

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209352

## 基于 FFMILS-MIUKF 算法的锂电池 SOC 估计\*

邢丽坤<sup>1</sup> 詹明睿<sup>1</sup> 郭敏<sup>1</sup> 伍龙<sup>2</sup> 仇伟文<sup>1</sup>

(1.安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001; 2.淮南师范学院机械与电气工程学院 淮南 232001)

**摘要:** 准确估计 SOC 在防止锂电池过度充放电、提高锂电池能量利用率以及保障电池管理系统安全稳定运行方面具有重要意义。本文以三元锂电池为研究对象,提出一种基于多新息辨识理论的 SOC 估计方法,通过建立二阶 RC 等效电路模型,采用遗忘因子多新息最小二乘法(FFMILS)对模型参数进行在线辨识,结合多新息无迹卡尔曼滤波(MIUKF)算法估计锂电池的 SOC,通过 UDDS 实验验证,并和 EKF、UKF 及 MIUKF 算法进行对比,实验结果表明,FFMILS-MIUKF 算法估计锂电池 SOC 的误差控制在 1.08% 左右,其具有高精确性和快速收敛性。

**关键词:** 锂电池;多新息辨识理论;遗忘因子最小二乘法;无迹卡尔曼滤波

**中图分类号:** TM912 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## SOC estimation of Lithium battery based on FFMILS-MIUKF algorithm

Xing Likun<sup>1</sup> Zhan Mingrui<sup>1</sup> Guo Min<sup>1</sup> Wu Long<sup>2</sup> Qiu Weiwen<sup>1</sup>

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

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Huainan Normal University, Huainan 232001, China)

**Abstract:** Accurate estimation of SOC plays an important role in preventing excessive charge and discharge of lithium batteries, improving energy utilization rate of lithium batteries and ensuring safe and stable operation of battery management system. In this paper, a SOC estimation method based on multi-innovation identification theory is proposed for ternary lithium batteries. Adopting forgetting factor multi-innovation least square method for model parameter online identification by building a second order RC equivalent circuit model, multi-innovation unscented Kalman Filter algorithm was used to estimate the SOC of lithium batteries. Through Verified by UDDS experiment and were compared with EKF, UKF and MIUKF algorithm, the results indicate that FFMILS-MIUKF algorithm to estimate the error of the SOC control at around 1.08%, which has high accuracy and fast convergence.

**Keywords:** the lithium battery; multi-innovation identification method; forgetting factor least square method; unscented Kalman filter

## 0 引言

环境污染与能源危机已经成为全世界共同面临、亟待解决的重要问题,因此推动交通工具向低碳环保以及零排放方向发展达成了全球共识。动力电池的发展影响着电动汽车的发展前景,其中锂电池具有能量密度高、循环寿命长、自放电率小及充放电电压稳定等特点<sup>[1]</sup>。电池管理系统(battery management system, BMS)为电池正常运行提供了必要条件,其预测指标主要包括荷电状态(state of charge, SOC)、健康状态(state of health, SOH)和功率状态等,其中电池荷电状态的估计是目前国内外学者研究的重点,也是 BMS 的基础和前提<sup>[2]</sup>。在实际充放电过程中,锂电池的工作环境较为复杂,其性能会发生不可逆的衰减,

故准确估计锂电池 SOC 对提高电池可靠性、延长电池寿命、防止过度充放电和电动汽车直观续航以及安全行驶等方面具有重要作用<sup>[3]</sup>。

针对电池 SOC 估计的问题,目前常用的 SOC 估计方法可以分为四类:安时积分法;开路电压法;数据驱动法,自适应滤波器法<sup>[4]</sup>。综合比较上述方法的优缺点,自适应滤波器法在电池 SOC 估计中应用较为广泛。文献[5]提出了基于 Thevenin 等效电路模型和遗忘因子递归最小二乘法的电池建模和在线电池参数辨识方法,采用扩展卡尔曼滤波(expand Kalman filter, EKF)算法和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法对电池 SOC 进行估计;文献[6]以磷酸铁锂电池为研究对象,针对扩展卡尔曼

收稿日期:2022-03-21

\* 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)资助

滤波算法对非线性状态方程估计精度有限的问题,提出中心差分卡尔曼滤波(central difference Kalman filtering, CDKF)算法,采用 EKF 和 CDKF 两种算法估计电池的 SOC,并分析、比较了两种估算结果;文献[7]等在 ECE15 工况下对动力电池 SOC 进行实验,论证了提出的强迫跟踪扩展卡尔曼滤波(strong tracking extended Kalman filter, STEKF)算法的强迫适应性;文献[8]对多新息扩展卡尔曼滤波(multi-innovation extended Kalman filter, MIEKF)算法进行研究,在算法迭代过程中充分利用每一时刻的新息,提高了数据利用率,实验结果表明该方法具有较好的估计效果。

考虑到传统最小二乘法和卡尔曼算法历史数据易饱和,跟踪性能较差的问题,从而进一步提高锂电池 SOC 估计的准确性与收敛性,本文基于前人研究的理论基础与实践检验,采用遗忘因子多新息最小二乘法(forgetting factor multi-innovation least square method, FFMILS)对锂电池电路模型参数进行在线辨识,并与多新息无迹卡尔曼滤波(multi-innovation unscented Kalman filter, MIUKF)算法结合去估计锂电池的 SOC,通过实验验证并与 EKF、UKF、MIUKF 算法对比,结果表明,本文所提出的 FFMILS-MIUKF 联合算法具有高准确性和快速收敛性。

## 1 锂电池建模及参数识别

### 1.1 等效电路模型

常用的锂电池模型主要有 3 类:电化学模型、数据驱动模型和等效电路模型。综合比较 3 种模型的适用性和优缺点,优先选择等效电路模型(equivalent circuit model, ECM),它是目前 SOC 估计过程中应用最为广泛的模型之一。

等效电路模型通过电压源、电阻、电容等元器件组成电路网络结构来描述电池的外特性,其能够达到辨识实时性的要求,快速实现电池特性的仿真<sup>[9]</sup>。考虑电池模型的简易性、计算的简捷性以及能够较好适应 BMS 的处理性能,本文以二阶 RC 等效电路网络作为研究模型,如图 1 所示。

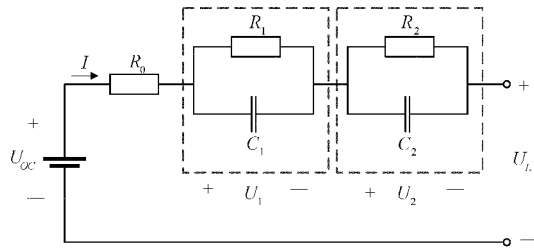


图 1 二阶 RC 等效电路模型

$U_{ox}$  为电池的开路电压,  $R_0$  为欧姆内阻,  $R_1, C_1$  为电化学极化电阻、电容,  $R_2, C_2$  为浓差极化电阻、电容,  $U_1$  为电化学极化电压,  $U_2$  为浓差极化电压,  $I$  为充放电电流,  $U_L$  为输出端电压,其中,极化电阻和电容并联使用,可以模拟电池端电压因负载变化从而偏离平衡状态的极化现象。

由基尔霍夫定律列出电池模型的状态方程与输出方程。

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

$$U_L = U_{ox} - U_1 - U_2 - IR_0 \quad (2)$$

SOC 定义为电池剩余容量与额定容量的比值,即:

$$SOC = \frac{Q_n}{Q_t} \times 100\%$$

对上式离散化,则可得:

$$SOC(k) = SOC(k-1) - \left(\frac{\eta \Delta t}{Q_t}\right) i_{k-1} \quad (3)$$

式(3)中,  $\eta$  为电池库伦效率,  $\Delta t$  为当前充放电时间, 电池充电时,  $\eta < 1$ ; 电池放电时,  $\eta = 1$ 。

以端电压  $U_L$  为输出量, 电流  $I$  为输入量, 选择  $[U_1(k) U_2(k) SOC(k)]^T$  为状态变量, 针对式(1)、(2)进行离散化, 并结合式(3), 列出观测方程和状态空间方程如下:

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

$$\begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\frac{\Delta t}{\tau_1(k)}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_2(k)}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \\ SOC_{k-1} \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} R_1(k)(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_1(k)}}) \\ R_2(k)(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_2(k)}}) \\ -\frac{\eta \Delta t}{Q_t} \end{bmatrix} I(k-1) \quad (5)$$

### 1.2 遗忘因子多新息最小二乘法

递推最小二乘法(recursive least square, RLS)是一种基于自适应滤波理论的模型参数辨识和数据挖掘算法,具有易于掌握、计算量小,拟合精度高的优点<sup>[10]</sup>。新息可定义为当前输出观测值与前一时刻辨识模型参数响应值之间的差值,结合多新息辨识理论,将标量新息扩展为向量新息或矩阵新息,通过新息对前一时刻的辨识结果进行修正,充分利用每个时刻的数据,能够解决 RLS 在参数辨识过程中只能利用当前时刻信息辨识参数、使用数据效率低的问题,从而提高算法的辨识精度和历史数据利用率<sup>[11]</sup>。综合多种因素,本文选择遗忘因子多新息最小二乘法(FFMILS)对电池等效电路模型参数进行辨识。

遗忘因子最小二乘法递推公式如式(6)所示。

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) [y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1)] \\ K(k) = \mathbf{P}(k-1) \varphi(k) [\lambda + \varphi^T(k) \mathbf{P}(k-1) \varphi(k)]^{-1} \\ \mathbf{P}(k) = \lambda^{-1} [E - K(k) \varphi^T(k)] \mathbf{P}(k-1) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $K(k)$  为最小二乘增益;  $P(k)$  为协方差阵;  $\lambda$  为遗忘因子,  $\lambda$  的取值范围为  $0.95 < \lambda < 1$ 。

RLS 算法迭代新息为:

$$e(k) = y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \quad (7)$$

基于多新息理论, 利用过去新息构建  $p$  组新息矩阵  $E(p, k)$ , 提高数据利用率。

$$E(p, k) = \begin{bmatrix} e(k) \\ e(k-1) \\ \dots \\ e(k-p+1) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \\ y(k-1) - \varphi^T(k-1) \hat{\theta}(k-1) \\ \dots \\ y(k-p+1) - \varphi^T(k-p+1) \hat{\theta}(k-1) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式(8)中,  $p$  为新息矩阵的新息个数。

定义:

$$\begin{aligned} Y(p, k) &= [y(k), y(k-1), \dots, y(k-p+1)]^T \\ \phi(p, k) &= [\varphi^T(k), \varphi^T(k-1), \dots, \varphi^T(k-p+1)] \end{aligned} \quad (9)$$

则:

$$E(p, k) = Y(p, k) - \phi^T(p, k) \hat{\theta}(k-1) \quad (10)$$

FFMILS 递推公式如式(11)所示。

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)E(p, k) \\ K(k) = \frac{P(k-1)\phi(p, k)}{[\lambda E_p + \phi^T(p, k)P(k-1)\phi(p, k)]} \\ P(k) = \lambda^{-1} [E_p - K(k)\phi^T(p, k)]P(k-1) \end{cases} \quad (11)$$

### 1.3 参数识别步骤

基于 FFMILS 对电池模型参数进行辨识, 其步骤可总结如下:

1) 对模型终端电压方程式(2)进行拉普拉斯变换, 得到传递函数:

$$\begin{aligned} G(S) &= \frac{U_{oc}(S) - U_L(S)}{I(S)} = \\ & \left( R_0 + \frac{R_1}{\tau_1 s + 1} + \frac{R_2}{\tau_2 s + 1} \right) = \\ & \frac{R_0 S^2 + \frac{(R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1)S}{\tau_1 \tau_2} + \frac{R_0 + R_1 + R_2}{\tau_1 \tau_2}}{S^2 + \frac{\tau_1 + \tau_2}{\tau_1 \tau_2} S + \frac{1}{\tau_1 \tau_2}} \end{aligned} \quad (12)$$

式中:  $\tau_1 = R_1 C_1 \tau_2 = R_2 C_2$

2) 对传递函数式(12)进行双线性离散化处理, 令  $T$  为采样时间, 则:

$$G(Z^{-1}) = \frac{\beta_0 + \beta_1 Z^{-1} + \beta_2 Z^{-2}}{1 + \alpha_1 Z^{-1} + \alpha_2 Z^{-2}} \quad (13)$$

3) 将离散化传递函数转化为时域差分程:

$$y(k) = -\alpha_1 y(k-1) - \alpha_2 y(k-2) + \beta_0 I(k) + \beta_1 I(k-1) + \beta_2 I(k-2) \quad (14)$$

式中: 压差  $y(k) = U_{oc}(k) - U_L(k)$ ;  $I(k)$  为输入电流; 待辨识参数为  $\alpha_1, \alpha_2, \beta_0, \beta_1, \beta_2$ 。

则参数辨识和状态矩阵为:

$$\begin{cases} \phi(k) = [y(k-1), y(k-2), I(k), I(k-1), I(k-2)]^T \\ \theta = (\alpha_1, \alpha_2, \beta_0, \beta_1, \beta_2)^T \end{cases} \quad (15)$$

将式(15)写成 FFMILS 能够辨别的形式, 即  $y(k) = \varphi(k)\theta^T + e(k)$ 。

4) 令  $Z^{-1} = 1 - \frac{T}{2}S / 1 + \frac{T}{2}S$ , 对式(12)进行逆双线性变换,  $T$  为采样周期, 则传递函数为:

$$G(S) = \frac{\frac{\beta_0 - \beta_1 + \beta_2}{1 - \alpha_1 + \alpha_2} S^2 + \frac{4(\beta_0 - \beta_2)}{T(1 - \alpha_1 + \alpha_2)} + \frac{4(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2)}{T^2(1 - \alpha_1 + \alpha_2)}}{S^2 + \frac{4(1 - \alpha_2)}{T(1 - \alpha_1 + \alpha_2)} + \frac{4(1 + \alpha_1 + \alpha_2)}{T^2(1 - \alpha_1 + \alpha_2)}} \quad (16)$$

5) 对比式(12)与(16)相对应的系数, 则可得  $\alpha_1, \alpha_2, \beta_0, \beta_1, \beta_2$ , 从而计算出等效电路模型参数  $R_0, R_1, R_2, C_1, C_2$ 。

$$\begin{cases} R_0 = \frac{\beta_0 - \beta_1 + \beta_2}{1 - \alpha_1 + \alpha_2} \\ \tau_1 \tau_2 = \frac{T^2(1 - \alpha_1 + \alpha_2)}{4(1 + \alpha_1 + \alpha_2)} = A \\ \tau_1 + \tau_2 = \frac{T(1 - \alpha_2)}{1 + \alpha_1 + \alpha_2} = B \\ R_0 + R_1 + R_2 = \frac{\beta_0 + \beta_1 + \beta_2}{1 + \alpha_1 + \alpha_2} = C \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 = \frac{T(\beta_0 - \beta_2)}{1 + \alpha_1 + \alpha_2} = D \end{cases}$$

则电池参数为

$$\begin{cases} R_0 = \frac{\beta_0 - \beta_1 + \beta_2}{1 - \alpha_1 + \alpha_2} \\ R_1 = \frac{D - C\tau_1 - R_0\tau_2}{\tau_2 - \tau_1} \\ R_2 = C - R_0 - R_1 \\ \tau_1 = \frac{B - \sqrt{B^2 - 4A}}{2} \quad \tau_2 = \frac{B + \sqrt{B^2 - 4A}}{2} \\ C_1 = \frac{\tau_1}{R_1} C_2 = \frac{\tau_2}{R_2} \end{cases}$$

### 1.4 FFMILS 算法流程

根据 1.3 节的参数识别步骤, 绘制出基于 FFMILS 算法在线辨识电池模型参数流程如图 2 所示。

## 2 锂电池 SOC 估计

### 2.1 UKF 多新息扩展

UKF 算法通过 UT 变换传递非线性函数的均值和方

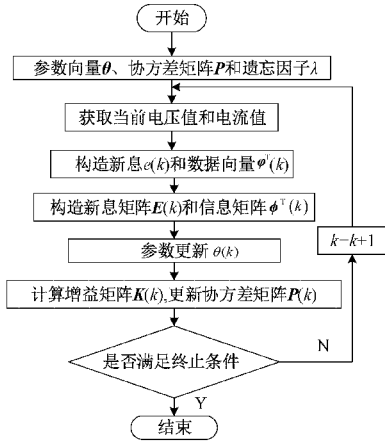


图 2 FFMILS 算法流程

差, 获得更高的估算精度<sup>[12]</sup>。式(17)为非线性系统的状态估计方程。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_{k+1} = G(\mathbf{x}_{k+1}, \mathbf{u}_{k+1}) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{x}_{k+1}$ 、 $\mathbf{z}_{k+1}$  分别表示为  $k+1$  时刻的状态向量和测量向量,  $\mathbf{u}_k$  为系统输入,  $\mathbf{w}_k$ 、 $\mathbf{v}_k$  分别表示系统噪声和测量噪声。

在递归算法中, 新息为系统的预测误差, 表示为:

$$e_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1} \quad (18)$$

式(18)中,  $\mathbf{z}_{k+1}$  为  $k+1$  时刻的测量值,  $\hat{\mathbf{z}}_{k+1}$  为  $k+1$  时刻的估计值。

根据多新息理论, 定义新息长度  $p$ , 将新息标量扩展为新息矩阵:

$$\mathbf{E}_{p, k-1} = \begin{bmatrix} e_{k+1} \\ e_k \\ \vdots \\ e_{k-p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_{k+1} - \hat{\mathbf{z}}_{k+1} \\ \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k \\ \vdots \\ \mathbf{z}_{k-p} - \hat{\mathbf{z}}_{k-p} \end{bmatrix} \quad (19)$$

同时, 卡尔曼增益扩展为增益矩阵:

$$\mathbf{K}_{p, k-1} = [\mathbf{K}_{k+1}, \mathbf{K}_k, \dots, \mathbf{K}_{k-p}] \quad (20)$$

## 2.2 MIUKF 算法

传统的滤波算法每次迭代更新均会使用当前时刻的状态去估计下一时刻的状态, 则之前的数据会丢失。针对时变参数系统, 丁锋<sup>[13]</sup>提出多新息辨识方法, 本文将多新息辨识理论与 UKF 结合, 利用多个时刻数据信息将算法中的残差标量扩展为新息矩阵, 实现对历史数据的重复使用, 可以提高 UKF 在非线性系统中的适应性与收敛性。

MIUKF<sup>[14-15]</sup>算法估算 SOC 步骤:

1) 初始化:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \end{cases} \quad (21)$$

2) 无迹变换

获取状态向量  $2n+1$  个 Sigma 样本点  $\chi_i$ , 计算采样点

和相应权重向量, 再根据 UT 变换, 利用非线性状态函数对采样点传输。

(1) 产生 Sigma 样本点  $\chi_i$

$$\begin{cases} \chi_0^i = \hat{\mathbf{x}}_k, i = 1 \\ \chi_k^i = \hat{\mathbf{x}}_k + \sqrt{(n+\lambda)P_{kk}}, i = 2, \dots, n+1 \\ \chi_k^i = \hat{\mathbf{x}}_k - \sqrt{(n+\lambda)P_{kk}}, i = n+2, \dots, 2n+1 \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $\hat{\mathbf{x}}$  为  $n$  维状态变量  $x$  的均值,  $P_{kk}$  为协方差,  $\lambda$  为比例因子。

(2) 计算加权系数

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} & i = 0 \\ W_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1-\alpha^2 + \beta) & i = 0 \\ W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n+\lambda)} & i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $W^m$  为 Sigma 点均值加权系数,  $W^c$  为 Sigma 点方差加权系数,  $n$  为状态向量的维数,  $\alpha$  确定 Sigma 点的分布,  $\beta$  为状态分布参数。

(3) Sigma 采样点集的非线性传递

$$\gamma_{k-1|k}^i = f(\chi_{k-1|k}^i, \mathbf{u}_k) \quad (24)$$

3) 时间更新

更新先验状态值和系统方差预测值

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} &= \sum_{i=1}^{2n-1} (W_i^m) \gamma_{k+1|k}^i \\ \mathbf{P}_{k+1|k} &= \sum_{i=1}^{2n+1} (W_i^m) (\gamma_{k+1|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})(\gamma_{k+1|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})^T + \mathbf{Q}_k \end{aligned} \quad (25)$$

4) 测量更新

由测量函数  $\xi_{k-1|k}^i = G(\gamma_{k-1|k}^i, \mathbf{u}_{k-1})$ , 则更新观测值, 观测方差预测值与状态变量协方差为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k} = \sum_{i=1}^{2n+1} (W_i^m) \xi_{k+1|k}^i \\ \mathbf{P}_{yy, k+1|k} = \sum_{i=1}^{2n+1} (W_i^c) (\xi_{k+1|k}^i - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k})(\xi_{k+1|k}^i - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k})^T + \mathbf{R}_{k+1} \\ \mathbf{P}_{xy, k+1|k} = \sum_{i=1}^{2n+1} (W_i^c) (\gamma_{k+1|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k})(\xi_{k+1|k}^i - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k})^T \end{cases} \quad (26)$$

卡尔曼增益为:

$$\mathbf{K}_{k-1} = \mathbf{P}_{xy, k+1|k} (\mathbf{P}_{yy, k+1|k})^{-1} \quad (27)$$

5) 更新后验状态值

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{p, k+1} \mathbf{E}_{p, k+1} \quad (28)$$

6) 更新后验状态误差协方差

$$\mathbf{P}_{k-1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k-1} \mathbf{P}_{yy, k+1|k} \mathbf{K}_{k-1}^T \quad (29)$$

7) 更新迭代

重复步骤 2)~6), 以获取非线性最优状态估计。

### 2.3 FFMILS-MIUKF 联合算法

根据 FFMILS 在线参数辨识与 MIUKF 算法的具体步

骤,将两种算法融合去联合估计锂电池的 SOC,流程如图 3 所示。

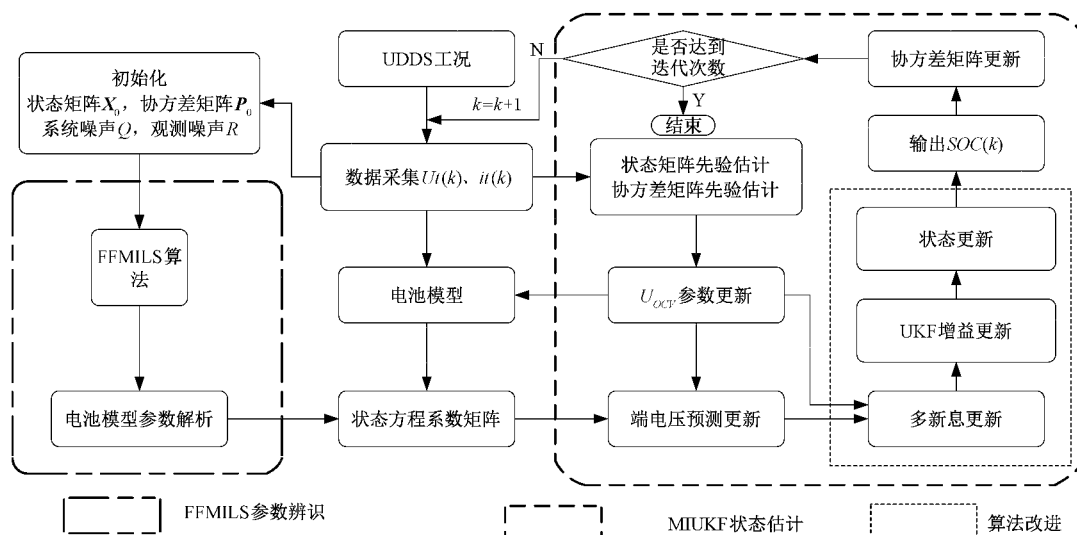


图3 FFMILS-MIUKF 联合估计 SOC 流程

## 3 实验验证及分析

### 3.1 实验测试平台

电池通常具有时变特性,是非线性系统,为了保证开路电压(OCV)的可靠性,电池需要长时间静置,故在实验过程中不能测得 OCV<sup>[16]</sup>。常用 OCV 测试方法有:长时间静置法、小电流充放电法和恒流充放电间歇法<sup>[17]</sup>。

本文选用十节并联三元锂电池进行实验,型号为三星 INR18650-30Q,该规格的三元锂电池的额定容量为 3.0 Ah,额定电压为 3.6 V,充电截止电压与放电截止电压分别为 4.2 V 与 2.5 V。电池测试平台主要由电池测试设备、PC 端和温控箱组成,如图 4 所示。PC 端用来发送控制电池充放电的信号,电池测试设备用于采集电压、电流及温度数据并存储于 PC 端,环境温度可由温控箱设定,一般电池工作环境温度设置为室温 25 ℃。

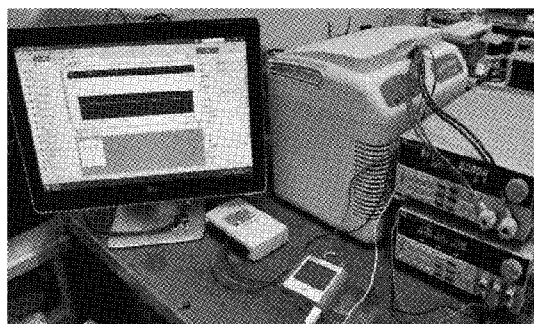


图4 电池测试平台

### 3.2 OCV-SOC 拟合曲线

本文采用长时间静置法来获取锂电池的 OCV-SOC 测量点,电池采用恒流-恒压(CC-CV)充电模式。测试实验步

骤为:设定电池环境温度为 25 ℃,将以 CCCV 方式充满并静置一小时后的电池以 0.5 C 恒流放电,且每次放电电量是电池总电量的 5%,即  $\Delta\text{SOC} = 5\%$ ,放完电之后再静置 3 h,以消除因电池两级分化造成的电压偏置,并记录此时的电压值,如此循环直至放电到截止电压 2.5 V。

以 SOC 为变量,通过上述长时间静置法获取锂电池在不同 SOC 下的开路电压,再采用八阶多项式拟合得到 OCV-SOC 曲线如图 5 所示。

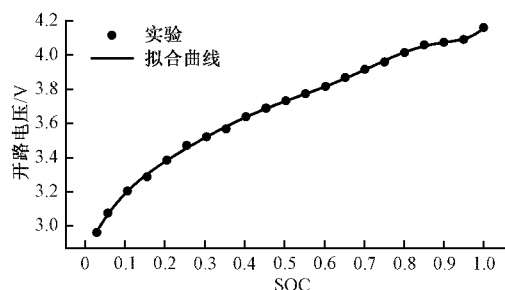


图5 OCV-SOC 拟合曲线

由图 5 可知,八阶多项式拟合曲线精度较高,可以较为准确地描述电池 OCV 与 SOC 之间的关系。

### 3.3 参数辨识结果

选取室温 25 ℃下的 UDSS 工况数据辨识锂电池模型参数,设置 SOC 的初值为 0.9,令新息长度为 4,面对复杂动态工况,由于采用 RLS 待辨识参数会剧烈变化,故本文利用 FFMILS 算法获取锂电池参数的动态变化情况,得到不同 SOC 阶段各欧姆内阻、极化电阻、极化电容及  $U_{oc}$  的辨识结果,将辨识结果作为模型输入得到模拟电压,其与测量电压对比分析 FFMILS 参数辨识方法的精确度。图 6 为  $R_0, R_1, R_2$  参数辨识结果,图 7 为  $C_1, C_2$  参数辨识结果。

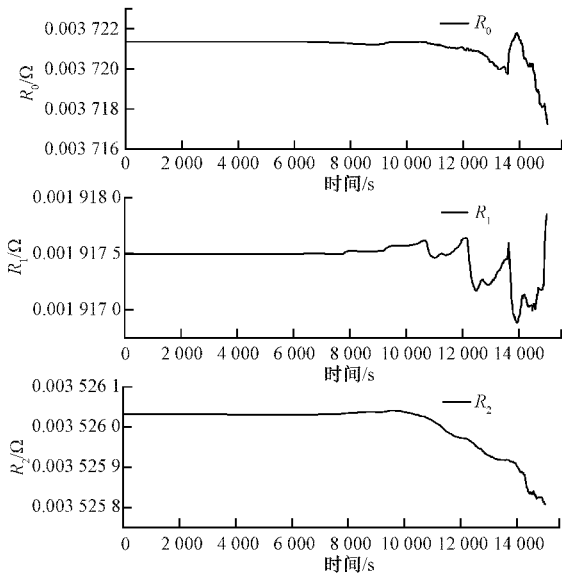


图 6  $R_0, R_1, R_2$  参数辨识结果

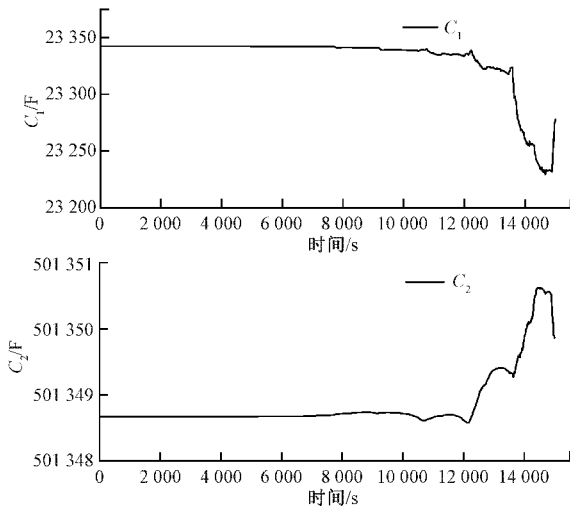


图 7  $C_1, C_2$  参数辨识结果

图 8 为模拟电压与测量电压结果对比图,图中虚线表示测量电压值,实线表示 FFMLS 在线参数辨识的模拟电压值,图 9 为模型误差曲线,根据图形可以得出,电流突变瞬间的模拟误差相对较大,因为每次循环锂电池内部均会产生剧烈的化学反应,其余阶段误差波动范围较为良好,由实验结果可知,FFMLS 算法可以辨识出相对准确的参数值,具有较高的稳定性,可应用到后续 SOC 估计中。

### 3.4 UDSS 工况实验验证

鉴于标准 UDSS 工况数据长度只有 1 400 s,为了增加数据长度,本实验改变 UDSS 工况幅值,将数据长度扩展到 28 000 s。由于在实际应用中锂电池的初始 SOC 难以确定,未知的初始值可能会导致 SOC 估计精度不够准确,因此,为了验证本文算法在不精确初始值下的估计能力与收敛能力,且考虑到初始 SOC 的偏差一般小于 20%,设置

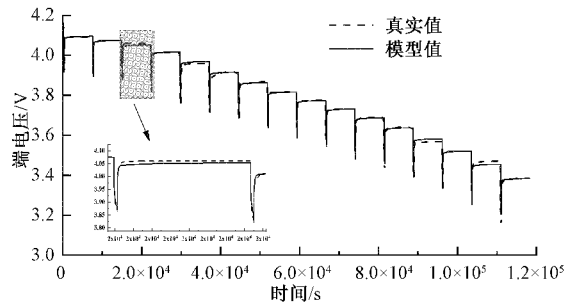


图 8 模拟电压与测量电压结果对比图

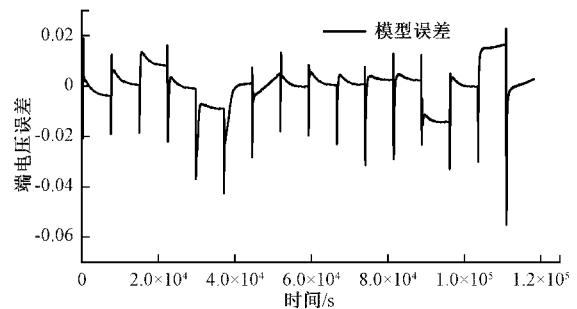


图 9 模型误差图

初始 SOC 值为 0.9,令新息长度为 4,参考 SOC 值通过安时积分法获取。FFMLS-MIUKF 联合估计模型端电压对比图与误差图如图 10 和 11 所示,图 12 与 13 分别为 SOC 估计结果对比图及估计误差图。

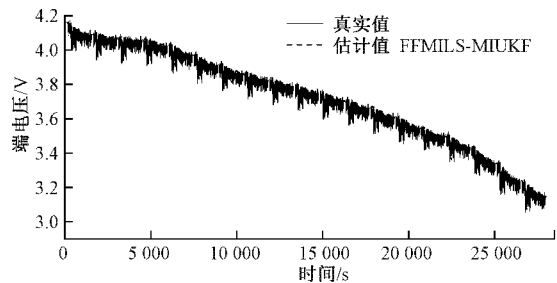


图 10 端电压对比图

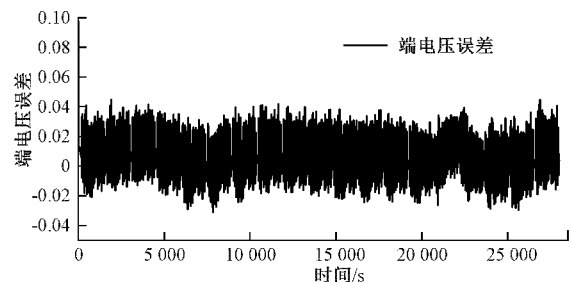


图 11 端电压误差图

由上述图形可知,在 SOC 初始值不准确的情况下,FFMLS-MIUKF 联合估计算法能够较好的跟随 SOC 真实值的变化,从而有效估计电池的 SOC,在 UDSS 工况下,最大估计误差为 2.08%,平均误差为 1.10%,实验结果证

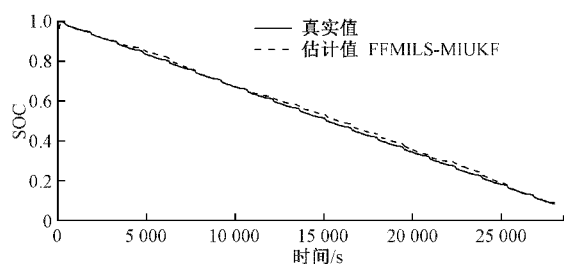


图12 SOC对比图

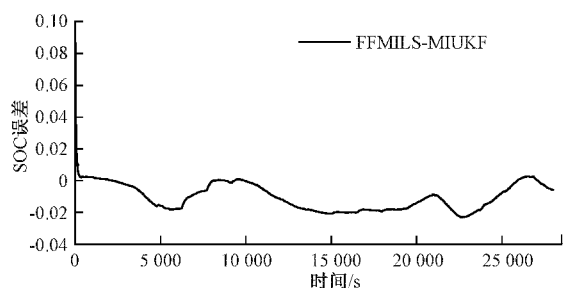


图13 SOC误差图

明,该联合算法具有良好的收敛能力。

为了更好的验证本文所提出的联合算法估计SOC具有高精确性与收敛性,在相同实验条件下,本文根据UDDS工况下的实验数据,采用FFMILS-MIUKF联合算法、EKF、UKF和MIUKF算法进行锂电池荷电状态估计,仿真结果对比和估算误差对比如图14和15所示。

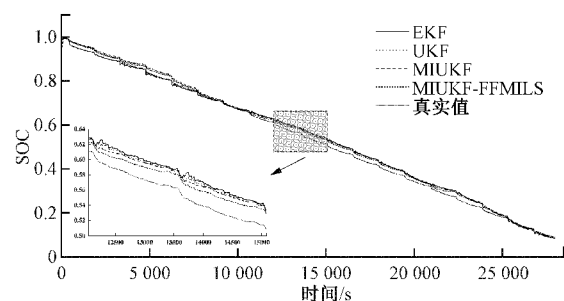


图14 SOC仿真结果对比图

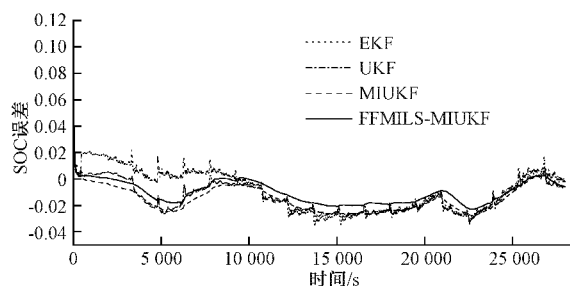


图15 SOC估算误差对比图

由图14、15可知,EKF与UKF算法波动较大,误差累计现象较为明显,MIUKF算法快速收敛,波动较小,FFMILS-MIUKF联合算法与以上3种算法相比,曲线平

滑,累计误差较小,能够更好地跟踪到真实值,精确度最高,收敛性最好。在UDDS工况下,根据三种算法的估算结果,对比平均绝对误差(mean absolute error,MAE)和均方根误差(root-mean-square error, RMSE)可知,误差指标越小,则算法估计性能越好,估算结果如表1所示。

表1 不同算法SOC的估算比较

	FFMILS-MIUKF/%	MIUKF/%
MAE	1.08	1.56
RMSE	1.37	1.83
	UKF/%	EKF/%
MAE	1.67	1.79
RMSE	2.01	2.17

## 4 结 论

本文选择二阶RC等效电路模型来表征锂电池的动态特性,采用FFMILS算法对模型参数进行在线辨识,辨识结果与MIUKF算法结合对锂电池的SOC进行估计,在UDDS工况下进行实验,结果表明,FFMILS-MIUKF联合估计算法估计锂电池SOC的平均绝对误差和均方根误差分别为1.08%和1.37%,在相同实验条件下,该联合估计算法与EKF、UKF和MIUKF算法相比,估计精度与稳定性都有了明显提升,收敛速度更快,为后续锂电池SOC的估计提供了新的思路,具有一定的研究意义。

## 参考文献

- [1] 周忠凯. 锂离子动力电池多状态估计及退役分选方法研究[D]. 济南:山东大学,2020.
- [2] 张振宇,江光森,聂世雄,等. 脉冲大倍率放电条件下磷酸铁锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报,2019,34(8):1769-1779.
- [3] 孙道明. 动力锂离子电池SOC和容量估计方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2021.
- [4] 骆凡,黄海宏,王海欣. 基于电化学阻抗谱的退役动力电池荷电状态和健康状态快速预测[J]. 仪器仪表学报,2021,42(9):172-180.
- [5] PENG X, LI Y, YANG W, et al. Real-time state of charge estimation of the extended kalman filter and unscented Kalman filter algorithms under different working conditions [J]. Journal of Electrochemical Energy Conversion and Storage, 2021, 18(4), DOI: 10.1115/1.4051254.
- [6] ZHAO B, LIU J, LI H. SOC estimation of lithium iron phosphate battery based on Kalman filtering algorithm [J]. Chemical Engineering Transactions, 2017,62:145-150.

- [7] 田晟,吕清,李亚飞. 基于 STEKF 的锂离子动力电池 SOC 估算[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2020,48(2):69-75.
- [8] LI W, YANG Y, WANG D, et al. The multi-innovation extended Kalman filter algorithm for battery SOC estimation[J]. Ionics, 2020, 26(12): 6145-6156, DOI: 10.1007/s11581-020-03716-0.
- [9] 孙鹏宇,李建良,陶知非,等. 动态工况电池在线参数辨识及 SOC 估计研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1):10-17.
- [10] 乔家璐,王顺利,于春梅,等. 基于加权多新息 AEKF 的锂电池 SOC 在线估算[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(6):2318-2325.
- [11] 卫志农,原康康,成乐祥,等. 基于多新息最小二乘算法的锂电池参数辨识[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(15):139-145.
- [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.
- [13] 丁锋. 系统辨识(6):多新息辨识理论与方法[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2012, 4(1):1-28.
- [14] LIU F, LI X, YUAN S, et al. Slip-aware motion estimation for off-road mobile robots via multi-innovation unscented Kalman filter[J]. IEEE Access, 2020, DOI:10.1109/ACCESS.2020.2977889.
- [15] XIE C, FEI Y, ZENG C, et al. State of charge estimation of lithium-ion battery using robust kernel fuzzy model and multi-innovation UKF algorithm under noise [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(11), DOI: 10.1109/TIE.2021.3121774.
- [16] 郝世宇,殷会飞,杨茹,等. 基于 AEKF 的锂离子动力电池荷电状态估计[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9):49-53.
- [17] 陈息坤,孙冬. 锂离子电池建模及其参数辨识方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(22):6254-6261.

### 作者简介

邢丽坤,副教授,硕士研究生导师,主要研究方向为智能信号处理与通讯技术。

詹明睿,硕士研究生,主要研究方向为电池管理系统。  
E-mail:2863787476@qq.com