

## 基于多时间尺度锂电池在线参数辨识及 SOC 和 SOH 估计

姚昌兴, 李 昕, 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:** 电池的荷电状态和健康状态是衡量电池续航和寿命的重要指标, 为解决电池参数的时变性问题, 提高电池 SOC(State of Charge) 估算精度, 减少硬件计算量, 提出一种多时间尺度在线参数辨识双扩展卡尔曼滤波联合算法。以 18650 三元锂电池为研究对象, 采用基于二阶 RC 等效电路模型的多时间尺度 DEKF 算法, 针对电池参数的慢变特性和状态的快变特性进行双时间尺度在线参数辨识和 SOC 估算; 通过联邦城市驾驶计划 (FUDS) 测试验证, 得出多时间尺度 DEKF 算法和传统离线辨识 EKF 算法对 SOC 估计的平均绝对误差分别为 0.97% 和 2.46%, 均方根误差为 1.19% 和 2.69%, 容量估计值对参考值最大误差仅为 0.007 72 Ah; 实验结果表明: 所提出的多时间尺度 DEKF 算法, 具有更好的鲁棒性和 SOC 估算精度并能实时反应 SOH 变化趋势。

**关键词:** 多时间尺度; 二阶等效电路; DEKF; SOC; SOH

**中图分类号:** TM912 **文献标识码:** A **doi:** 10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0005.007

### On-line Parameter Identification and SOC and SOH Estimation of Lithium Battery Based on Multi-time Scale

YAO Changxing, LI Xing, XING Likun

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

**Abstract:** The state of charge (SOC) and state of health (SOH) of a battery are important indicators of battery endurance and lifetime. In order to solve the problem of time-varying battery parameters, improve the accuracy of SOC estimation, and reduce the hardware computation, a joint multi-timescale online parameter identification algorithm with a double-extended Kalman filter was proposed. The multi-timescale DEKF algorithm based on the second-order RC equivalent circuit model was used for the online parameter identification and SOC estimation of the 18 650 ternary lithium battery with the slow-varying characteristics of the battery parameters and the fast-varying characteristics of the battery state. Through the test verification of the Federal Urban Driving Program (FUDS), the average absolute errors of the SOC estimation of the multi-time scale DEKF algorithm and the traditional offline identification EKF algorithm were 0.97% and 2.46%, respectively, the rms errors were 1.19% and 2.69%, and the maximum error of the capacity estimation to the reference value was only 0.007 72 Ah. The experimental results show that the proposed time-scale DEKF algorithm has better robustness and SOC estimation accuracy and can respond to the SOH variation trend in real time.

**Keywords:** multi-time scales; second-order equivalent circuit; DEKF; SOC; SOH

## 1 引言

在新能源电动汽车蓬勃发展的今天, 新能源汽车

正在逐渐取代传统燃油车。锂离子电池作为新能源汽车的动力电池, 具有能量密度高、循环寿命长和环保等

收稿日期: 2022-03-05 修回日期: 2022-05-18 文章编号: 1672-058X(2023)05-0048-07

基金项目: 安徽省高校自然科学基金资助项目(KJ2019A0106)。

作者简介: 姚昌兴(1998—), 男, 安徽滁州人, 硕士, 从事电动汽车锂电池荷电状态与健康状态研究。

引用格式: 姚昌兴, 李昕, 邢丽坤. 基于多时间尺度锂电池在线参数辨识及 SOC 和 SOH 估计[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40(5): 48—54.

YAO Changxing, LI Xing, XING Likun. On-line parameter identification and SOC and SOH estimation of lithium battery based on multi-time scale[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(5): 48—54.

特点,得到了广泛的应用。电池的荷电状态和健康状态 SOH 是衡量电池续航和寿命的重要指标; $R_{\text{SOC}}$  表示当前储存电量占可用容量的百分比; $R_{\text{SOH}}$  (State of Health) 表征电池当前性能指标,表示与新电池对比,电池当前性能所能达到的水平,即电池当前性能与正常设计的偏离程度,一般用容量或者内阻的变化表示。对它们实时准确进行预测是优化锂电池充放电控制和电动汽车电池系统优化管理的重要环节。目前最为常见的 SOC 估算方法有开路电压法、安时积分法、神经网络法、卡尔曼滤波算法等。开路电压法<sup>[1]</sup>依赖于 OCV-SOC 曲线,需要将电池静置足够长时间以得到准确的路电压值,不适用电池 SOC 在线估计。安时积分法<sup>[2]</sup>依赖于精确的初始值,但是并不能准确得到电流值,在积分过程中会累积难以消除的误差。神经网络法<sup>[3]</sup>具有较好的学习能力,能更准确地估算出电池 SOC,但是神经网络法需要大量的数据集支撑,而且不同方法、不同变量、不同样本都容易导致最终结果出现比较大的偏差。卡尔曼滤波及其相关算法<sup>[4-6]</sup>解决了非线性和噪声处理问题,其中比较典型的就是扩展卡尔曼滤波(EKF)、无迹卡尔曼滤波(UKF)、自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)、自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)等算法,用其估计电池 SOC,有着良好的预测结果。

单个 EKF 算法<sup>[7]</sup>估计 SOC 方法的共同缺点是电池模型参数是用离线数据识别的,模型参数时变性被忽略。为了克服这一缺点,文献[8]提出了具有最优遗忘因子的递归最小二乘法进行在线电池参数辨识和 SOC 估计。然而,模型参数和 SOC 估计是在同一时间尺度下进行的,实际上在充放电过程中 SOC 是一个快速变化的量,电池参数是一个缓慢的变化量,同一时间尺度进行参数辨识和 SOC 估计会加大处理器的运算量。因此,很多文献开始提出不同时间尺度下电池参数和 SOC 估算的新方法:文献[9]提出一种基于多时间尺度的 EKF-UKF 参数辨识和 SOC 联合估算方法,实现了在宏观尺度下辨识电池参数,在微观尺度估算电池 SOC,但该算法无法同时估计电池容量和模型参数。准确的容量估计对电池 SOC 估计来说是必不可少的,也是衡量电池健康状态(SOH)的重要指标;文献[10]提出了基于二阶 RC 等效电路模型的双卡尔曼滤波器联合估计电池 SOC 和 SOH,虽然实现了电池 SOC 和容量的同时在线估计,但他们使用的仍然是离线辨识数据,没有考虑模型参数的时变性。上述方法均未能全面考虑电池模型参数的时变性和容量变化对电池状态估计造成的影响及处理器运算量等问题。

为解决电池参数时变性问题,提高 SOC 估算精度,

减少硬件计算量,针对上述方法对电池 SOC 估算的优缺点,以 18650 三元锂电池为研究对象,采用基于二阶 RC 等效电路模型的多时间尺度 DEKF 算法在线对电池的状态参数和 SOC 进行估算,对电池的容量状态进行跟踪。使用 FUDS 工况验证多时间尺度 DEKF 对电池状态参数和 SOC 的估算情况,验证了方法的可靠性。

## 2 电池建模与参数辨识

### 2.1 建立电池模型

为准确估算电池的状态参数,一个合理准确的电池模型就显得极为重要。主流电池模型主要分为电化学模型、等效电路模型、神经网络模型等。其中电化学模型较为复杂,参数繁多,求解困难,难以在线直接应用;神经网络模型需要大量数据集用于模拟训练,耗时长。本文选取二阶 RC 等效电路模型,更加符合电池内部复杂的参数和化学变化,模型精度高,运算量小,适用于在线应用,如图 1 所示。

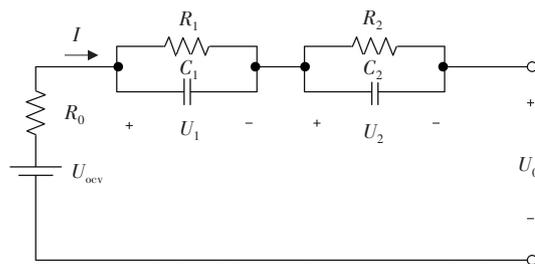


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model

如图 1 所示:其中  $U_{\text{ocv}}$  和  $U_0$  分别是开路电压和端电压; $R_0$  是欧姆内阻; $R_1$  和  $C_1$  表示电化学反应极化电阻和电容,具有较小的时间常数,模拟了电压急速变化的过程; $R_2$  和  $C_2$  分别是浓度极化电阻和电容,具有较大的时间常数,模拟了电池使用过程中电压变化过程中逐渐稳定的过程; $I$  为工作电流。

根据等效电路模型建立模型表达式,如式(1)所示:

$$\begin{cases} \dot{U}_1 = -\frac{1}{R_1 C_1} U_1 + \frac{1}{C_1} I \\ \dot{U}_2 = -\frac{1}{R_2 C_2} U_2 + \frac{1}{C_2} I \\ U_0 = U_{\text{ocv}} - IR_0 - U_1 - U_2 \end{cases} \quad (1)$$

### 2.2 实验确定 OCV-SOC 曲线和初始值

本文以额定容量为 2.2 Ah 的单体三元锂离子电池 18650 为研究对象,标称电压为 3.7 V,电压范围为 2.5 V~4.2 V。在恒温 25 °C 的保温箱内进行混合功率脉冲特性(HPPC)测试。开路电压可被认为是电池静置充分长时间以后的开路电压。根据 HPPC 测试实验可得

到 OCV-SOC 对应的函数对应关系,如图 2 所示。拟合关系式如式(2)所示:

$$U_{ocv} = -20.7083R_{SOC}^6 + 85.0152R_{SOC}^5 - 133.5886R_{SOC}^4 + 101.2818R_{SOC}^3 - 37.8526R_{SOC}^2 + 7.0109R_{SOC} + 3.0755 \quad (2)$$

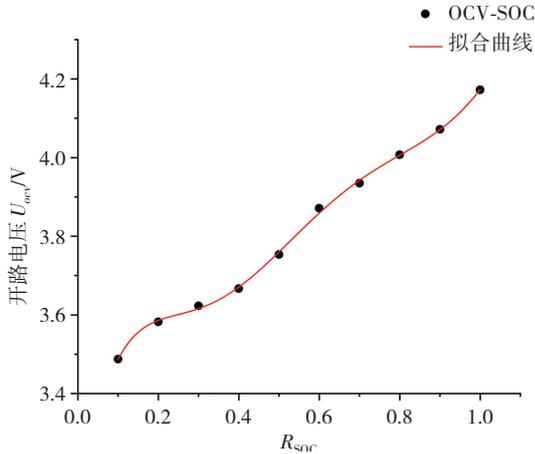


图 2 OCV-SOC 关系曲线

Fig. 2 OCV-SOC relationship curve

根据混合功率脉冲特性(HPPC)测试,离线辨识参数作为在线参数辨识的初始值,后以实际工况为基础,利用算法实时在线辨识参数,参数初始值如表 1 所示:

表 1 模型参数初始值

Table 1 Initial values of model parameters

$R_0/\Omega$	$R_1/\Omega$	$R_2/\Omega$	$C_1/F$	$C_2/F$
0.038 5	0.008	0.049	227.4	1 027.8

### 2.3 联邦城市驾驶计划(FUDS)测试

FUDS 是用于城市驾驶的汽车行业标准车辆时间速度曲线,多年来一直用于电动汽车性能测试。图 3 显示了 FUDS 工况下电流和电压曲线。图 4 是在 FUDS 工况下基于安时积分法 100% 到 10% 的 SOC。

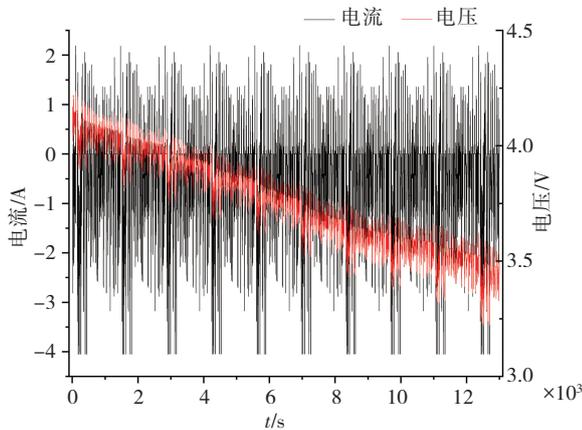


图 3 FUDS 工况下电流和电压波形

Fig. 3 Current and voltage waveforms under FUDS conditions

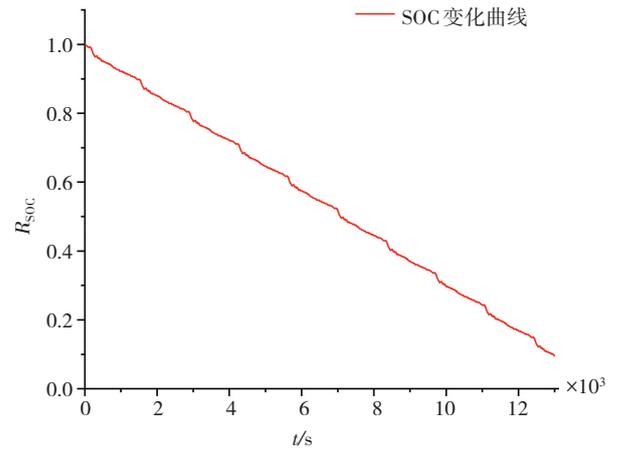


图 4 FUDS 工况下 SOC 变化曲线

Fig. 4 SOC change curve under FUDS condition

## 3 多时间尺度 DEKF 算法

### 3.1 电池模型状态方程

电池 SOC 表达式如式(3)所示:

$$R_{SOC} = R_{SOC,0} - \frac{\eta}{Q_n} \int_{t_0}^t I d\tau \quad (3)$$

式(3)中, $R_{SOC,0}$  是初始值, $Q_n$  是电池额定容量, $\eta$  是电池库伦效率。

将式(1)和式(3)联立离散化可得电池模型的状态方程和观测方程如式(4)、式(5)所示:

$$\begin{bmatrix} R_{SOC,k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T}{\tau_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T}{\tau_2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{SOC,k} \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\eta T}{Q_n} \\ R_1(1-e^{-\frac{T}{\tau_1}}) \\ R_2(1-e^{-\frac{T}{\tau_2}}) \end{bmatrix} \cdot I_k \quad (4)$$

$$U_k = U_{ocv}(R_{SOC,k}) - U_{1,k} - U_{2,k} - R_0 I_k \quad (5)$$

式(4)中, $T$  表示系统采样时间, $\tau$  为时间常数,其中  $\tau_1 = R_1 C_1$ ,  $\tau_2 = R_2 C_2$ ,  $U_{1,k}$  和  $U_{2,k}$  代表极化电压。

### 3.2 系统描述

对于电池参数的慢变特性和电池状态的快变特性,采用多时间尺度方法构建离散状态空间表达式,对系统参数和状态进行宏观尺度和微观尺度预测,结合锂电池参数变化,得到系统的状态空间表达式如式(6)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k,l+1} = f(\mathbf{x}_{k,l}, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{u}_{k,l}) + \boldsymbol{\omega}_{k,l}, \boldsymbol{\theta}_{k+1} = \boldsymbol{\theta}_k + \boldsymbol{\omega}_k^{\theta} \\ \mathbf{y}_{k,l} = g(\mathbf{x}_{k,l}, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{u}_{k,l}) + \mathbf{v}_{k,l}, \mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k^{\theta} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{x}_{k,l+1}$  是  $t_k$  时刻的系统状态矩阵,  $l = t_{k,0} + l \times T$  ( $1 \leq l \leq L$ ), 其中  $T$  是采样间隔,  $k$  和  $l$  分别是衡量宏观尺度和微观尺度的两个重要指标; 参数状态变量  $\boldsymbol{\theta} =$

$[R_0, R_{p1}, C_{p1}, R_{p2}, C_{p2}, Q_n]^T$ ;  $\omega_{k,l}$  和  $\omega_k^\theta$  分别是状态和参数的过程噪声矩阵;  $v_{k,l}$  和  $v_k^\theta$  是状态和参数的测量噪声。  $Q_k = E[w_k w_k^T]$  是状态过程噪声误差协方差,  $R_k = E[v_k v_k^T]$  测量噪声误差协方差,  $Q_k^\theta = E[\omega_k^\theta (\omega_k^\theta)^T]$  和  $R_k^\theta = E[v_k^\theta (v_k^\theta)^T]$  是参数过程噪声误差协方差及其参数测量噪声协方差误差。

### 3.3 多时间尺度 DEKF 算法步骤

**步骤 1** 初始化状态变量  $x_{0,0}$ 、参数状态变量  $\theta_0$ 、状态变量误差协方差  $P_{x_{0,0}}$ 、参数变量误差协方差  $P_{\theta_0}$ , 表达式如式(7)所示:

$$\begin{cases} x_{0,0} = E(x_{0,0}), \theta_0 = E(\theta_0) \\ P_{x_{0,0}} = E[(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})(x_{0,0} - \hat{x}_{0,0})^T] \\ P_{\theta_0} = E[(\theta_0 - \hat{\theta}_0)(\theta_0 - \hat{\theta}_0)^T] \end{cases} \quad (7)$$

**步骤 2** 在宏观尺度上,参数估计的扩展卡尔曼滤波算法执行时间更新并计算先验参数估计  $\hat{\theta}_k$  和误差协方差  $\bar{P}_{\theta_k}$ , 如式(8)所示:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} \\ \bar{P}_{\theta_k} = \bar{P}_{\theta_{k-1}} + Q_k^\theta \end{cases} \quad (8)$$

**步骤 3** 划分出宏观尺度  $L$  和微观尺度  $l$ , 对于  $l \in \{1, \dots, L\}$ , 计算每个微尺度的先验状态变量估计值  $\bar{x}_{k,l}$  及协方差误差  $P_{\bar{x}_{k-1,l}}$ , 如式(9)所示:

$$\begin{cases} \bar{x}_{k-1,l} = f(\bar{x}_{k-1,l-1}, \bar{\theta}_k, u_{k,l-1}) \\ P_{\bar{x}_{k-1,l}} = A_{k-1,l-1} P_{\bar{x}_{k-1,l-1}} A_{k-1,l-1}^T + Q_k \end{cases} \quad (9)$$

**步骤 4** 在每个微观尺度上,状态估计卡尔曼滤波算法执行测量更新,随后是状态估计卡尔曼滤波算法的时间更新,其中状态扩展卡尔曼增益  $K_{SOC_{k-1,l}}$ , 后验状态估计值  $\hat{x}_{k-1,l}$  及其误差协方差  $P_{\hat{x}_{k-1,l}}$ , 如式(10)所示:

$$\begin{cases} K_{SOC_{k-1,l}} = P_{\bar{x}_{k-1,l}} C_{k-1,l}^T (C_{k-1,l} P_{\bar{x}_{k-1,l}} C_{k-1,l}^T + R_k)^{-1} \\ \hat{x}_{k-1,l} = \bar{x}_{k-1,l} + K_{SOC_{k-1,l}} [y_{k-1,l} - g(\bar{x}_{k-1,l}, \bar{\theta}_k, u_{k-1,l})] \\ P_{\hat{x}_{k-1,l}} = (I - K_{SOC_{k-1,l}} C_{k-1,l}) P_{\bar{x}_{k-1,l}} \end{cases} \quad (10)$$

**步骤 5** 在后验状态估计之后,比较微观尺度  $l$  和宏观尺度  $L$  的大小。如果  $l$  没有达到水平  $L$ , 则状态估计  $\hat{x}_{k-1,l}$  将传输到第三步作为时间的初始值, 然后再次估计状态, 对于时间序列计算  $l = 1:L(l \rightarrow L)$ , 则先验状态估计  $\bar{x}_{k-1,L}$  及其协方差误差  $P_{\bar{x}_{k-1,L}}$ , 后验状态估计  $\hat{x}_{k-1,L}$  及其误差协方差  $P_{\hat{x}_{k-1,L}}$ , 准备好进入宏观尺度更新, 如式(11)所示:

$$\begin{cases} \bar{x}_{k-1,L} = f(\bar{x}_{k-1,L-1}, \bar{\theta}_k, u_{k-1,L-1}) \\ P_{\bar{x}_{k-1,L}} = A_{k-1,L-1} P_{\bar{x}_{k-1,L-1}} A_{k-1,L-1}^T + Q_k \\ K_{SOC_{k-1,L}} = P_{\bar{x}_{k-1,L}} (C_{k-1,L})^T [C_{k-1,L} P_{\bar{x}_{k-1,L}} (C_{k-1,L})^T + R_k] \\ \hat{x}_{k-1,L} = \bar{x}_{k-1,L} + K_{SOC_{k-1,L}} [y_{k-1,L} - g(\bar{x}_{k-1,L}, \bar{\theta}_k, u_{k-1,L})] \\ P_{\hat{x}_{k-1,L}} = (I - K_{SOC_{k-1,L}} C_{k-1,L}) P_{\bar{x}_{k-1,L}} \end{cases} \quad (11)$$

**步骤 6** 时间尺度转换,更新所有微观尺度数据,时间  $t_{k-1,L}$  的估计值已准备好更新为  $t_{k,0}$  的值,用于参数估计和宏观状态估计,如式(12)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_{k,0} = \hat{x}_{k-1,L}, P_{\hat{x}_{k,0}} = P_{\hat{x}_{k-1,L}} \\ y_{k,0} = y_{k-1,L}, u_{k,0} = u_{k-1,L} \end{cases} \quad (12)$$

**步骤 7** 宏观尺度的扩展卡尔曼滤波算法已经准备好执行测量更新,其中参数扩展卡尔曼增益  $K_{\theta_k}$ 、后验参数估计  $\hat{\theta}_k$  和协方差  $P_{\hat{\theta}_k}$ , 如式(13)所示:

$$\begin{cases} K_{\theta_k} = P_{\bar{\theta}_k} (C_{\theta_k})^T [C_{\theta_k} P_{\bar{\theta}_k} (C_{\theta_k})^T + R_k^\theta]^{-1} \\ \hat{\theta}_k = \bar{\theta}_k + K_{\theta_k} [y_{k,0} - g(\hat{x}_{k,0}, \bar{\theta}_k, u_{k,0})] \\ P_{\hat{\theta}_k} = (I - K_{\theta_k} C_{\theta_k}) P_{\bar{\theta}_k} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $\theta_0$  是初始系统参数,  $\hat{\theta}_0$  是它的猜测值;  $x_{0,0}$  是初始系统状态, 并且  $\hat{x}_{0,0}$  是它的猜测值。两个扩展卡尔曼滤波在不同时间尺度运行, 其中  $A_{k-1,l-1}$ ,  $C_{k-1,l}$ ,  $C_{\theta_k}$  如式(14)所示:

$$\begin{cases} A_{k-1,l-1} = \left. \frac{\partial f(x, \bar{\theta}_k, u_{k-1,l-1})}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k-1,l-1}} \\ C_{k-1,l} = \left. \frac{\partial g(x, \bar{\theta}_k, u_{k-1,l})}{\partial x} \right|_{x=\bar{x}_{k-1,l}} \\ C_{\theta_k} = \left. \frac{\partial g(\hat{x}_{k,0}, \theta, u_{k,0})}{\partial \theta} \right|_{\theta=\bar{\theta}_k} \end{cases} \quad (14)$$

结合上述内容,为了同时实现电池参数和 SOC 同时在线估计,设计了两个扩展卡尔曼滤波算法,其中一个 EKF 用于电池参数在线辨识,另一个 EKF 用于电池状态实时估计。首先,初始化参数变量和状态变量,状态估计 EKF 在微观尺度下估计电池 SOC, 当时间进行到宏观尺度时,时间尺度变换,时间  $t_{k-1,L}$  的估计值已准备好更新为  $t_{k,0}$  的值,用于参数估计和宏观状态估计。更新后的参数用于微观尺度状态估计 EKF 估计电池 SOC, 两个卡尔曼滤波算法在不同时间尺度运行,可得到不同时刻电池参数和 SOC 估计值。多时间尺度 DEKF 算法结构如图 5 所示:

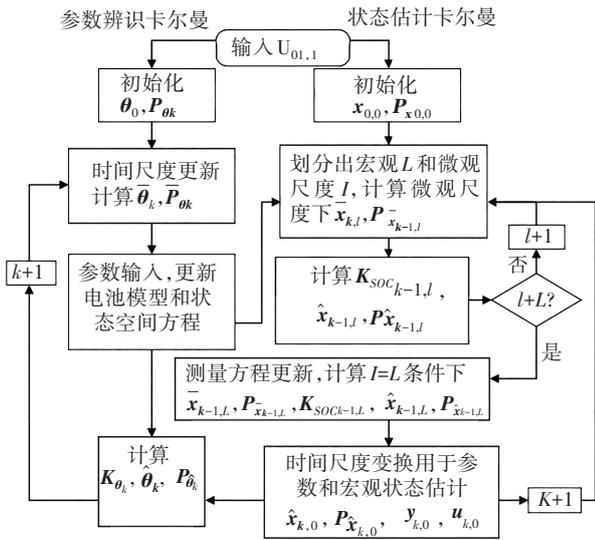


图 5 多时间尺度 DEKF 算法结构图

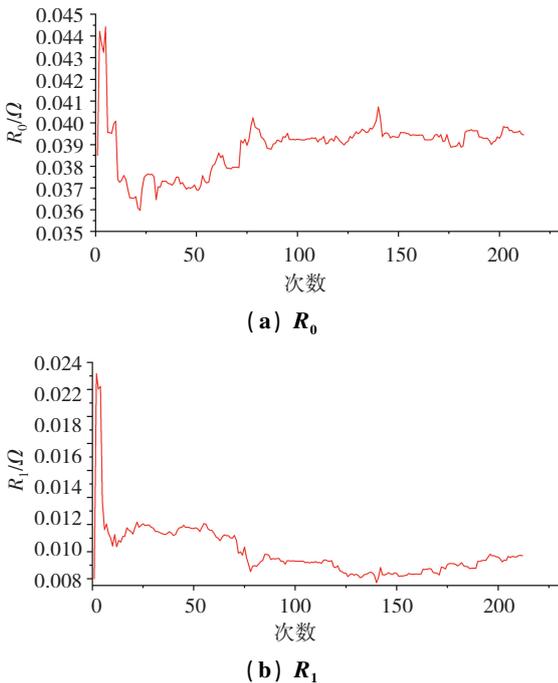
Fig. 5 Structure diagram of multi-time scale DEKF algorithm

### 4 实验验证与分析

为验证多时间尺度 DEKF 的估算精度,采用联邦城市驾驶计划 (FUDS) 测试数据,通过 Matlab 编写多时间尺度 DEKF 算法运行程序,对比在不同宏观和微观尺度下的 SOC 估算误差,得出在宏观尺度为 60 s、微观尺度为 1 s 时有比较好的 SOC 估算结果,实验误差在合理范围之内。

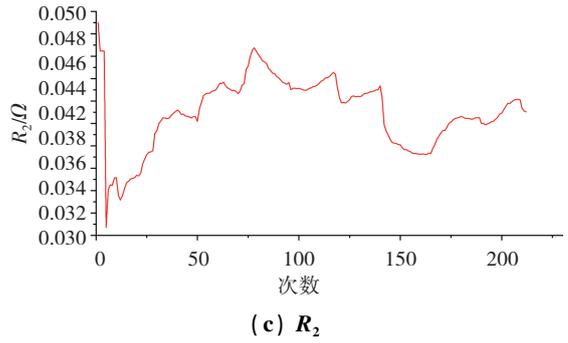
#### 4.1 在线参数辨识结果分析

根据混合功率脉冲特性 (HPPC) 测试,离线辨识参数作为在线参数辨识的初始值,设置 SOC 初始值为 0.8,通过多时间尺度 DEKF 算法,得到对  $R_0, R_1, R_2, C_1, C_2$  的辨识结果如图 6、图 7 所示:



(a)  $R_0$

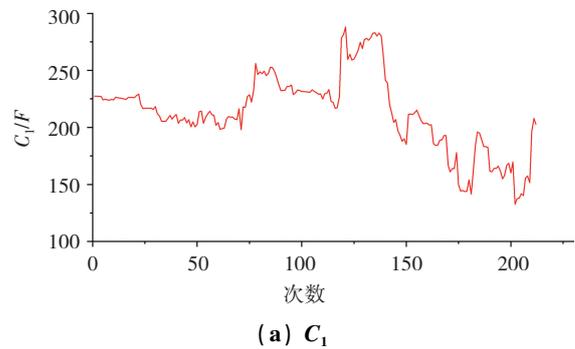
(b)  $R_1$



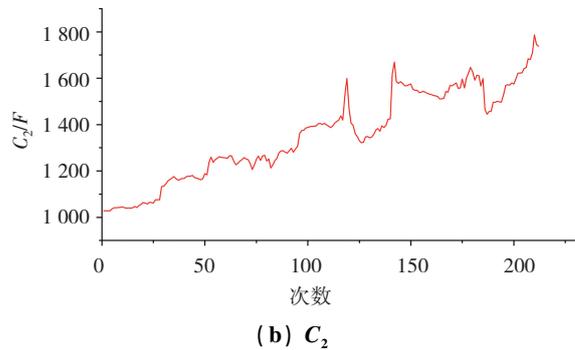
(c)  $R_2$

图 6  $R_0, R_1, R_2$  参数辨识结果

Fig. 6 Identification results of parameters  $R_0, R_1$  and  $R_2$



(a)  $C_1$



(b)  $C_2$

图 7  $C_1, C_2$  参数辨识结果

Fig. 7 Identification results of parameters  $C_1$  and  $C_2$

由以上参数辨识结果可以得知:在参数辨识 30 次之前,各参数有比较剧烈的波动,这主要因为没有选取一个恰当的初值,之后模型各参数趋于稳定。模型参数本就不是一个定值,会随着温度、循环次数等条件的改变而发生变化。整个过程中,参数辨识结果  $R_0$  逐步缓慢上升,  $R_1$  先缓慢减小后缓慢增大,  $R_2$  先缓慢增大后缓慢减小,整个放电过程的阻值是增加的。  $C_1$  先趋于平稳后快速减小再趋于平稳,  $C_2$  先快速增加后趋于平稳,但模型时间常数  $\tau_1$  和  $\tau_2$  波动不大,且  $\tau_2$  始终大于  $\tau_1$ ,符合锂电池实际放电特性。

#### 4.2 SOC 估计结果分析

为验证电池 SOC 在多时间尺度 DEKF 算法下的精度,本文选取安时积分法作为真实 SOC 参考值, FUDS

工况电流电压值作为输入,采用离线参数辨识 EKF 和多时间尺度在线参数辨识 DEKF 滤波算法估算电池 SOC,并与参考值作对比,得出估算结果及误差结果如图 8、图 9 所示。

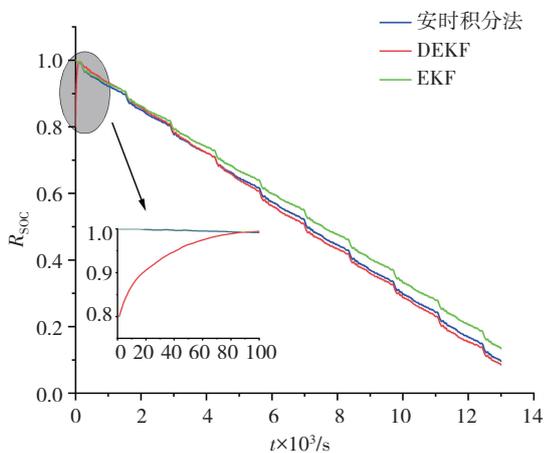


图 8 SOC 估算结果

Fig. 8 Estimation results of SOC

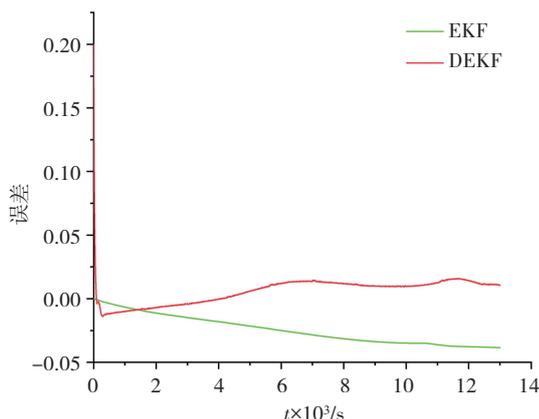


图 9 SOC 估算误差

Fig. 9 Estimation errors of SOC

由 SOC 估算结果和 SOC 估算误差可以得知:多时间尺度的 DEKF 算法相对于 EKF 算法对 SOC 的估算结果更接近参考值,具有较好的鲁棒性,其平均绝对误差仅为 0.97%,而 EKF 算法则为 2.46%。随着放电的不断进行,多时间尺度的 DEKF 算法可以实时更新电池参数,其估算精度更高,具有极强的稳定性,其均方根误差为 1.19%,而 EKF 电池参数是定值,会随着放电时间的累积,误差不断增大,其均方根误差为 2.69%。通过上述分析,可知多时间尺度的 DEKF 算法具有比较好的估算精度和鲁棒性。

### 4.3 SOH 估计结果分析

本文假设容量的更新随着模型参数一起更新,但实际容量变化十分缓慢,正常情况下可以几天校准一次,容量辨识结果如图 10 所示。

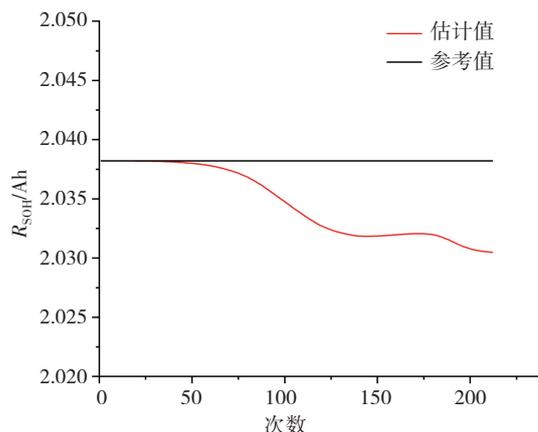


图 10 容量估算结果

Fig. 10 Capacity estimation results

从图 10 可以看出:估计值对参考值有着良好的跟踪能力,最大误差仅为 0.007 72 Ah。

## 5 结论

本文以二阶 RC 等效电路模型为基础,建立多时间尺度 DEKF 滤波算法,该算法可以同时在线估计电池模型参数、容量和 SOC,并在 FUDS 工况下对该算法与传统离线参数辨识 EKF 算法进行比较,体现了该算法在 SOC 估计精度方面的优势。平均绝对误差和均方根误差都明显降低,解决了电池参数时变所造成的 SOC 估算精度差的问题,减小了硬件计算量,提高了算法的精确度和鲁棒性,验证了该算法对电池容量的跟踪能力,该算法能够较好跟踪容量在该实验中的变化情况。

本文虽然对电池 SOC 和容量都进行了预测,但鉴于研究是基于恒温实验条件下进行,在电池使用过程中,温度对电池状态参数和 SOC 影响较大,后续将对温度对电池参数和 SOC 的影响做进一步研究。

### 参考文献(References):

[1] 陈东,高文根,李鹏飞,等. 磷酸铁锂电池 SOC-OCV 曲线特性研究[J]. 黑龙江工业学院学报(综合版), 2021, 21(12): 89—94.  
CHEN Dong, GAO Wen-gen, LI Peng-fei, et al. Study on SOC-OCV curve characteristics of lithium iron phosphate battery [J]. Journal of Heilongjiang Institute of Technology (Comprehensive Edition), 2021, 21(12): 89—94.

[2] 王文亮,何锋,郑永樑,等. 基于 RLS-EKF 联合算法的锂电池 SOC 估算[J]. 电源技术, 2020, 44(10): 1498—1501, 1505.  
WANG Wen-liang, HE Feng, ZHENG Yong-liang, et al. SOC estimation of lithium battery based on RLS-EKF joint algorithm[J]. Power Technology, 2020, 44(10): 1498—

- 1501, 1505.
- [3] SHEN Y. Adaptive online state-of-charge determination based on neuro-controller and neural network[J]. *Energy Conversion & Management*, 2010, 51(5): 1093—1098.
- [4] 刘浩. 基于 EKF 的电动汽车用锂离子电池 SOC 估算方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.  
LIU Hao. Research on SOC estimation method of lithium-ion battery for electric vehicle based on EKF [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.
- [5] 田茂飞, 安治国, 陈星, 等. 基于在线参数辨识和 AEKF 的锂电池 SOC 估计[J]. *储能科学与技术*, 2019, 8(4): 745—750.  
TIAN Mao-fei, AN Zhi-guo, CHEN Xing, et al. Lithium battery SOC estimation based on online parameter identification and AEKF [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2019, 8(4): 745—750.
- [6] 王震坡, 薛雪, 王亚超. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的分布式驱动电动汽车车辆状态参数估计[J]. *北京理工大学学报*, 2018, 38(7): 698—702.  
WANG Zhen-po, XUE Xue, WANG Ya-chao. Estimation of state parameters of distributed drive electric vehicles based on adaptive unscented Kalman filtering [J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(7): 698—702.
- [7] 孙立珍, 赵乐乐, 刘广忱. 基于近似二阶 EKF 的非线性滤波仿真[J]. *计算机与数字工程*, 2022, 50(2): 289—293.  
SUN Li-zhen, ZHAO Le-le, LIU Guang-chen. Simulation of nonlinear filtering based on approximate second-order EKF [J]. *Computer and Digital Engineering*, 2022, 50(2): 289—293.
- [8] 孙金磊, 邹鑫, 顾浩天, 等. 基于 FFRLS-EKF 联合算法的锂离子电池荷电状态估计方法[J]. *汽车工程*, 2022, 44(4): 505—513.  
SUN Jin-lei, ZOU Xin, GU Hao-tian, et al. Estimation method of state of charge of lithium-ion battery based on FFRLS-EKF joint algorithm [J]. *Automotive Engineering*, 2022, 44(4): 505—513.
- [9] 邢丽坤, 郭敏, 张梦龙, 等. 多时间尺度下锂电池在线参数辨识及 SOC 估计[J]. *安徽理工大学学报(自然科学版)*, 2021, 41(5): 1—7.  
XING Li-kun, GUO Min, ZHANG Meng-long, et al. On-line parameter identification and SOC estimation of lithium batteries under multiple time scales [J]. *Journal of Anhui University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2021, 41(5): 1—7.
- [10] 唐传雨, 韩华春, 史明明, 等. 基于 DEKF 的储能电池系统 SOC 估计方法研究[J]. *电力工程技术*, 2021, 40(3): 7—14.  
TANG Chuan-yu, HAN Hua-chun, SHI Ming-ming, et al. Research on SOC estimation method of energy storage battery system based on DEKF [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2021, 40(3): 7—14.
- [11] 杨世春, 华咏, 顾启蒙, 等. 锂离子电池 SOC 及容量的多尺度联合估计[J]. *北京航空航天大学学报*, 2020, 46(8): 1444—1452.  
YANG Shi-chun, HUA Yang, GU Qi-meng, et al. Multi-scale joint estimation of SOC and capacity of lithium-ion batteries [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 46(8): 1444—1452.
- [12] XIONG R, SUN F, CHEN Z, et al. A data-driven multi-scale extended Kalman filtering based parameter and state estimation approach of lithium-ion polymer battery in electric vehicles [J]. *Applied Energy*, 2014, 113: 463—476.
- [13] 高晋, 艾田付, 徐新法, 等. 基于 UKF 的磷酸铁锂电池电荷状态估算策略[J]. *电子测量技术*, 2018, 41(3): 12—16.  
GAO Jin, AI Tianfu, XU Xin-fa, et al. State-of-charge estimation strategy for lithium-iron phosphate battery based on UKF [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2018, 41(3): 12—16.
- [14] 袁翔, 周湘, 蒋鹏. 电动汽车用锂电池模型参数辨识方法研究[J]. *公路与汽运*, 2015(4): 13—16.  
YUAN Xiang, ZHOU Xiang, JIANG Peng. Research on parameter identification method of lithium battery model for electric vehicles [J]. *Highway and Automobile Transportation*, 2015(4): 13—16.
- [15] 印学浩, 宋宇晨, 刘旺, 等. 基于多时间尺度的锂离子电池状态联合估计[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(8): 118—126.  
YIN Xue-hao, SONG Yu-chen, LIU Wang, et al. Joint estimation of lithium-ion battery state based on multiple time scales [J]. *Chinese Journal of Instrumentation*, 2018, 39(8): 118—126.
- [16] CHAO H, YOUN B D, CHUNG J. A multiscale framework with extended Kalman filter for lithium-ion battery SOC and capacity estimation [J]. *Applied Energy*, 2012, 92: 694—704.
- [17] 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, 61.  
HE Feng, WANG Wen-liang, JIANG Xue-sheng, et al. Estimation of SOC and SOH of lithium battery pack by double extended Kalman filter method [J]. *Agricultural Equipment and Vehicle Engineering*, 2021, 59(7): 37—40, 61.