

# 提高串联锂电池 SOC 在线估计快速性的简化二阶模型

任碧莹, 孙佳, 孙向东, 徐玮浓

(西安理工大学电气工程学院, 陕西 西安 710054)

**摘要:** 锂离子电池最常用的等效电路模型为二阶 RC 等效电路模型。基于该模型参数辨识存在所需辨识参数多、运算量大的缺点, 同时荷电状态(state of charge, SOC)估计中状态方程存在复杂的指数运算等问题, 这些都使得难以对多个串联电池进行 SOC 的在线估计。因此, 提出了一种简化二阶电池模型。该模型忽略电池内部极化反应, 只关注其外特性, 使得参数辨识个数减少。该简化模型也使得状态空间方程中需要估计的状态变量个数减少, 避免了复杂的指数运算, 降低了计算复杂度和整体的运算量, 有利于多个串联锂电池 SOC 的实时在线估计。通过对单体锂电池和串联锂电池进行参数辨识和 SOC 估计测试, 验证了所提的简化模型在保证参数辨识及 SOC 估计精度的同时, 大大提升了系统运算速度, 进而提高了 SOC 估计的快速性。

**关键词:** 锂离子电池; 简化二阶模型; 参数辨识; SOC 估计

## A simplified second-order model for improving the speed of on-line state of charge estimation of series lithium-ion batteries

REN Biying, SUN Jia, SUN Xiangdong, XU Weinong

(School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** The most commonly used equivalent circuit model of a lithium-ion battery is the second-order RC equivalent circuit model. Parameter identification based on this model has the disadvantages of many identification parameters and a large amount of calculation. At the same time, there are complex exponential operations in the state of charge (SOC) estimation, and these make it difficult to estimate the SOC of multiple series batteries on-line. Therefore, a simplified second-order battery model is proposed, one which ignores the internal polarization reaction and only pays attention to its external characteristics, so as to reduce the amount of parameter identification. The simplified model also reduces the number of state variables to be estimated in the state space equation, avoids complex exponential operation, reduces the computational complexity and the overall amount of operation, and is conducive to the real-time online estimation of the SOC of multiple series lithium batteries. Through the parameter identification and SOC estimation test of a single lithium-ion battery and series lithium-ion batteries, it is verified that the proposed simplified model not only ensures the accuracy of parameter identification and SOC estimation, but also greatly increases the operational speed of the system, and then improves the speed of SOC estimation.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51577155).

**Key words:** lithium-ion battery; simplified second-order model; parameter identification; SOC estimation

## 0 引言

近年来新能源产业的发展为解决传统化石能源危机提供了可行之道<sup>[1]</sup>, 新能源汽车则是其中的代表之一<sup>[2]</sup>。锂电池因其循环寿命长、能量密度高、

自放电率低、安全可靠等优点在电动汽车和交直流微电网等领域得到广泛应用。荷电状态(SOC)作为电池管理系统的关键<sup>[3-8]</sup>, 进行快速而又高精度的 SOC 在线估计既有利于防止锂电池发生过充过放等不安全事故, 也有利于延长锂电池的使用寿命<sup>[9]</sup>, 同时也为串联锂电池 SOC 均衡控制提供了准确的依据<sup>[10]</sup>。

锂电池的等效电路模型能够较好的描述电池的

性能, 适合应用于实际工程实践中。SOC 在线估计的准确性和快速性取决于锂电池等效电路模型本身的精度和复杂度; 同时以高精度的参数辨识为基础, 才能获得高精度的 SOC 估计。锂电池等效电路模型主要包括内阻模型、阻容模型、PNGV 模型、GNL 模型、戴维南模型<sup>[11-12]</sup>。其中, 内阻模型结构较为简单, 但该模型不能很好地模拟电池在各种工况下的动态特性, 实际中应用精度低。阻容模型能够将电池特性较好地体现出来, 但电容电压难以测量。PNGV 模型实用性较低。GNL 模型虽然有着较高的精度, 但所需辨识的参数较多, 增大了计算复杂度。而戴维南模型可以通过改变 RC 阶数的个数调节模型的精度与复杂度, 综合考虑模型精度和复杂度<sup>[13]</sup>, 本文以二阶 RC 模型为基础来进行分析。

针对二阶 RC 模型, 为了得到高精度的模型参数进而得到比较准确的 SOC 估计值, 研究者们对参数辨识算法与 SOC 估计算法的设计越来越完善, 但同时也使得算法的计算复杂度越来越高。例如, 目前参数辨识的方法有极大似然法、随机梯度法、递推最小二乘法(RLS)、含遗忘因子最小二乘法(FFRLS)、变遗忘因子最小二乘法(VFFRLS)等<sup>[14-16]</sup>。而常用的 SOC 估计方法有开环估计算法和基于模型的闭环估计算法。开环估计算法包括安时积分法、开路电压法、负载电压法<sup>[17-18]</sup>。开环估计算法原理简单、容易实现且计算复杂度低, 但大多需要满足许多前提条件, 且因为缺少反馈环节, 算法鲁棒性较差。而基于模型的闭环估计算法不需要精确的 SOC 初值, 比如, 卡尔曼滤波法(KF)、扩展卡尔曼滤波法(EKF)、无迹卡尔曼滤波法(UKF)、自适应卡尔曼滤波(AKF)<sup>[19-21]</sup>等。KF 是一种时域上的最优滤波算法, 它是以最小均方差为最佳准则, 通过线性系统状态方程以及系统输入输出观测数据, 对系统状态进行最优估计。然而, 由于电池是一个复杂的非线性系统, 因此目前常用于电池 SOC 估计的是一些非线性卡尔曼滤波算法, 如: EKF、UKF、AKF 等。这些闭环算法使得 SOC 估计精度越来越高, 但同时也增大了计算复杂度, 快速性无法保证。

无论是基于等效电路模型的参数辨识方法还是 SOC 估计方法, 在保证精度的前提下, 要提高参数辨识速度或 SOC 估计速度, 都和模型中需要辨识的参数个数和计算的复杂度直接相关。现有的二阶 RC 等效电路模型参数个数多, 且进行 SOC 估计时需要指数计算, 导致在线参数辨识和在线 SOC 估计的实时性较差。非线性滤波器和高阶电池模型的复杂计算使得在串联锂电池应用场合中, 多个电池单体的 SOC 在线实时估计难以保证。

因此, 希望设计简化电路模型, 减少辨识参数的个数, 以及采用线性化的 SOC 估计方法, 使得系统在保证 SOC 估计精度的同时极大的提高运算速度。本文针对电池稳定运行时的特性, 简化传统二阶 RC 等效电路模型, 得到简化后参数辨识的数学表达式, 并对电池模型输出方程进行线性化处理得到呈现线性特性的状态方程, 进而使用简单的 RLS 和 KF 算法相结合进行 SOC 估计, 可以使得系统的运算量大大地减少, 进而提高系统的实时性。

本文首先在第 1 节阐述了常规的二阶 RC 电路模型和以该模型为基础的 SOC 估计状态空间方程。经研究在锂电池稳定状态时状态方程矩阵系数基本稳定, 基于此在第 2 节提出了简化的二阶模型, 基于该模型需要辨识的参数个数有所减少, 同时使得 SOC 估计运算简单, 从整体上减小了系统的运算量和运算复杂度, 为串联锂电池在线 SOC 估计奠定基础。在第 3 节针对单体锂电池进行参数辨识和 SOC 估计, 对比了二阶 RC 模型和简化二阶模型下的 SOC 估计运行时间和精度; 在此基础上进行了多个串联锂电池的在线 SOC 估计。

## 1 锂电池二阶 RC 等效电路模型

### 1.1 基于二阶 RC 等效电路模型的状态空间方程

锂电池二阶 RC 等效电路模型如图 1 所示, 模型中参数包括电池内阻  $R_0$ , 极化电阻  $R_1$ 、 $R_2$ , 极化电容  $C_1$ 、 $C_2$ , 两个并联 RC 分别表示了电池的电化学极化过程与浓差极化过程,  $U_1$ 、 $U_2$  分别表示两个并联 RC 支路的极化电压,  $U_{oc}$  表示开路电压,  $U_L$  表示端电压,  $I$  表示端电流。

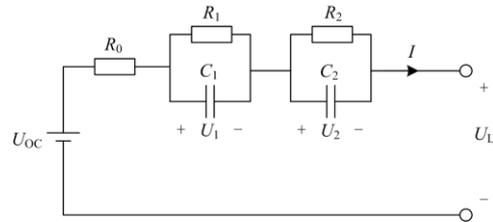


图 1 锂电池二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model of lithium-ion battery

由图 1 根据基尔霍夫定律可得

$$\begin{cases} I = C_1 \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_1} \\ I = C_2 \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_2} \\ U_L = U_{oc} - IR_0 - U_1 - U_2 \end{cases} \quad (1)$$

安时积分法计算 SOC 的公式如式(2)所示。

$$S_t = S_0 - \frac{1}{Q} \int_0^t i dt \quad (2)$$

其中  $S_0$  是 SOC 的初始值,  $Q$  是电池的总容量,  $S_t$  是某一时刻的 SOC 值。以  $S$ 、 $U_1$  和  $U_2$  为状态变量, 根据式(1)和式(2)整理可得二阶 RC 等效电路模型的状态空间方程如式(3)所示。

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = \mathbf{G}x + \mathbf{H}I \\ U_L = U_{OC} - IR_0 - U_1 - U_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $x = [S_t \ U_1 \ U_2]^T$ , 矩阵  $\mathbf{G} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1/\tau_1 & 0 \\ 0 & 0 & -1/\tau_2 \end{bmatrix}, \tau_1 = R_1 C_1, \tau_2 = R_2 C_2; \mathbf{H} = \begin{bmatrix} -1/Q \\ 1/C_1 \\ 1/C_2 \end{bmatrix}。$$

在考虑噪声的情况下对式(3)进行离散化处理, 得到用于 SOC 估计的离散化状态空间方程如式(4)所示(包括状态方程和输出方程)<sup>[22]</sup>。

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = \mathbf{A}(k-1)\mathbf{x}(k-1) + \\ \quad \mathbf{B}(k-1)I(k-1) + \mathbf{W}(k-1) \\ y(k) = U_{OC}(S(k)) - U_1(k) - \\ \quad U_2(k) - I(k)R_0(k) + V(k) \end{cases} \quad (4)$$

式中: 系统输入  $u(k)=I(k)$ , 系统输出  $y(k)=U_L(k)$ ;

$$\text{矩阵 } \mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T}{\tau_1(k)}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T}{\tau_2(k)}} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{B}(k) =$$

$$\begin{bmatrix} -\frac{T}{Q} & R_1(k)(1 - e^{-\frac{T}{\tau_1(k)}}) & R_2(k)(1 - e^{-\frac{T}{\tau_2(k)}}) \end{bmatrix}^T, T \text{ 为采}$$

样时间;  $\mathbf{W}(k)$  为过程噪声, 服从正态分布  $\mathbf{W}(k) = N(0, \mathbf{Q}_k)$ ;  $V(k)$  是观测噪声, 服从正态分布  $V(k) = N(0, R_k)$ ; 其中  $\mathbf{Q}_k$  和  $R_k$  分别为过程噪声和观测噪声的协方差。

## 1.2 基于二阶 RC 等效电路模型的参数辨识表达式

对二阶 RC 等效电路模型的时域关系进行拉普拉斯变换并整理可得参数与观测值的关系如式(5)所示。

$$U_L(s) = U_{OC}(s) - I(s)[R_0 + R_1 / (1 + R_1 C_1 s) + R_2 / (1 + R_2 C_2 s)] \quad (5)$$

令  $U(s) = U_{OC}(s) - U_L(s)$ ,  $a = \tau_1 \tau_2$ ,  $b = \tau_1 + \tau_2$ ,  $c = R_0 + R_1 + R_2$ ,  $d = R_0(\tau_1 + \tau_2) + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1$ , 对式

(5)利用差分变换法离散化处理并整理可得到用于参数辨识的数学表达式如式(6)所示<sup>[23-24]</sup>。

$$U(k) = k_1 U(k-1) + k_2 U(k-2) + k_3 I(k) + k_4 I(k-1) + k_5 I(k-2) \quad (6)$$

式中:  $k_1 = (2a + bT) / k_0$ ;  $k_2 = -a / k_0$ ;  $k_3 = (aR_0 + dT + cT^2) / k_0$ ;  $k_4 = -(2aR_0 + dT) / k_0$ ;  $k_5 = aR_0 / k_0$ 。其中  $k_0 = a + bT + T^2$ 。

将式(6)写作如式(7)所示形式。

$$Y(k) = \boldsymbol{\phi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) \quad (7)$$

式中:  $Y(k) = U(k)$  为系统观测值;  $\boldsymbol{\phi}(k) = [U(k-1) \ U(k-2) \ I(k) \ I(k-1) \ I(k-2)]^T$  为系统信息向量;  $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4 \ k_5]^T$  为待估参数向量; 通过参数辨识算法得到待估参数后可反推计算出参数  $R_0$ 、 $R_1$ 、 $R_2$ 、 $C_1$ 、 $C_2$  的值。

由本节推导可以看出, 二阶 RC 模型需要辨识的参数有  $R_0$ 、 $R_1$ 、 $R_2$ 、 $C_1$ 、 $C_2$ , 所需辨识的参数较多并且推导过程复杂, 大大增加了系统的运算量。在此基础上进行 SOC 估计时, 需要利用辨识的 5 个参数并结合状态空间方程式(4), 利用相关 SOC 估计算法通过复杂的运算进一步获得 SOC 的估计结果, 使整体算法的计算时长大大增加, 降低了系统的实时性。

## 2 简化二阶模型

### 2.1 简化二阶模型

根据第 1 节对参数辨识的分析可以看出, 算法计算量最大最复杂的地方在于对电池模型中 RC 参数的辨识, RC 参数在每个采样点处的辨识结果用于 SOC 估计时对状态空间方程式(4)中矩阵  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  以及  $R_0$  的实时更新, 从而利用 SOC 估计算法达到对所估状态变量的实时更新。

在式(1)的状态方程中, 令  $m_1 = e^{-\frac{T}{R_1 C_1}}$ 、 $m_2 = e^{-\frac{T}{R_2 C_2}}$ 、 $n_1 = R_1(1 - e^{-\frac{T}{R_1 C_1}})$ 、 $n_2 = R_2(1 - e^{-\frac{T}{R_2 C_2}})$ ,

$$\text{此时 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & m_1 & 0 \\ 0 & 0 & m_2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\frac{T}{Q} & n_1 & n_2 \end{bmatrix}^T。$$

对单体锂电池进行间歇恒流充放电和 DST 充放电工况下的实验测试, 在这些实验的基础上进行参数辨识并求取状态方程矩阵系数中  $m_1$ 、 $m_2$ 、 $n_1$ 、 $n_2$  的值, 发现这些参数波动较小。以间歇恒流放电工况下的辨识结果为例, 对状态方程矩阵系数进行分析, 如图 2 所示。可以看出, 当系统达到稳定状

态时,  $m_1$  的基准值基本在 0.9949 左右, 其波动偏差保持在 0.95% 以内,  $m_2$  的整体不存在明显波动趋势, 局部存在尖峰式较大波动, 但偏差最大时也大约保持在 8% 之内,  $n_1$ 、 $n_2$  系数值本身非常小, 其波动也可近似忽略。

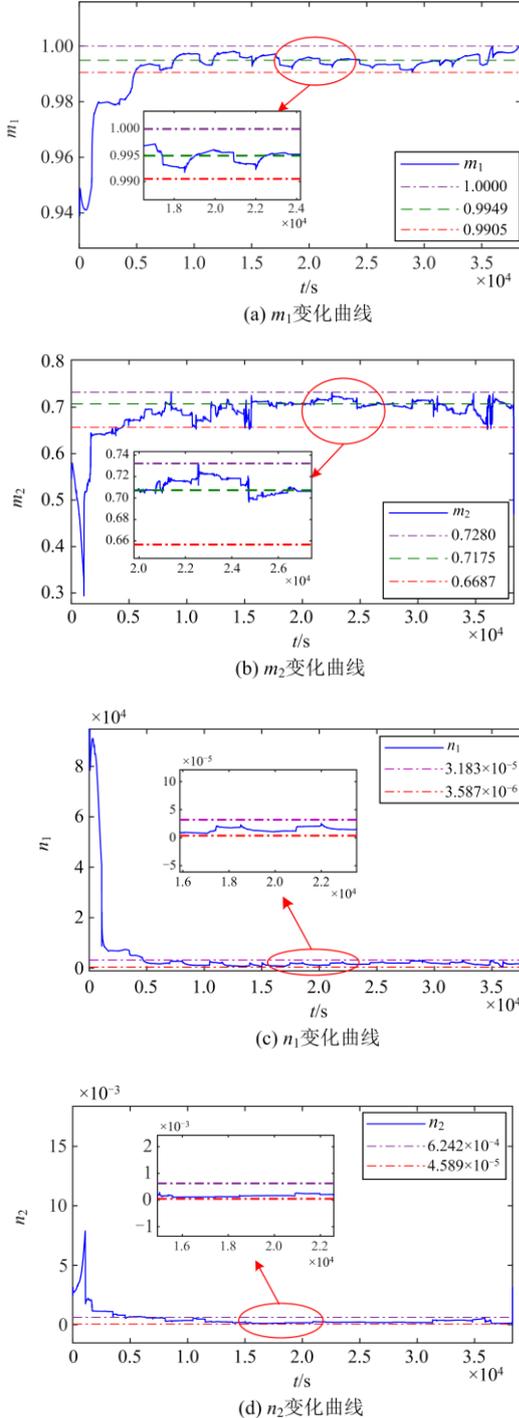


图 2 状态方程中各系数变化曲线

Fig. 2 Variation curve of each coefficient in the equation of state

通过对辨识结果进行分析并结合锂电池性能可知, 电池老化是一个长期缓慢的过程, 当电池使用一段时间后, 其 RC 参数才会出现明显改变, 而在一定的使用周期内可认为 RC 参数处于基本稳定的状态, 所以根据辨识的 RC 值求得的参数  $m_1$ 、 $m_2$ 、 $n_1$ 、 $n_2$  在电池使用的很长一段时间内能够保持基本稳定, 可近似看作常数。在 RC 值保持稳定的情况下, 可忽略电池内部极化反应的变化情况, 只关注其外特性, 由此构建的简化二阶模型如图 3 所示。

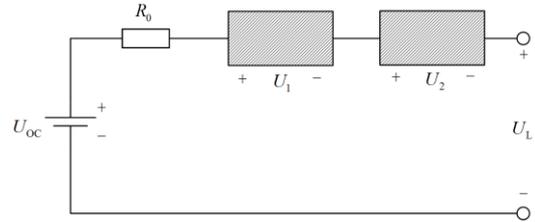


图 3 简化二阶模型

Fig. 3 Simplified second-order model

图 3 中将 RC 并联支路看作一个整体, 只看其电压  $U_1$ 、 $U_2$  的变化情况, 本文将在该简化二阶模型的基础上进行分析。

## 2.2 基于简化二阶模型的锂电池参数辨识

由图 3 可得系统的输出方程如式(8)所示。

$$U_L(k) = U_{oc}(k) - [R_0(k)I(k) + U_1(k) + U_2(k)] \quad (8)$$

式(8)中令

$$U(k) = U_{oc}(k) - U_L(k) = R_0(k)I(k) + U_1(k) + U_2(k) \quad (9)$$

根据式(9)可确定各单体的输出为  $Y(k) = U(k)$ , 信息向量为  $\phi(k) = [I(k) \ 1 \ 1]^T$ , 待估参数向量为  $\theta(k) = [R_0(k) \ U_1(k) \ U_2(k)]^T$ 。

常规的二阶 RC 模型需要辨识 5 个参数:  $R_0$ 、 $R_1$ 、 $R_2$ 、 $C_1$ 、 $C_2$ , 其计算过程相当复杂, 而本节所提出的简化二阶模型只需要辨识 3 个参数:  $R_0$ 、 $U_1$ 、 $U_2$ , 并且计算简单, 大大降低了辨识运算的复杂度和计算量。

本文将采用比较简单的 RLS 算法进行参数辨识, 该算法的递推过程如下。

- (1) 初始化协方差矩阵  $P$  和待估参数向量  $\theta$ ;
- (2) 计算增益向量  $K$ ;

$$K(k) = \frac{P(k-1)\phi(k)}{\phi^T(k)P(k-1)\phi(k) + 1} \quad (10)$$

- (3) 计算待估参数  $\hat{\theta}(k)$ ;

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)[y(k) - \phi^T(k)\hat{\theta}(k-1)] \quad (11)$$

- (4) 更新协方差矩阵  $P$ 。

$$P(k) = [I - K(k)\phi^T(k)]P(k-1) \quad (12)$$

循环步骤(2)–(4)直至采样结束。

### 2.3 基于简化二阶模型的线性化的 SOC 估计

2.1 节中基于二阶 RC 等效电路模型需要估计的状态变量为  $\mathbf{x}(k)=[S(k) U_1(k) U_2(k)]^T$ ，而在 2.2 节中基于简化二阶模型的参数辨识已经求得  $U_1(k)$  和  $U_2(k)$ ，所以只需要对  $S(k)$  进行估计即可。由以上分析可得基于简化二阶模型的状态方程可简化为式(13)所示。

$$S(k+1) = S(k) - \frac{T}{Q_n} I(k) \quad (13)$$

不难看出式(13)为线性方程，但系统输出方程式(8)由于  $U_{OC}$  和 SOC 的非线性关系而呈现非线性，若将  $U_{OC}$ -SOC 关系曲线线性化，那么就可以使用简单的 KF 算法进行 SOC 估计。

$U_{OC}$ -SOC 关系曲线线性化过程如下：利用测量值拟合的  $U_{OC}$ -SOC 关系曲线，将该曲线划分为多个区间，以构建分段线性差值函数来描述  $U_{OC}$ -SOC 关系，如式(14)所示，其中  $k_n$ 、 $b_n$  系数分别表示第  $n$  段线性差值函数的斜率和截距。

$$U_{OC}(k) = k_n S(k) + b_n \quad (14)$$

此时系统的输出方程如式(15)所示，式中  $U_1(k)$ 、 $U_2(k)$  和  $R_0(k)$  已在 2.2 节中通过参数辨识得到。

$$U_L(k) = k_n \cdot S(k) + b_n - U_1(k) - U_2(k) - R_0(k) I(k) \quad (15)$$

至此，可将状态空间方程式(4)简写为如式(16)形式。

$$\begin{cases} S(k) = S(k-1) - \frac{T}{Q_n} I(k-1) + W(k) \\ y(k) = k_n \cdot S(k) + b_n - U_1(k) - U_2(k) - R_0(k) I(k) + V(k) \end{cases} \quad (16)$$

利用 KF 进行 SOC 估计的过程如下。

步骤 1：初始化状态变量  $\mathbf{x}$ 、协方差矩阵  $\mathbf{P}$ 、过程噪声协方差  $\mathbf{Q}$  和观测噪声协方差  $\mathbf{R}$ 。

步骤 2：状态预测。

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{A}(k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1) + \mathbf{B}(k-1)I(k-1) \quad (17)$$

步骤 3：协方差预测。

$$\hat{\mathbf{P}}(k) = \mathbf{A}(k-1)\hat{\mathbf{P}}(k-1)\mathbf{A}(k-1)^T + \mathbf{Q}(k-1) \quad (18)$$

步骤 4：卡尔曼增益的求取。

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\hat{\mathbf{P}}(k)\mathbf{C}(k)^T}{\mathbf{C}(k)\hat{\mathbf{P}}(k)\mathbf{C}(k)^T + \mathbf{R}(k)} \quad (19)$$

步骤 5：状态更新。

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{K}(k)[y(k) - \hat{y}(k)] \quad (20)$$

步骤 6：协方差更新。

$$\hat{\mathbf{P}}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}(k)]\hat{\mathbf{P}}(k) \quad (21)$$

循环步骤 2–6 直至采样结束。上述计算过程中， $\hat{\mathbf{x}}(k)$  和  $\hat{\mathbf{P}}(k)$  分别为  $k$  时刻状态变量的先验估计值(预测值)和后验估计值(最优估计值)，这里的状态变量  $\mathbf{x}$  指的是 SOC， $\hat{\mathbf{P}}(k)$  和  $\hat{\mathbf{P}}(k)$  分别为  $k$  时刻协方差矩阵的先验估计值和后验估计值， $y(k)$  为输出测量值， $\hat{y}(k)$  为输出估计值， $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

基于传统二阶 RC 等效电路模型的 SOC 估计是在状态空间方程式(4)的基础上通过复杂的指数运算不断更新矩阵  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  进而利用估计算法实时更新状态向量  $\mathbf{x}(k)=[S(k) U_1(k) U_2(k)]^T$  的最优估计值，一系列繁琐的计算不但会造成一定的误差，同时还会使整体算法的计算时长大大增加。而基于简化模型的 SOC 估计，由于状态变量  $U_1$  和  $U_2$  在前述参数辨识中已经得到，所以在步骤 2 和步骤 5 中仅基于状态空间方程式(16)对状态变量 SOC 进行预测和更新，并且在整体的计算过程中省去了复杂矩阵的更新，从而使得整体计算大大简化。

本文利用 RLS 参数辨识算法以及线性 KF 算法对电池进行 SOC 联合估计的具体流程如图 4 所示。

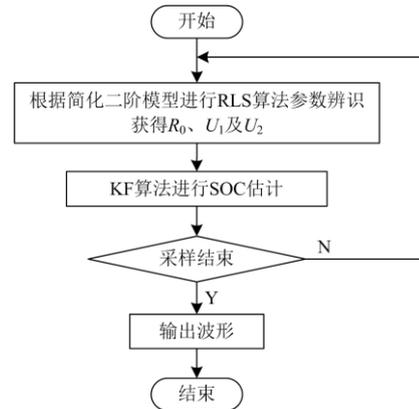


图 4 基于简化二阶模型的 SOC 联合估计流程图

Fig. 4 Flow chart of SOC joint estimation based on simplified second-order model

由 2.2 节和 2.3 节可以明显看出，和传统二阶 RC 模型相比，所提简化模型不论是在参数辨识还是在 SOC 估计上其推导和计算过程的复杂度都大幅降低。其中，在参数辨识中舍弃了传统二阶 RC 模型通过复杂推导得到的参数辨识数学表达式式(6)，而采用式(9)进行参数辨识，减少了参数辨识个数并使得计算量大大下降；在 SOC 估计部分，将状态空间方程式(4)简化为式(16)，减少了需要估计的状态变量，并且使得状态空间方程整体线性化，适合采用线性 KF 算法进行 SOC 估计。整体来讲，基

于所提简化二阶模型进行参数辨识和 SOC 联合估计将会使得单体在线 SOC 估计的效率大大提升, 从而能够保证多个串联单体同时进行 SOC 估计的实时性。

### 3 单体锂电池和串联锂电池在线 SOC 估计验证

锂电池测试平台如图 5 所示。锂电池经电压电流探头接于电池测试柜, 电池测试仪获取电池数据, 将其与上位机连接构成测试平台, 上位机、中位机与电池测试柜之间通过通信线相连, 用于传输数据与控制信号。

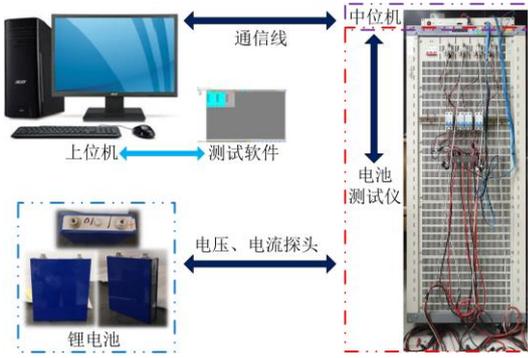


图 5 锂电池测试平台

Fig. 5 Lithium-ion battery test platform

本文所用锂电池单体参数如表 1 所示, 采用 0.33C 标准速率电流对单个锂电池进行 DST 充放电工况下的实验测试, 在此基础上进行所提简化模型的参数辨识和 SOC 估计。本节将从均方根误差 (RMSE)、平均相对误差 (MRE) 以及运行时间 3 个方面对不同模型下的参数辨识以及 SOC 估计性能进行对比分析, 其中 RMSE 和 MRE 的计算公式如式 (22) 所示。

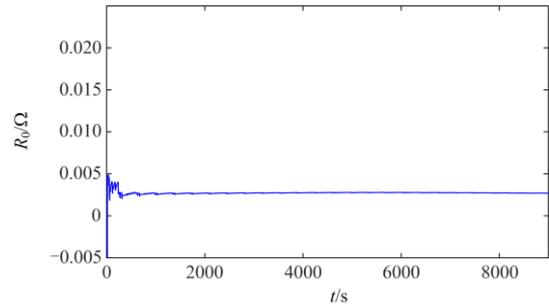
$$\begin{cases} X_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{实测值} - \text{估计值})^2} \\ X_{\text{MRE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{|\text{实测值} - \text{估计值}|}{\text{实测值}} \times 100\% \right) \end{cases} \quad (22)$$

表 1 锂电池参数

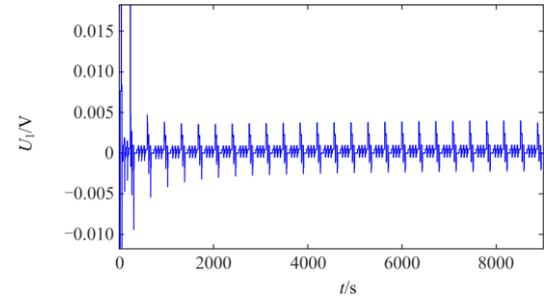
Table 1 Lithium-ion battery parameters

参数	值
额定电压/V	3.2
额定容量/Ah	36
充放电截止电流/A	12
充电截止电压/V	3.7
放电截止电压/V	2.5

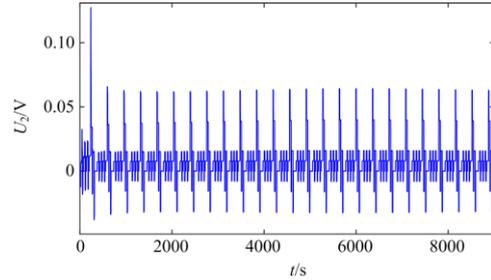
图 6 为采用 RLS 辨识方法对简化二阶模型中  $R_0$ 、 $U_1$ 、 $U_2$  3 个参数的辨识结果。



(a)  $R_0$  辨识结果



(b)  $U_1$  辨识结果



(c)  $U_2$  变化曲线

图 6 电池单体的辨识结果

Fig. 6 Identification results of battery

图 7 为不同模型在 RLS 算法下辨识的锂电池端电压与实测端电压对比图。根据图 7 可以获得基于两种模型进行参数辨识的性能对比, 如表 2 所示。

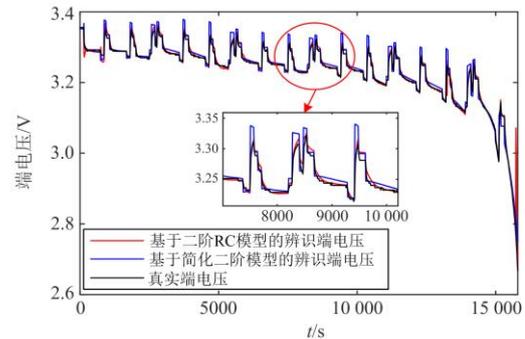


图 7 基于两种模型的参数辨识结果对比

Fig. 7 Comparison of parameter identification results with two models

表 2 两种模型应用于参数辨识时的性能对比  
Table 2 Performance comparison of two models applied to parameter identification

实验工况	分析指标	二阶 RC 模型	简化二阶模型
DST	MRE/%	0.4820	0.3424
	RMSE	0.0239	0.0429
	运行时间 $t/\mu\text{s}$	62.592	24.018

由表 2 可以看出，基于简化二阶模型的辨识结果与二阶 RC 模型相比，MRE 有一定的降低而 RMSE 略有升高，即简化二阶模型下参数辨识的整体误差有所下降，但局部存在误差升高的现象，结合图 7 可以看出，简化模型对于电池极化特性的跟踪性能低于二阶 RC 模型，但整体应用效果良好，且算法运算时间大大降低。总的来说，两种模型在参数辨识误差相差不大的情况下，所提简化模型从很大程度上提升了算法的实时性，具有更好的整体性能。

图 8 为基于简化二阶模型和二阶 RC 模型的 SOC 估计结果对比。可以看出，基于简化二阶模型对单体电池进行 SOC 联合估计可以得到较为准确的 SOC 估计值。

表 3 为基于两种模型进行 SOC 联合估计的性能分析。可以看出，基于简化二阶模型的 SOC 估计误差相比于二阶 RC 模型没有明显区别，但简化模型的运行时间更短，有着更快的 SOC 估计速度，大大提升了算法的整体性能。

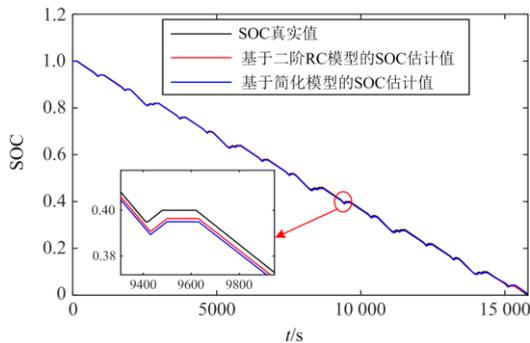


图 8 基于两种模型的 SOC 估计结果对比

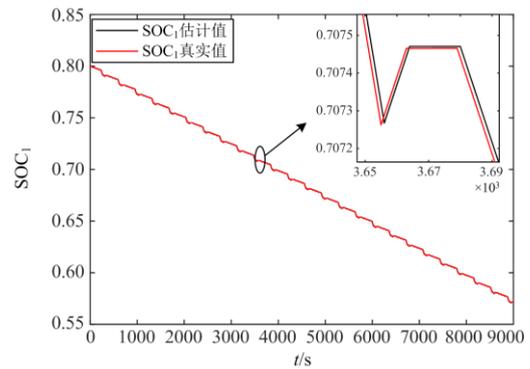
Fig. 8 Comparison of SOC estimation results with two models

表 3 两种模型应用于 SOC 联合估计时的性能对比  
Table 3 Performance comparison of two models when applied to SOC joint estimation

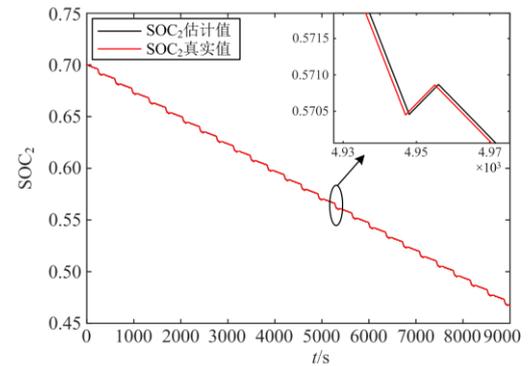
实验工况	分析指标	二阶 RC 模型	简化二阶模型
DST	MRE/%	0.5138	0.4925
	RMSE	0.0049	0.0051
	运行时间 $\mu\text{s}$	128.441	47.314

经过上述电池单体参数辨识和 SOC 估计验证，可以看出基于简化二阶模型的 SOC 估计精度满足需求，且运算时间大大减少。在此基础上，将简化二阶模型应用到 4 个初始 SOC 不同的串联锂电池组中。

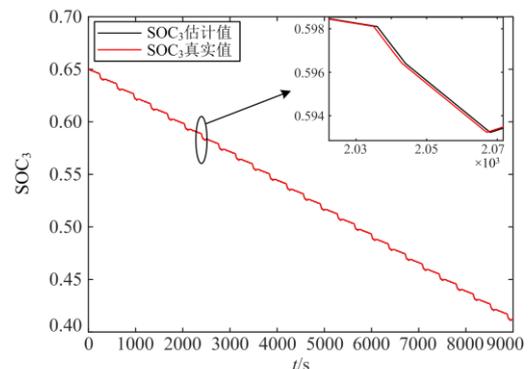
图 9 为 4 个串联锂电池组各电池初始 SOC 分别为 0.8、0.7、0.65 和 0.9 时，各锂电池 SOC 联合估计的结果。可以看出，将简化二阶模型应用于串联电池组中对各单体进行 SOC 估计时，各电池单体均能得到较为精确的估计结果，估计值与真实值重合度较高。图 10 为 SOC 估计误差曲线图，可以看出，各单体估计误差非常小，都能保持在 0.035% 以下，仍能够保证 SOC 估计误差在需求范围内。



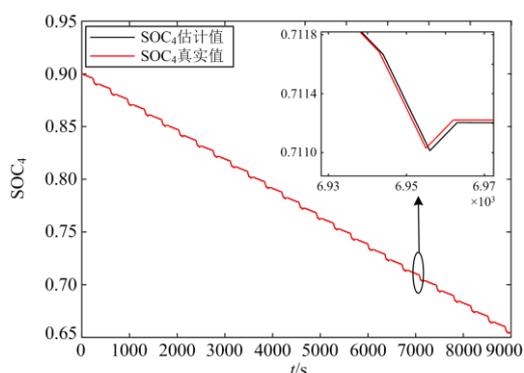
(a) 单体1 SOC联合估计结果



(b) 单体2 SOC联合估计结果



(c) 单体3 SOC联合估计结果



(d) 单体4 SOC联合估计结果

图9 串联电池组中各电池单体 SOC 联合估计结果

Fig. 9 SOC joint estimation results of each cell in series battery pack

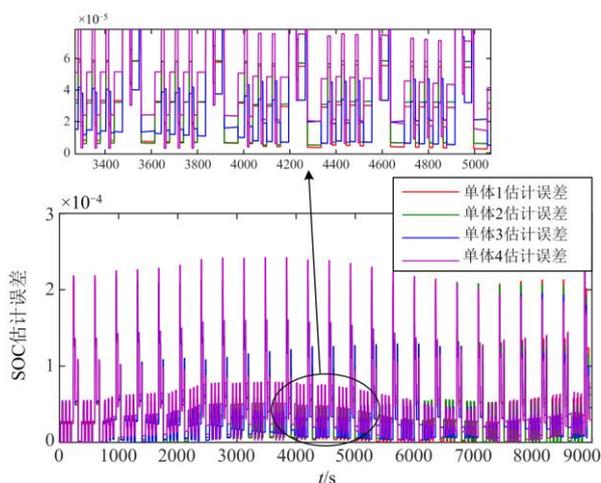


图10 串联电池组中各电池单体 SOC 联合估计误差

Fig. 10 Error of SOC joint estimation results of each cell in series battery pack

## 4 结论

本文针对以二阶 RC 电路模型为基础进行参数辨识与 SOC 估计时由于算法复杂度较高, 导致实际应用中实时性差的问题, 提出了简化二阶模型, 该模型减少了需要辨识的参数个数, 并且在此基础上简化了用于 SOC 估计的状态方程, 避免了 SOC 估计过程中复杂矩阵的更新, 大大降低了整体算法的复杂度以及运算量, 在提高参数辨识速度的基础上同时也进一步提高了 SOC 估计的效率。实验结果表明, 和传统模型相比, 所提模型在满足精度的要求下, 大幅提升了 SOC 估计效率, 验证了所提模型的可行性。

未来一方面可以根据电池老化的速度在本文所提模型的基础上考虑参数更新的频率, 以满足电

池在不同老化阶段下模型的精度; 另一方面在权衡模型复杂度的基础上, 可进一步研究混合建模的方法以弥补单一建模的缺点; 此外还应考虑温度等因素对电池特性的影响, 进一步提高电池模型精度。

## 参考文献

- [1] 李秋燕, 王利利, 张艺涵, 等. 能源互联网多能流的耦合模型及动态优化方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 179-186.  
LI Qiuyan, WANG Lili, ZHANG Yihan, et al. A review of coupling models and dynamic optimization methods for energy internet multi-energy flow[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 179-186.
- [2] 李建林, 李雅欣, 周喜超, 等. 储能商业化应用政策解析[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 168-178.  
LI Jianlin, LI Yaxin, ZHOU Xichao, et al. Analysis of energy storage policy in commercial application[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 168-178.
- [3] 明彤彤, 赵晶, 王晓磊, 等. 基于改进 LSTM 的脉冲大倍率工况下锂电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 144-150.  
MING Tongtong, ZHAO Jing, WANG Xiaolei, et al. SOC estimation of a lithium battery under high pulse rate condition based on improved LSTM[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 144-150.
- [4] LÜ J C, JIANG B C, WANG X L, et al. Estimation of the state of charge of lithium batteries based on adaptive unscented Kalman filter algorithm[J]. Electronics, 2020, 9(9): 1425-1425.
- [5] 高金辉, 朱迎正. 基于新电源模型的动力锂电池荷电状态估计研究[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2019, 47(1): 58-61, 92.  
GAO Jinhui, ZHU Yingzheng. Study on state estimation of power lithium battery based on new power supply model[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2019, 47(1): 58-61, 92.
- [6] 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 Chuanyu, HAN Huachun, SHI Mingming, et al. SOC estimation method of battery energy storage system for BMS test platform[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(3): 7-14.
- [7] 张小辉, 许傲然, 王秀平. 回溯搜索算法改进 RBF 算法的锂离子电池 SOC 估算研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(18): 146-152.  
ZHANG Xiaohui, XU Aoran, WANG Xiuping. Research on lithium-ion battery SOC estimation based on

- backtracking search algorithm and improved RBF algorithm[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(18): 146-152.
- [8] 刘运鑫, 姚良忠, 周金辉, 等. 基于 LSTM 的锂电池储能装置 SOC 与 SOH 联合预测[J]. *全球能源互联网*, 2022, 5(1): 37-45.
- LIU Yunxin, YAO Liangzhong, ZHOU Jinhui, et al. Joint Prediction of state of charge and state of health based on LSTM for lithium-ion batteries[J]. *Journal of Global Energy Interconnection*, 2022, 5(1): 37-45.
- [9] DUAN J D, WANG P, MA W T, et al. State of charge estimation of lithium battery based on improved correntropy extended Kalman filter[J]. *Energies*, 2020, 13(16): 4197-4197.
- [10] 程俊, 曲妍, 李媛, 等. 基于剩余电量估计的电池组充放电均衡策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(3): 122-129.
- CHENG Jun, QU Yan, LI Yuan, et al. Charge and discharge equalization strategy for battery packs based on remaining capacity estimation[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(3): 122-129.
- [11] BACCOUCHE I, JEMMALI S, MANAI B, et al. Li-ion battery modeling and characterization: an experimental overview on NMC battery[J]. *International Journal of Energy Research*, 2022, 46(4): 3843-3859.
- [12] 郭向伟, 司阳, 高岩, 等. 动力锂电池最优等效电路模型研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1): 48-55.
- GUO Xiangwei, SI Yang, GAO Yan, et al. Research on the optimal equivalent circuit model of lithium-ion battery[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 48-55.
- [13] LI J, WANG L, LÜ C, et al. Parameter updating method of a simplified first principles-thermal coupling model for lithium-ion batteries[J]. *Applied Energy*, 2019, 256(1): 1-15.
- [14] SUN X D, JI J R, REN B Y, et al. Adaptive forgetting factor recursive least square algorithm for online identification of equivalent circuit model parameters of a lithium-ion battery[J]. *Energies*, 2019, 12(12): 2242-2242.
- [15] SONG Q, MI Y, LAI W. A novel variable forgetting factor recursive least square algorithm to improve the anti-interference ability of battery model parameters identification[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 61548-61557.
- [16] REN B Y, XIE C X, SUN X D, et al. Parameter identification of a lithium-ion battery based on the improved recursive least square algorithm[J]. *IET Power Electronics*, 2020, 13(12): 2351-2358.
- [17] NAGUIB M, KOLLMEVER P, EMADI A. Lithium-ion battery pack robust state of charge estimation, cell inconsistency, and balancing: review[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 50570-50582.
- [18] ZHOU W, ZHENG Y, PAN Z, et al. Review on the battery model and SOC estimation method[J]. *Processes*, 2021, 9(9): 1685.
- [19] VAN C N, VINH T N. SOC estimation of the lithium-ion battery pack using a sigma point Kalman filter based on a cell's second order dynamic model[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(5): 1896.
- [20] WANG S L, FERNANDEZ C, ZOU C Y, et al. A comprehensive working state monitoring method for power battery packs considering state of balance and aging correction[J]. *Energy*, 2019, 171(2): 444-455.
- [21] ZZA B, LI J A, LZ A, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery pack by using an adaptive extended Kalman filter for electric vehicles[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 37(9): 102457.
- [22] LI J H, GAO F J, YAN G G, et al. Modeling and SOC estimation of lithium iron phosphate battery considering capacity loss[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2018, 3(1): 61-69.
- [23] SONG Q, MI Y, LAI W. A novel variable forgetting factor recursive least square algorithm to improve the anti-interference ability of battery model parameters identification[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 61548-61557.
- [24] DU X, MENG J, ZHANG Y, et al. An information appraisal procedure: endows reliable online parameter identification to lithium-ion battery model[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 69(6): 5889-5899.

收稿日期: 2022-02-14; 修回日期: 2022-03-23

作者简介:

任碧莹(1971—), 女, 博士, 教授, 研究方向为新能源发电技术与微电网控制技术; E-mail: renby@126.com

孙佳(1997—), 女, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电池管理和储能变换器技术。E-mail: 1776107172@qq.com

(编辑 魏小丽)