on electrochemical impedance spectroscopy [D]. Changchun: Jilin University, 2018.
- [5] 卢婷, 杨文强. 锂离子电池全生命周期内评估参数及评估方法综述[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(3): 657–669.
LU Ting, YANG Wen-qiang. Review of evaluation parameters and methods of lithium batteries throughout its life cycle[J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(3): 657–669.
- [6] 贾玉健, 解大, 顾羽洁, 等. 电动汽车电池等效电路模型的分类和特点[J]. 电力与能源, 2011, 32(6): 516–521.
JIA Yu-jian, JIE Da, GU Yu-jie, et al. Classification and characteristics of equivalent circuit models for EV's battery[J]. 2011, 32(6): 516–521.
- [7] 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(7): 122949–122954.
- [8] XIONG R, TIAN J P, SHEN W X, et al. A novel fractional order model for state of charge estimation in lithium ion batteries[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(5): 4130–4139.
- [9] ZHUANG Y, WANG Z D, YU H Y, et al. A robust extended H_{∞} filtering approach to multi-robot cooperative localization in dynamic indoor environments [J]. Control Engineering Practice, 2021, 21(7): 953–961.
- [10] HAVANGI R. Adaptive robust unscented Kalman filter with recursive least square for state of charge estimation of batteries [J]. Electrical Engineering, 2022, 104(2): 1001–1017.
- [11] CHEN L P, WU X W. State-of-Charge estimation of lithium-ion batteries based on fractional-order square-root unscented Kalman filter[J]. Fractal and fractional, 2022, 6(2): 52–58.
- [12] 王志福, 罗崑, 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 Zhi-fu, LUO Wei, YAN Wu, 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.
- [13] 何锋, 王文亮, 蒋雪生, 等. 双扩展卡尔曼滤波法估计锂电池组 SOC 与 SOH[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(7): 37–40.
HE Feng, WANG Wen-liang, JIANG Xue-sheng, et al. Estimation of SOC and SOH of lithium battery pack by double extended Kalman filter[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2021, 59(7): 37–40.
- [14] 丁羿茗, 吕瑞强, 蒋超. 基于分数阶锂电池模型的 FOMIAEKF 算法 SOC 估计 [J]. 电源技术, 2021, 45(9): 1148–1151.
DING Yi-ming, LU Rui-qiang, JIANG Chao. SOC estimation of FOMIAEKF algorithm based on fractional order Lithium battery model[J]. Chinese Journal of Power Sources. 2021, 45(9): 1148–1151.
- [15] 赵月荷, 庞宗强. 基于无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态估计[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(10): 136–141.
ZHAO Yue-he, PANG Zong-qiang. State of health estimation of power batteries based on unscented Kalman filter [J]. Foreign Electronic Measurement Technology. 2022, 41(10): 136–141.

责任编辑:田 静