

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209936

# 基于遗忘因子递推最小二乘法的锂电池 等效电路模型参数辨识方法\*

赵可沧 江境宏 邓进 刘洪飞

(广州广电计量检测股份有限公司 广州 510656)

**摘要:** 本文对现有常用的锂离子电池模型进行分析,建立了便于工程应用的二阶 RC 网络等效电路模型,并在 MATLAB 中搭建相应电池模型,利用实测数据对电池模型参数进行离线辨识,对模型精度进行了验证。考虑到模型参数值在电池充放电过程中并不恒定,而是受到充放电倍率和电池荷电状态等因素影响不断变化,因此为提高模型精度,采用含遗忘因子的递推最小二乘方法进行模型参数的在线辨识,通过仿真分析对比不同遗忘因子的影响,确定了遗忘因子的最佳范围。实验结果表明,随着遗忘因子从 1 开始减小,模型的精度会先提高再减小。本模型比较合适的遗忘因子范围大致为 0.90~0.95,最佳值应在 0.94 附近,此时模型的平均电压误差仅为 0.000 43 V,证明了本文辨识方法的正确性和高精度。

**关键词:** 电池模型;参数辨识;最小二乘法;遗忘因子

**中图分类号:** TM912.9 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470

## Parameter identification method of lithium battery equivalent circuit model based on forgetting factor recursive least squares

Zhao Kelun Jiang Jinghong Deng Jin Liu Hongfei

(Guangzhou GRG Metrology and Test Co., Ltd., Guangzhou 510656, China)

**Abstract:** In this paper, the existing commonly used lithium-ion battery models are analyzed, and a second-order RC network equivalent circuit model which is convenient for engineering application is established. The corresponding battery models are built in MATLAB, and the measured data are used to identify the battery model parameters offline, and the accuracy of the model is verified. Considering that the values of model parameters are not constant in the process of battery charging and discharging, but constantly change due to factors such as charging and discharging rate and battery SOC, in order to improve the accuracy of the model, the recursive least square method with forgetting factors is adopted to identify the model parameters online, and the optimal range of forgetting factors is determined by comparing the influences of different forgetting factors through simulation analysis. The experimental results show that as the forgetting factor decreases from 1, the accuracy of the model will first increase and then decrease. The appropriate forgetting factor range of this model is about 0.90~0.95, and the best value should be around 0.94. At this time, the average voltage error of the model is only 0.000 43 V, which proves the correctness and high accuracy of the identification method in this paper.

**Keywords:** battery model; parameter identification; least squares; forgetting factor

## 0 引言

锂离子电池由于具有长循环寿命、低自放电率、高能量密度等优点,被广泛应用于新能源电动汽车、储能电网等领域<sup>[1]</sup>。为保证电池能够工作在正常安全操作环境中,需对

电池内部状态进行估计,从而对电池进行管理,其中最基础也最重要的一步便是建立一个能准确表述动力电池特性的电池模型,并对模型参数进行准确辨识<sup>[2-5]</sup>。

一个好的电池模型既要能准确反应电池的特性,同时模型本身的复杂度也较低,容易计算,并且在工程上容易实

收稿日期:2022-05-13

\* 基金项目:广东省重点领域研发计划项目(2019B090908003)资助

现。目前常用的动力电池模型包括电化学模型、等效电路模型和黑箱模型等。其中等效电路模型因为结构简单、易于集成、实时计算容易,在保证模型精度较高的同时具有较低的复杂度,所以在各类动力电池的建模和状态估计中得到了广泛应用。目前,国内外文献中提出的电池等效电路模型主要有 Rint 模型、PNGV 模型、Thevenin 模型、GNL 模型等<sup>[6-10]</sup>。

电池模型不仅取决于模型结构,还和模型参数有关。模型参数值在电池充放电过程中并不恒定,而是受到充放电倍率、电池 SOC 等因素影响不断变化<sup>[9]</sup>。为提高模型精度,需要对模型的参数进行在线辨识、实时修正。目前常用的电池模型参数在线辨识方法主要有最小二乘法、贝叶斯算法、遗传算法、卡尔曼滤波算法、神经网络算法等<sup>[11]</sup>。

针对上述锂电池建模问题,本文选用了综合 Thevenin 等效电路模型和 GNL 等效电路模型得到的二阶 RC 模型,保证模型在具有较高精度的同时复杂度也较低,容易工程实现。针对模型参数在线辨识问题,本文使用含遗忘因子的递推最小二乘法对模型参数进行在线辨识,能在计算量较小的同时具有较高的精度,还能防止算法出现数据饱和问题,增强算法的跟踪和修正能力。

### 1 电池模型建立及验证

#### 1.1 电池等效电路模型建立

图 1 为电池二阶 RC 等效电路模型,该模型在模型精度和复杂度方面综合性较好。

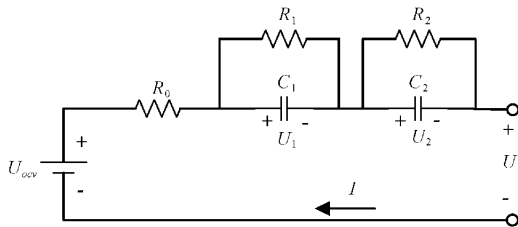


图 1 电池二阶 RC 等效电路模型

其中,  $U$  为电池的端电压;  $U_{OCV}$  表示电池的开路电压,因为本文没有考虑温度和电池老化,故其是仅与 SOC 有关的非线性函数;  $R_0$  为电池的欧姆内阻,主要由电解液、电极材料、隔膜电阻和各部分的接触电阻组成;  $R_1$  和  $C_1$  组成一对 RC 回路,分别表示电池的电化学极化内阻和电化学极化电容,对应端电压为  $U_1$ ;  $R_2$  和  $C_2$  组成一对 RC 回路,分别表示电池的浓差极化内阻和浓差极化电容,对应端电压为  $U_2$ ,  $I$  为电池工作电流。

根据电路模型可以得到二阶 RC 模型的状态方程和输出方程如式(1)和(2)所示。

$$\begin{bmatrix} \dot{U}_1 \\ \dot{U}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix} I \quad (1)$$

$$U = [-1 \quad -1] \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} - R_0 I + U_{OCV} \quad (2)$$

对式(1)和(2)进行离散化,得到此系统的离散模型,如式(3)和(4)所示。

$$\begin{bmatrix} U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{T}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & 1 - \frac{T}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T}{C_1} \\ \frac{T}{C_2} \end{bmatrix} I_k \quad (3)$$

$$U_k = [-1 \quad -1] \begin{bmatrix} U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} - R_0 I_k + U_{OCV,k} \quad (4)$$

式中:角标  $k$  表示第  $k$  个采样点,  $T$  为采样周期。

#### 1.2 模型精度验证

本文实验对象为 30 Ah 的三元锂离子电池。这里采用文献[12]方法来得到电池开路电压(open circuit voltage, OCV)-荷电状态(state of charge, SOC)关系曲线,并选用 6 次多项式函数在 MATLAB 中对曲线进行拟合,得到电池开路电压关于 SOC 的函数表达式如下:

$$OCV = 11.08 \cdot SOC^6 - 25.58 \cdot SOC^5 + 17.54 \cdot SOC^4 - 1.159 \cdot SOC^3 - 2.386 \cdot SOC^2 + 1.263 \cdot SOC + 3.422 \quad (5)$$

后续采用文献[13]中的指数拟合法对电池不同 SOC 时刻等效电路模型参数进行离线辨识,辨识结果如表 1 所示。

表 1 离线参数辨识结果

SOC	$R_0/\Omega$	$R_1/\Omega$	$C_1/F$	$R_2/\Omega$	$C_2/F$
0.0	0.002	0.002 05	50 000.69	0.001 07	65 826.42
0.1	0.002	0.001 09	69 256.99	0.001 08	40 240.71
0.2	0.002	0.001 19	12 808.68	0.001 10	92 736.85
0.3	0.002	0.001 14	10 729.94	0.001 08	83 004.39
0.4	0.002	0.001 05	84 639.03	0.001 14	30 248.95
0.5	0.002	0.001 01	80 169.67	0.001 19	19 311.70
0.6	0.002	0.001 11	11 549.97	0.001 14	121 686.42
0.7	0.002	0.001 14	45 213.41	0.001 36	80 606.25
0.8	0.002	0.001 06	45 006.78	0.001 36	110 572.38
0.9	0.002	0.000 99	30 860.00	0.001 15	80 140.93
1.0	0.003	0.000 72	40 869.57	0.001 06	78 675.78

为了验证上文建立的电池模型的准确性,本文首先在 MATLAB/SIMULINK 下建立电池二阶 RC 等效电路仿真模型,然后将离线辨识的参数结果输入模型,并通过查表方式根据电池 SOC 状态进行模型参数调整。现以三元锂电池的 UDDS 工况下的电流数据作为输入来进行仿真验证。UDDS 工况全称为美国城市道路循环工况,最高车速为 160 km/h,0~100 km/h 加速时间时间小于 15.5 s,最大爬坡度大于 25%,续驶里程大于等于 500 km<sup>[14-15]</sup>。图 2、3 分

别为 UDDS 工况下输入电流图和该工况下的模型估计电压与实际电压的误差图。

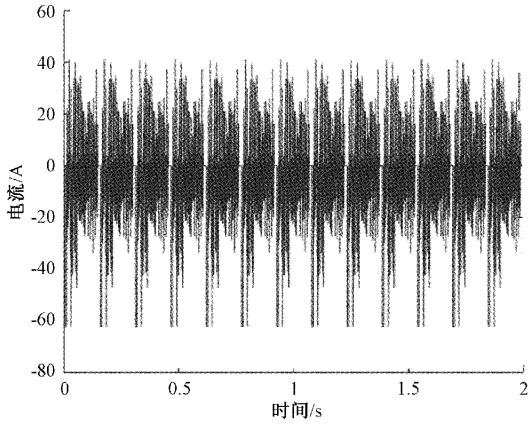


图2 UDDS 工况下输入电流

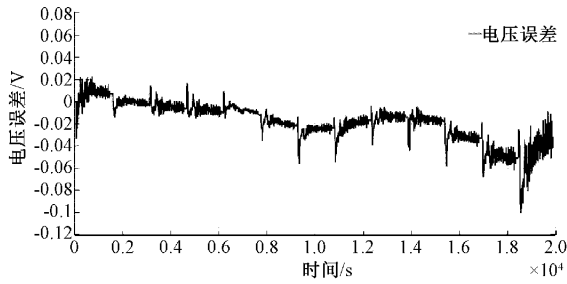


图3 UDDS 工况下模型估计电压与实际电压误差

由图3可知,仿真过程中,电压最大误差不超过0.1 V。早期模型计算电压和实际电压的误差很小,不大于0.02 V。而随着时间的推移,电压误差逐渐上升,这是模型搭建过程中没有考虑温度、电池老化等因素的影响,导致误差逐渐增大。总的来说,本文建立的模型预测电压和实际电压在一定程度上是相互吻合的,符合一般精度要求。

## 2 基于遗忘因子递推最小二乘法的模型参数在线辨识方法

由上文仿真实验结果可知,电池模型早期精度较高,随着运行时间增大,误差会逐渐增大,原因是模型参数值在电池充放电过程中并不恒定,而是受到充放电倍率和电池SOC等因素影响不断变化。所以为了提高模型精度,本文选用计算量低和精度相对较高的最小二乘法对模型参数进行在线辨识,同时加入遗忘因子,避免数据饱和问题,增强算法的跟踪和修正能力。

### 2.1 基于遗忘因子递推最小二乘法的参数辨识原理

#### 1) 递推最小二乘法参数辨识原理

最小二乘法是一种常见的数学优化技术,通过最小化观测数据与估计值之间的误差平方和来得到系统的参数估计值<sup>[16]</sup>。算法原理简单,容易实现,收敛速度快,被广泛应用于系统参数辨识,其递推形式常用于锂离子电池模型参数在线辨识<sup>[9,17-18]</sup>。基本原理如下,考虑受控自回归

模型(CAR):

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + e(k) \quad (6)$$

$$\begin{cases} A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{n_a} z^{-n_a} \\ B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{n_b} z^{-n_b} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $U(k)$ 为系统输入, $y(k)$ 为系统输出,将式(7)带入式(6),可得:

$$y(k) = -a_1 y(k-1) - \dots - a_{n_a} y(k-n_a) + b_0 u(k) + \dots + b_{n_b} u(k-n_b) + e(k) = \varphi(k)\theta^T + e(k) \quad (8)$$

$$\begin{cases} \varphi(k) = [-y(k-1) & -y(k-2) & \dots & -y(k-n_a) \\ & u(k) & u(k-1) & \dots & u(k-n_b)] \\ \theta = [a_1 & a_2 & \dots & a_{n_a} & b_0 & b_1 & \dots & b_{n_b}] \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\varphi(k)$ 为测量数据, $\theta$ 为待估计参数。

扩展系统输入 $U(k)$ 、输出 $y(k)$ 至 $N$ 维,其中 $k=1, 2, \dots, N$ ,则可得系统方程为:

$$Y = \Phi\theta^T + e \quad (10)$$

为了实现锂离子电池的在线辨识,需引入递推最小二乘法,计算公式如下<sup>[19]</sup>:

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

$$K(k+1) = P(k+1)\Phi(k+1) \quad (12)$$

$$P(k+1) = P(k) - \frac{P(k)\Phi(k+1)\Phi^T(k+1)P(k)}{1 + \Phi^T(k+1)P(k)\Phi(k+1)} \quad (13)$$

在运行上述递推算法前,需要先给符合条件的 $\hat{\theta}(0)$ 和 $P(0)$ 。一般来说 $\hat{\theta}(0)$ 可为任意值,而 $P(0) = \alpha E$ ,其中 $\alpha$ 尽量取大, $E$ 为单位矩阵。

#### 2) 含遗忘因子的递推最小二乘法参数辨识原理

递推最小二乘法的记忆长度是无限的,随着递推次数增加,积累旧数据多,新数据难以起到修正作用,算法失去跟踪和修正能力,进而影响参数估计效果,在时变系统中上述情况尤为严重。这里引入遗忘因子 $\lambda$ ,降低 $P(k)$ 中旧数据占有量,即使数据量大, $P(k+1)$ 也不趋于零,避免了“数据饱和”问题,同时增强了算法跟踪、修正能力,得到更加精确的辨识结果。带遗忘因子的递推最小二乘法的最终计算公式如下<sup>[20]</sup>:

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + K(k+1) \times [y(k+1) - \Phi^T(k+1)\hat{\theta}(k)] \quad (14)$$

$$K(k+1) = P(k)\Phi(k+1) \times [\lambda + \Phi^T(k+1)P(k)\Phi(k+1)]^{-1} \quad (15)$$

$$P(k+1) = \frac{1}{\lambda} [E - K(k+1)\Phi^T(k+1)]P(k) \quad (16)$$

其中,  $0 < \lambda < 1$ ,  $\lambda$  越大, 新数据对参数的修正作用越小, 算法跟踪能力越低, 当  $\lambda = 1$  时, 即为普通的递推最小二乘法;  $\lambda$  越小, 新数据对参数的修正作用越大, 算法跟踪修正能力越强, 但同时可能会引起算法波动, 故  $\lambda$  需要根据经验和实际情况选择合适的值。

2.2 电池模型最小二乘法数学形式

对建立的电池二阶 RC 等效电路模型进行参数辨识, 需把电池模型转换成可应用最小二乘法的数学形式。由图 1 的等效电路模型可得:

$$U_{ocv}(s) = \left( R_0 + \frac{R_1}{R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{R_2 C_2 s} \right) I(s) + U(s) \quad (17)$$

令  $\tau_1 = R_1 C_1, \tau_2 = R_2 C_2$ , 并将式(17)离散化, 引入参数

$a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$ :

$$\begin{cases} a_1 = \frac{-(\tau_1 + \tau_2)T - 2\tau_1\tau_2}{T^2 + (\tau_1 + \tau_2)T + \tau_1\tau_2} \\ a_2 = \frac{\tau_1\tau_2}{T^2 + (\tau_1 + \tau_2)T + \tau_1\tau_2} \\ a_3 = \frac{(R_0 + R_1 + R_2)T^2}{T^2 + (\tau_1 + \tau_2)T + \tau_1\tau_2} + \frac{[R_1\tau_2 + R_2\tau_1 + R_0(\tau_1 + \tau_2)]T + \tau_1\tau_2 R_0}{T^2 + (\tau_1 + \tau_2)T + \tau_1\tau_2} \\ a_4 = \frac{-[R_1\tau_2 + R_2\tau_1 + R_0(\tau_1 + \tau_2)]T - 2\tau_1\tau_2 R_0}{T^2 + (\tau_1 + \tau_2)T + \tau_1\tau_2} \\ a_5 = \frac{\tau_1\tau_2 R_0}{T^2 + (\tau_1 + \tau_2)T + \tau_1\tau_2} \end{cases} \quad (18)$$

则式(17)可化为:

$$U_{ocv}(k) - U(k) = a_1[U_{ocv}(k-1) - U(k-1)] + a_2[U_{ocv}(k-2) - U(k-2)] + a_3 I(k) + a_4 I(k-1) + a_5 I(k-2) \quad (19)$$

上式可直接代入含遗忘因子的递推最小二乘法辨识方法中, 将  $\theta = [a_1, a_2, a_3, a_4, a_5]^T$  作为直接辨识参数, 再由这些参数的辨识结果得到电池模型的所有参数。

2.3 模型参数在线辨识仿真实验及结果分析

为了验证本文方法用于电池模型参数在线辨识的效果, 本文使用 MATLAB 根据上文公式进行仿真。使用的仿真输入数据为 UDDS 工况下的输入电流数据。根据多次辨识经验, 取  $P(k) = 10 \times E_{5 \times 5}$ , 遗忘因子  $\lambda$  从 1 取到 0.8, 间隔 0.01, 以验证遗忘因子的作用和确定遗忘因子合适取值范围。表 2 是不同遗忘因子下模型仿真估计电压和实际电压误差情况。

为了更直观且全面观察不同遗忘因子下的模型仿真估计电压和实际测量电压之间的误差情况, 这里列举出遗忘因子为 1.00、0.90、0.80 这 3 个典型情况下的模型仿真估计电压和实际测量电压之间的误差曲线图分别如图 4~6 所示。

由表 2 可以看出, 采用递推最小二乘法对电池模型参

表 2 不同遗忘因子下模型仿真估计电压和实际电压误差情况

遗忘因子	最大绝对误差	平均误差
1.00	0.028 81	0.003 100 0
0.99	0.018 53	0.000 496 3
0.98	0.018 28	0.000 458 3
0.97	0.017 62	0.000 443 5
0.96	0.016 54	0.000 434 6
0.95	0.015 16	0.000 430 3
0.94	0.015 14	0.000 430 1
0.93	0.015 12	0.000 432 4
0.92	0.015 11	0.000 436 0
0.91	0.015 09	0.000 440 7
0.90	0.015 08	0.000 446 3
0.89	0.015 06	0.000 452 7
0.88	0.015 04	0.000 459 7
0.87	0.015 00	0.000 467 3
0.86	0.014 95	0.000 475 5
0.85	0.014 87	0.000 484 1
0.84	0.014 72	0.000 493 5
0.83	0.014 41	0.000 504 3
0.82	0.015 77	0.000 517 6
0.81	0.031 62	0.000 535 2
0.80	0.063 17	0.000 560 8

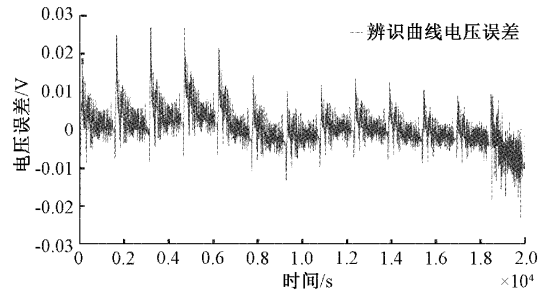


图 4 遗忘因子为 1.00 时的电压误差

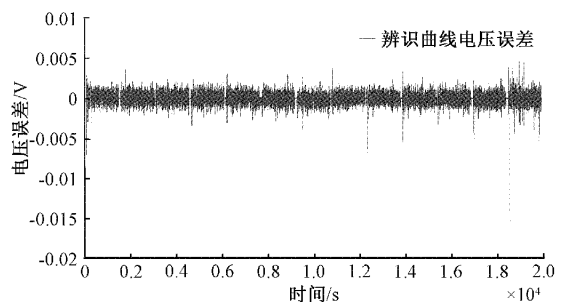


图 5 遗忘因子为 0.90 时的电压误差

数进行在线辨识后, 模型的精度得到较大提升。无论是否加入遗忘因子, 参数在线辨识的电池模型的估计电压与实

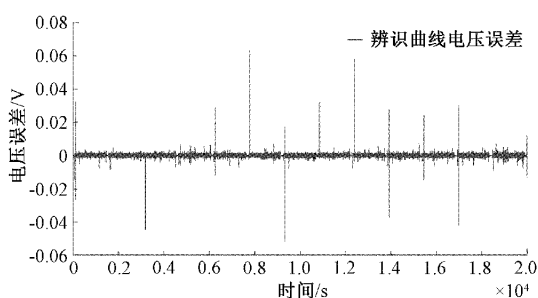


图6 遗忘因子为0.80时的电压误差

际电压在整个仿真运行过程中的误差都要比之前参数离线辨识电池模型的精度高,且误差大小在整个仿真过程中更加稳定。查看表2及对图4~6可知,当 $\lambda$ 加入遗忘因子后,电池模型估计电压与实际电压的误差再次大幅度降低,模型的精度相较于未加入遗忘因子时大幅度提升,且不同遗忘因子对模型精度的影响也不同。当遗忘因子从1开始降低时,模型估计电压与实际测量电压的最大误差和平均误差都在减小,参数在线辨识的模型的精度提高;当遗忘因子减小到0.94后再减小时,模型估计电压的最大误差虽然仍在减小,但幅度变小,且整个过程平均误差增大;当遗忘因子减小到0.82后,模型估计电压的最大误差和平均误差开始增加,模型精度降低。综上所述,模型精度随遗忘因子减小增加,但当遗忘因子减小到一个程度后,模型精度反而会降低。这也和之前所说符合,遗忘因子即不能过大,也不能过小,需要根据经验和实际情况选择合适的值。根据表2数据可知,本模型比较适合的遗忘因子范围大致为0.91~0.95,其中最佳值应在0.94附近。仿真结果证明,通过递推最小二乘法对模型参数进行在线辨识可有效提高电池模型精度,且在加入合适遗忘因子后,可再次提高电池模型精度。

### 3 结 论

针对锂电池建模和参数在线辨识问题,本文对常用锂电池模型进行分析,选用了综合Thevenin等效电路模型和GNL等效电路模型得到的二阶RC模型,并在MATLAB中搭建相应电池模型,利用实测数据对电池模型参数进行离线辨识,证明模型在算法简单、计算量较低的同时也具有相对较高的精度。考虑到电池模型参数值会在电池充放电过程中不断变化,本文对传统递推最小二乘法进行改进,加入遗忘因子,进行电池模型的参数在线辨识,计算量小、精度高,且能防止算法出现数据饱和问题,增强算法的跟踪和修正能力。最后通过MATLAB编程仿真确定遗忘因子选择的合适范围,验证了在线辨识方法的正确性和精度。

### 参考文献

[1] 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.

[2] QI X, WANG Y, FANG M. An integrated cascade structure-based isolated bidirectional DC-DC converter for battery charge equalization[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(11): 12003-12021.

[3] 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.

[4] GUO F, HU G, XIANG S, et al. A multi-scale parameter adaptive method for state of charge and parameter estimation of lithium-ion batteries using dual Kalman filters[J]. Energy, 2019, 178: 79-88.

[5] LU L, HAN X, LI J, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles[J]. Journal of power sources, 2013, 226: 272-288.

[6] 周娟, 化毅恒, 刘凯, 等. 一种高精度锂离子电池建模方案研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(21): 6394-6403.

[7] 刘征宇, 朱诚诚, 尤勇, 等. 面向SOC估计的计及温度和循环次数的锂离子电池组合模型[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 117-127.

[8] 王笑天, 杨志家, 王英男, 等. 双卡尔曼滤波算法在锂电池SOC估算中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1732-1738.

[9] 陈息坤, 孙冬, 陈小虎. 锂离子电池建模及其荷电状态鲁棒估计[J]. 电工技术学报, 2015, 30(15): 141-147.

[10] 唐哲慈, 郭春林, 贾东明, 等. 电动汽车动力电池测试、建模与仿真[J]. 电源技术, 2015, 39(12): 2612-2615.

[11] 王晓侃. 基于最小二乘模型的Bayes参数辨识方法[J]. 新技术新工艺, 2012(6): 24-26.

[12] ABU-SHARKH S, DOERFFEL D. Rapid test and non-linear model characterisation of solid-state lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2004, 130(1-2): 266-274.

[13] SCHWEIGHOFER B, RAAB K M, BRASSEUR G. Modeling of high power automotive batteries by the use of an automated test system[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2003, 52(4): 1087-1091.

[14] 何培杰, 王琪, 高田, 等. 动力电池荷电状态优化方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 37-42.

[15] 郑颖, 郑显锋, 张旺, 等. 基于模糊控制理论的纯电动汽车制动系统[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(12): 121-125.

[16] 张强. 最小二乘法原理及其处理方法的探讨[J]. 计量与测试技术, 2020, 47(4): 75-76.

- [17] 李匡成, 杨亚丽, 陈涛, 等. 用最小二乘法在线估计蓄电池荷电状态[J]. 电源技术, 2010, 34(10): 1056-1059.
- [18] 魏学哲, 孙泽昌, 卞佳卿. 锂离子动力电池参数辨识与状态估计[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2008(2): 231-235.
- [19] 熊瑞, 何洪文, 丁银. HEV用锂离子电池动态模型参数辨识方法研究[J]. 电力电子技术, 2011, 45(4): 100-102.
- [20] 刘雨洋, 王顺利, 谢滢馨, 等. 基于在线参数辨识和改

进 2RC-PNGV 模型的锂离子电池建模与 SOC 估算研究[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(6): 2312-2317.

#### 作者简介

**赵可沦**, 博士研究生, 主要研究方向为装备结构材料服役行为分析与评价、材料可靠性验证及耐久性评估、产品寿命特征分析与预测。

E-mail: zhaokl@grgtest.com

**江境宏**, 硕士研究生, 主要研究方向为动力电池可靠性测试与分析。

E-mail: jiangjh@grgtest.com