

基于分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法的 锂电池SOC估计

高峰^{1,2}, 邓阳杰¹, 刘健¹

(1. 武汉工程大学, 湖北 武汉 430073; 2. 武汉科技大学管理学院, 湖北 武汉 430081)

摘要: 针对锂电池荷电状态 (State Of Charge, SOC) 估计时常用的整数阶等效电路模型无法精准反映电池极化反应和提高在噪声干扰下全生命周期 SOC 的估计准确度问题, 在二阶 RC 等效电路模型的基础上建立分数阶模型, 并采用遗传 (GA) 算法对其进行参数辨识, 从而增强参数辨识的鲁棒性。最后在传统的无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 算法的基础上引入了多新息理论, 提出了一种基于分数阶多新息无迹卡尔曼滤波 (Fractional Order Multi Innovation Unscented Kalman Filtering, FOMIUKF) 算法来实现对锂电池 SOC 的实时估计, 最后通过搭建仿真模型验证了基于 GA 分数阶锂电池等效模型的准确性和可靠性, 并进行了基于分数阶无迹卡尔曼滤波 (Fractional Order Unscented Kalman Filtering, FOUKF) 算法、FOMIUKF 算法的锂电池 SOC 估计对比分析, 发现 FOMIUKF 算法估计准确度更高, 其估计误差仅为 1%。

关键词: SOC 估计; 分数阶模型; 多新息无迹卡尔曼滤波

Lithium battery SOC estimation based on fractional order multi innovation unscented Kalman filtering algorithm

GAO Feng^{1,2}, DENG Yangjie¹, LIU Jian¹

(1. Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430073, China;

2. School of Management, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: In response to the problem that the commonly used integer order equivalent circuit model for estimating the state of charge (SOC) of lithium batteries cannot accurately reflect the polarization response of the battery and improve the estimation accuracy of SOC throughout the entire life cycle under noise interference, a fractional order model is established on the basis of the second-order RC equivalent circuit model, and genetic algorithm (GA) is used to identify its parameters, thereby enhancing the robustness of parameter identification. Finally, based on the traditional UKF algorithm, the theory of multiple innovations was introduced, and a fractional order multi innovation unscented Kalman filtering (FOMIUKF) algorithm was proposed to achieve real-time estimation of the SOC of lithium batteries. Finally, a simulation model was built to verify the accuracy and reliability of the GA fractional order lithium battery equivalent model, and FOUKF was used Comparative analysis of lithium battery SOC estimation using FMIUKF algorithm shows that FOMIUKF algorithm has higher estimation accuracy, with an estimation error of only 1%.

Key words: SOC estimation; fractional order model; multi innovation unscented Kalman filtering

国家科技支撑计划项目 (2014BAA04B01); 武汉工程大学 2016 校青年科学基金、人文社科基金 R201611

0 引言

在储能领域中,锂电池被广泛应用于储能电站中。储能电站通过将能源储存起来,并在需要时释放出来,为电网调度、能源平衡及应对尖峰需求等方面提供了重要支持。确保锂电池的可靠和准确的荷电状态(State of Charge, SOC)估计能够使得电池被充分合理的利用,避免电池过充电、过放电对电池造成不可逆的损害^[1-3]。

因此,对储能电站锂电池SOC估计的研究具有重要意义。进行锂电池SOC估计需要深入分析锂电池的特性和行为,建立准确的电池等效模型。而目前常见的电池等效模型有电化学模型和等效电路模型。电化学模型能够直接反映电池充放电时内部发生的电化学反应,但该模型计算复杂;而等效电路模型参数较少且计算简单,但却无法很好地模拟出电池的极化反应。因此本文采用分数阶模型,既能很好地描述锂电池的极化反应,又能保证在模型复杂度较低的情况下满足SOC估计准确度的要求^[4-10]。

在完成锂电池等效模型的建立后,需要采用先进的估计算法来提高储能电站对锂电池SOC的估计准确度和可靠性。这将有助于优化电池的使用,延长电池的寿命,提高储能电站的能源管理效率,确保电网的稳定运行。而基于电池等效模型的卡尔曼滤波算法是目前锂电池SOC估计使用最广的一种方法,但锂电池是一个高度非线性系统,采用传统的线性卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法估计锂电池SOC时的误差较大。为此,有学者在KF算法的基础上,提出了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法。EKF算法通过将非线性系统线性化来达到估计锂电池SOC的目的,但在其线性转化的过程中忽略了高阶项,从而使SOC估算误差变大。因此又有学者提出一种不需要通过泰勒级数展开来近似处理非线性系统,而是以无迹变换为基础,通过对系统的状态变量近似密度分布来加以处理的UKF算法。UKF算法通过无迹变换获得的Sigma点进行非线性变换,再通

过加权处理得到原系统的最优均值与协方差。然而UKF算法在进行电池系统SOC估计时,通常将系统的噪声设为0,但在实际工程应用中的系统噪声特性是复杂多变的,这将使得系统SOC估计出现较大误差^[11-13]。

经过以上分析,本文首先建立了基于分数阶的二阶RC等效电路模型,并采用了遗传算法(GA)对模型进行参数辨识。为了增强对传统UKF算法中历史数据的利用程度,加强估计值与真实值的迭代跟踪能力,本文在UKF算法的基础上融入了多新息辨识理论,设计了一种基于分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法,并进行了SOC估计。

1 电池建模

1.1 分数阶建模

首先在传统整数阶的二阶RC模型下建立分数阶的二阶RC锂电池模型,如图1所示。该模型准确地描述了电池动态响应过程,模拟了电池电化学反应极化与浓差极化效应,并保证了参数辨识过程中计算量较小。其中, U_{OC} 表示锂电池的开路电压; R_0 表示欧姆内阻; i_L 表示锂电池的工作电流(放电电流为正,充电电流为负); R_{pa} 和 C_{pa} 表示锂电池电化学极化电阻和电容; R_{pb} 和 C_{pb} 表示锂电池浓差极化电阻和电容; U_L 表示锂电池的端电压^[14-17]。

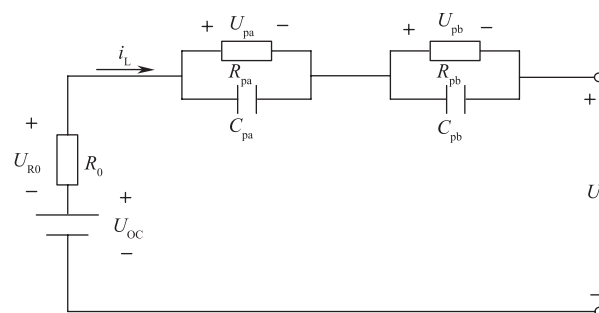


图1 二阶RC等效电路模型

Fig. 1 Second order RC equivalent circuit model

目前依据整数阶的差分定义与柯西公式对分数阶设定为三种常见的定义:①G-L定义;②R-L定义;③Caputo定义。而其中G-L定义在

形式上是将数值离散化程度更好呈现出来，因此，本文分数阶选用G-L定义^[18]，公式为

$$\begin{aligned} {}_{\rho}D_t^n f(t) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^n} \sum_{k=0}^L (-1)^i \varphi^i f(t - ih) \\ \varphi^i &= \binom{n}{i} = \begin{cases} 1, i=0 \\ \frac{n!}{i!(n-i)!}, i>0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中， ${}_{\rho}D_t^n$ 为分数阶微积分算子； ρ 和 t 为积分上下限； n 为阶次； h 为采样周期，本文的采样周期取为0.1 s； i 为采样次数； L 为步长； φ^i 为二项式系数。

将图1中的极化电容 C_{pa} 和 C_{pb} 在频域上表示为

$$\begin{cases} Z_{C_{pa}}(j\omega) = \frac{1}{(j\omega)^{n_1} C_{pa}}, 0 < n_1 < 1 \\ Z_{C_{pb}}(j\omega) = \frac{1}{(j\omega)^{n_2} C_{pb}}, 0 < n_2 < 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中， n_1 、 n_2 分别为极化电容 C_{pa} 和 C_{pb} 分数阶阶次，均为小数。

通常分数阶系统可表示为

$$\begin{cases} D^a x_{k+1} = f(x_k, u_k) + \omega_k \\ y_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (3)$$

式中， $D = [-R_0]$ ； $a = [n_1 \ n_2 \ 1]^T$ ； x_k 为当前时刻系统状态变量； x_{k+1} 为下一时刻系统状态变量； u_k 为系统输入变量； ω_k 为系统高斯噪声； y_k 为系统输出变量； v_k 为系统测量噪声。

由图1等效电路基尔霍夫定理可构建其状态变量微分方程与观测方程。

1) 状态方程

$$\begin{cases} D^{n_1} = -\frac{U_{pa}}{R_{pa} C_{pa}} + \frac{1}{C_{pa}} I_k \\ D^{n_2} = -\frac{U_{pb}}{R_{pb} C_{pb}} + \frac{1}{C_{pb}} I_k \\ D^1 = -\frac{h}{Q_N} I_k \end{cases} \quad (4)$$

2) 观测方程

$$U_L = U_{OC}(\text{SOC}) - U_{pa} - U_{pb} - I_k R_0 \quad (5)$$

由式(1)，令 $\varpi_i^n = (-1)^i \binom{n}{i}$ ，建立离散化

分数阶模型状态空间方程为

$$\begin{bmatrix} U_{pa,k+1} \\ U_{pb,k+1} \\ \text{SOC}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-h^{n_1}}{R_{pa} C_{pa}} \\ \frac{-h^{n_2}}{R_{pb} C_{pb}} \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{pa,k} \\ U_{pb,k} \\ \text{SOC}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{-h}{C_{pa}} \\ \frac{-h}{C_{pb}} \\ \frac{-h}{Q_N} \end{bmatrix} I_k - \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{k+1} \varpi_i^{n_1} U_{pa}(k+1-i) \\ \sum_{i=1}^{k+1} \varpi_i^{n_2} U_{pb}(k+1-i) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$U_L(k) = U_{OC}(\text{SOC}(k)) - U_{pa}(k) - U_{pb}(k) - I_L(k) R_0 \quad (7)$$

1.2 基于遗传算法的模型参数辨识

在完成构建基于分数阶的二阶RC等效电路模型后，能够直接测量的参数只有电流 I 和端电压 U_L ，而其他电阻电容参数是无法直接测试得到的。因此需要进行参数辨识，传统的基于LS算法的参数辨识常用于离线辨识，不能实时在线辨识模型参数，改进的RLS算法利用上一时刻辨识参数对当前时刻辨识参数进行修正，能够用于在线参数辨识，但其存在数据饱和、鲁棒性较差等问题。而遗传算法（Genetic Algorithm, GA）是一种不断优化的算法，其鲁棒性强，因此本文采用GA对分数阶的二阶RC等效电路模型进行参数辨识，其流程如图2所示。

1) 首先将等效电路模型中需要参数辨识的参数（ R_{pa} 、 R_{pb} 、 C_{pa} 、 C_{pb} 、 n_1 、 n_2 ）用二进制进行编码，再确定种群数目和交叉、变异概率，最后随机选择部分个体作为初始种群。

2) 采用式(8)所示的适应度函数对初始化的种群进行筛选，判断初始种群中哪些个体满足适应性条件。

3) 对不满足适应性条件的个体进行交叉、变异操作产生新群体。

4) 将产生的新群体再经过上述步骤循环迭代，直至最终输出满足适应度函数的最优解。该最优解即是等效电路模型参数辨识的结果。

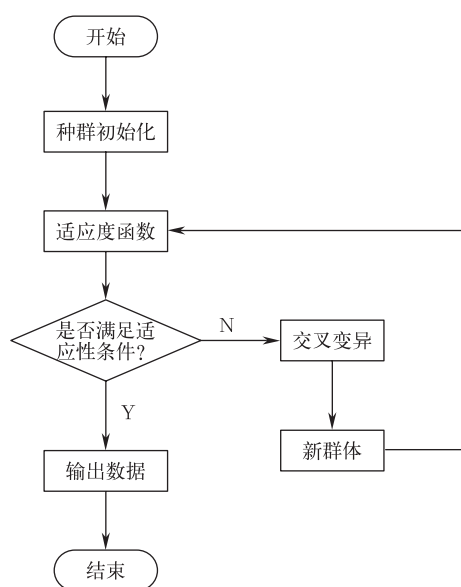


图2 遗传算法流程图

Fig. 2 Flow chart of genetic algorithm

适应度函数计算式为

$$J(i) = \sum_{h=1}^N [Y_e(j) - Y_r(j)]^2 \quad (8)$$

式中, N 为群体中的个体数量; $Y_e(j)$ 为测试输出; $Y_r(j)$ 为最优输出。

图2中的交叉概率 $C(i)$ 与变异 $M(i)$ 概率可以表示为

$$C(i) = K_1 \frac{J_{\max} - J(i)}{J_{\max} - J_{\text{ave}}} \quad (9)$$

$$M(i) = K_2 \frac{J_{\max} - J(i)}{J_{\max} - J_{\text{ave}}}$$

式中, K_1 与 K_2 为种群初始化时的交叉概率与变异概率; $J_{\max}$ 为种群中适应度最大值; J_{ave} 为种群中适应度的平均值。

2 基于分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法的锂电池SOC估计

2.1 分数阶无迹卡尔曼滤波算法

FUKF算法相比较于传统的UKF算法估计流程上本质是相同的, 区别在于FUKF算法是应用在分数阶锂电池等效电路模型上。具体的FUKF算法估计过程分为如下步骤。

1) 初始化。将系统变量初始化, 设置为 x_0 , 并将系统 Q 、 R 和噪声协方差矩阵 P 初始化。

2) 构建 $2n+1$ 个Sigma采样点

$$X_i = \begin{cases} \hat{x}, i = 0 \\ \hat{x} + \sqrt{n + \lambda} p_i, i = 1, \dots, n \\ \hat{x} - (\sqrt{n + \lambda} p_i), i = n + 1, \dots, 2n \end{cases} \quad (10)$$

式中, n 为系统状态变量的维数; λ 为尺度参数, 其计算公式为

$$\lambda = \partial^2(n + k) - n \quad (11)$$

式中, ∂ 为Sigma采样点集的发散分布程度因子, 用来确定Sigma采样点的分布情况。

3) 将Sigma采样点应用到系统的等效电路模型中, 将 $2n+1$ 个Sigma采样点通过式 (3) 进行非线性传递可得

$$\begin{cases} D^n \hat{x}_k \approx \sum_{i=0}^m W_i f(x_{k-1}, u_{k-1}) \\ \hat{x}_k = D^n \hat{x}_k - \sum_{j=1}^k (-1)^j n \hat{x}_k, k \geq 1 \end{cases} \quad (12)$$

$$P_k = \sum W_i (x_k - \hat{x}_k)(y_k - \hat{y}_k)^T \quad (13)$$

4) 计算采样点的均值与协方差权重

$$\begin{cases} \omega_0^m = \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ \omega_0^c = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \partial^2 + \beta) \\ \omega_i^m = \omega_i^c = \frac{\lambda}{2(n + \lambda)}, i = 1 \sim 2n \end{cases} \quad (14)$$

式中, ω_i^m 为均值权重; ω_i^c 为协方差权重; β 为权重系数, 由该权重值可得输出协方差为

$$\begin{cases} \hat{y}_k = \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \\ P_{yy} = \sum_{i=0}^m \omega_i (y_i - \hat{y}_k)(y_i - \hat{y}_k)^T \\ P_{xy} = \sum_{i=0}^m \omega_i (x_i - \hat{x}_k)(y_i - \hat{y}_k)^T \end{cases} \quad (15)$$

式中, P_{yy} 与 P_{xy} 分别为输出协方差矩阵与输入-输出交叉协方差矩阵。

5) 校正更新: 首先计算卡尔曼增益 K 并更新状态估计值 $\hat{x}_k$ 与协方差矩阵 P_k , 计算式为

$$\begin{cases} K_k = P_{k-1} P_{k-1}^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_{k-1}) \\ P_k = P_{k-1} - K_k P_{k-1} K_k^T \end{cases} \quad (16)$$

2.2 分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法SOC估计

通常情况下在采用UKF算法估计SOC的过程中,会采用 $k-1$ 时刻的状态信息对 k 时刻的状态信息进行预测,而遗漏了 $k-1$ 时刻之前的所有有效信息,因此通过引入多新息的方法对 $k-1$ 时刻之前的状态信息进行利用,可以提高UKF算法的准确度,因此本文采用基于分数阶的多新息无迹卡尔曼算法估计锂电池SOC,其中多新息矩阵为^[19-20]

$$E_{pk} = \begin{bmatrix} e_k \\ e_{k-1} \\ e_{k-2} \\ \vdots \\ e_{k-p+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_k - y_{k-1} \\ U_{k-1} - y_{k-2} \\ U_{k-2} - y_{k-3} \\ \vdots \\ U_{k-p+1} - y_{k-p} \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中, U_k 为端电压测量值; p 为新息长度。

将该多新息矩阵与UKF算法结合,得到分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法估计SOC为

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + By_{k-1} - \sum_{i=1}^{k+1} (-1)^i \varphi^i \hat{x}_{k+1-i} \quad (18)$$

$$P_{k-1} = (A + \varphi^i)P_{k-1}(A + \varphi^i)^T + Q_{k-1} + \sum_{i=2}^k \varphi^i P_{k-1} \varphi^{iT} \quad (19)$$

$$e_{k-p+1} = U_{k-p+1} - \hat{y}_{k-p+1} \quad (20)$$

$$K_k = P_{k-1} C_k^T (C_k P_{k-1} C_k^T + R_k)^{-1} \quad (21)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \sum_{i=1}^p L_i e_{k-p+1} \quad (22)$$

$$P_k = (I - K_k C_k) P_{k-1} \quad (23)$$

$$\text{式中 } A = \begin{bmatrix} -h^{n_1} / R_{pa} C_{pa} & & \\ & -h^{n_2} / R_{pa} C_{pa} & \\ & & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -h & -h & -h \\ C_{pa} & C_{pb} & Q_N \end{bmatrix}^T$$

K_k 为卡尔曼增益; Q_k 为系统误差协方差矩阵; R_k 为观测误差协方差矩阵。

3 实验分析与验证

为了验证本文所采用的分数阶等效电路模型的准确性与可靠性,在完成了分数阶等效电路模型的建立及其基于GA参数辨识后,通过在MATLAB的Simulink中搭建了该等效电路模

型,并在UDDS (Urban Dynamometer Driving Schedule) 工况下进行仿真实验, UDDS工况是由美国环境保护署EPA制定的城市道路循环工况。其中UDDS工况实验电流和电压波形如图3、图4所示;并将由GA分数阶等效电路模型输出的端电压与真实值进行对比,结果如图5所示;其端电压误差对比如图6所示。

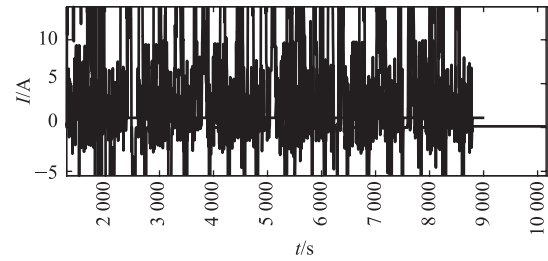


图3 UDDS 工况实验电流波形

Fig. 3 Current waveform of UDDS working condition experiment

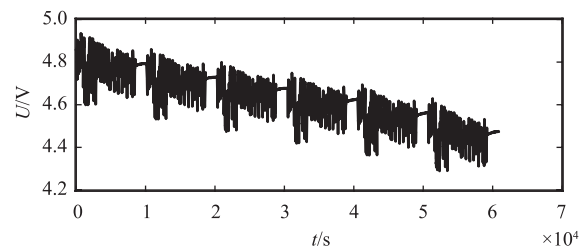


图4 UDDS 工况实验电压波形

Fig. 4 Voltage waveform of UDDS working condition experiment

由图5、图6可知,在UDDS工况下等效电路模型的端电压的仿真值与真实值接近,其端电压误差范围在 $-0.04 \sim 0.04$ V之间,误差较小,因此这也验证了GA分数阶等效电路模型的可靠性与准确性。

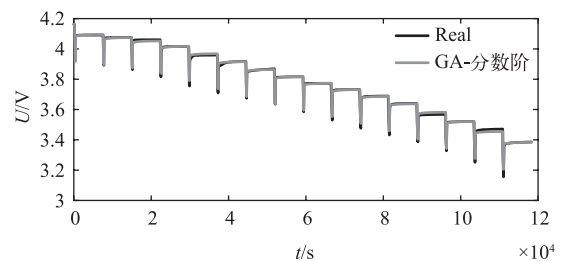


图5 等效电路模型端电压对比

Fig. 5 Comparison of terminal voltages of equivalent circuit models

在完成了对GA分数阶等效电路模型准确性和可靠性的验证后,还需要对基于FOMIUKF的

锂电池SOC估计方法进行准确度验证。在图3、图4的UDDS工况下,通过MATLAB/Simulink搭建的等效电路模型分别采用FOUKF、FOMIUKF算法进行锂电池SOC估计,并与真实值进行对比分析。

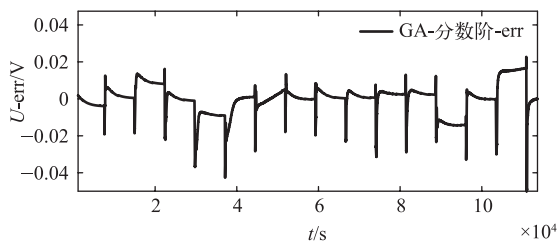


图6 等效电路模型端电压误差对比

Fig. 6 Comparison of terminal voltage errors in equivalent circuit models

图7为两种SOC估计算法的对比图。从图7中可以看出,FOUKF、FOMIUKF算法都贴近真实值,都能够很好地实现对锂电池SOC的估计,但FOMIUKF算法的准确度更高,误差更小。图8为两种算法的SOC估计误差对比图,从图8中可以看出,FOUKF算法的估计误差为2%左右,而FOMIUKF算法的估计误差为1%左右。

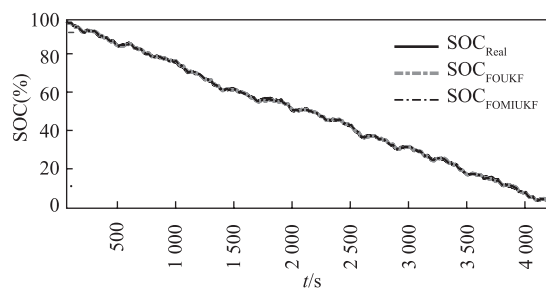


图7 UDDS 工况下锂电池 SOC 估计算法对比

Fig. 7 Comparison of SOC estimation algorithms for lithium batteries under UDDS operating conditions

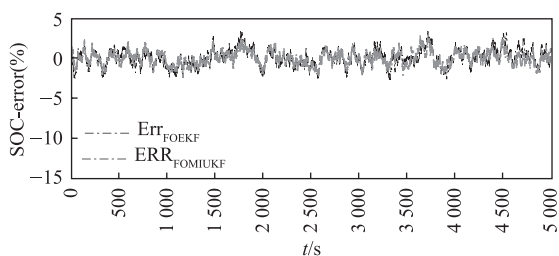


图8 UDDS 工况下锂电池 SOC 估计算法误差对比

Fig. 8 Comparison of SOC estimation algorithm errors for lithium batteries under UDDS operating conditions

4 结束语

本文针对锂电池SOC估计时常用的整数阶等效电路模型准确度不高的问题,在二阶RC等效电路模型的基础上建立分数阶模型,采用遗传算法(GA)对其进行参数辨识,并在传统的UKF算法的基础上引入了多新息理论,提出了FOMIUKF算法来实现对锂电池SOC的估计,并在UDDS工况下通过MATLAB/Simulink搭建了仿真模型,验证了基于分数阶锂电池等效模型的准确性与可靠性,其端电压误差仅为0.04 V,又在GA分数阶等效电路模型的基础上采用FOUKF、FOMIUKF算法对锂电池SOC进行对比估计验证,发现FOMIUKF算法估计准确度更高,其估计误差仅为1%。

参考文献

- [1] 宋昊,尹丽菊,咸日常,等.基于分数阶多新息卡尔曼滤波法的SOC估计[J].电源技术,2021,45(9): 1144-1147.
- [2] 李晓宇,朱春波,魏国,等.基于分数阶联合卡尔曼滤波的磷酸铁锂电池简化阻抗谱模型参数在线估计[J].电工技术学报,2016,31(24): 141-149.
- [3] 何俊儒,王洪诚,杨欣荣,等.平方根无迹卡尔曼滤波作球面变换的SOC估计[J].电源技术,2018,328(42): 119-123.
- [4] 官兵,凌六一,何业梁,等.基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC估计[J].电源技术,2020,362(11): 37-42.
- [5] 王党树,王新霞.基于扩展卡尔曼滤波的锂电池SOC估算[J].电源技术,2019,43(9): 1458-1460.
- [6] 莫易敏,骆聪,熊巍,等.基于改进扩展卡尔曼滤波的锂电池SOC估计[J].电源技术,2020,44(6): 828-831.
- [7] 许志华.锂电池的分数阶建模及状态估计方法研究[J/OL].电源学报: 1-12[2023-03-27].
- [8] 孙鑫,杨海晶,谷青发,等.基于分数阶模型的

- 分阶段自适应锂离子电池荷电状态估计[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(2): 183-192.
- [9] 鲁伟, 续丹, 杨晴霞, 等. 锂电池分数阶建模与荷电状态研究[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(7): 124-129.
- [10] 刘树林, 崔纳新, 李岩, 等. 基于分数阶理论的车用锂离子电池建模及荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2017, 32(4): 189-195.
- [11] 冀京润. 基于分数阶模型的锂离子电池参数辨识与荷电状态估计研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
- [12] 渠砚青, 赵爽, 黄小群, 等. 一种基于分数阶的电池荷电状态估计方法[J]. 电子技术与软件工程, 2022(19): 38-42.
- [13] LIU Z, DANG X, JING B. A novel open circuit voltage based nte of charge estimation for lithium-ion battery by multiinnovation Kalman filter[J]. IEEE Access, 2019 (7): 49432-49447.
- [14] OH S, NGUYEN V H, BUI V T, et al. Intertwined nanospongesolid-state polymer electrolyte for rollable and foldable lithium-ionbatteries[J]. ACS Appl Mater Interfaces, 2020, 12(10): 11657-11668.
- [15] ZHAO Y, WU C, PENG G, et al. A new solid polymer electrolyteincorporating Liio, S) into a polyethylene oxide matrix for allsolid-state lithium batteries[J]. Power Sources, 2016, 301: 47-53.
- [16] LI Z, HUANG J, LIAW B Y, et al. On state-of-charge determination for lithium ion battery[J]. Journal of Power Sources, 2017, 348 (30): 281-301.
- [17] XU Y, HU M H, ZHOU A J, et al. State of charge estimation for lithium-ion batteries based on adaptive dual Kalman filter[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 77: 1255-1272.
- [18] 李静, 杨艳, 秦建鑫, 等. 锂电池分数阶建模与荷电状态估计研究[J]. 电源技术, 2020, 44(7): 983-985, 994.
- [19] XIAO R X, SHEN J W, LI X Y, et al. Comparisons of modeling and state of charge estimation for lithium-ion battery based on fractional order and integral order methods[J]. Energies, 2016, 9(3): 184.
- [20] 高文凯, 严利民, 孙叠. 一种变参数模型平方根 UKF 锂离子电池 SOC 估计方法[J]. 上海大学学报. (自然科学版), 2020, 26(3): 413-424.

作者简介

高峰 (1978—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为计算机集成控制。

(收稿日期: 2023-07-31)