

安时积分法和 EKF 结合的锂电池 SOC 估计

龙振弘

(三明教育学院信息技术处, 福建 三明, 365000)

摘 要: 针对 SOC 估计方法的算法复杂度和精度之间的矛盾, 以及电流累计误差等问题, 提出 EKF 算法和安时积分法适时切换的 SOC 估计方法。该方法通过分析锂离子电池的一阶戴维南等效模型, 使用复合脉冲电池放电试验对模型参数进行辨识, 建立基于 EKF 的 SOC 估计模型, 并设计出算法流程。安时积分法和 EKF 的 SOC 估计将根据电池管理系统的不同工况交替进行。验证试验结果表明该方法的 SOC 估计误差小于 1.5%, 能够以较少的计算资源达到较高的估计精度, 安时积分法产生积累误差在进行 EKF 估计时得以消除。

关键词: SOC 估计; 戴维南模型; 卡尔曼滤波; 安时积分法

DOI: 10.3969/j.issn.1002-2279.2024.01.009

中图分类号: TM912.9; U469.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-2279(2024)01-0039-05

SOC Estimation of Lithium Battery by Combining Ampere-Hour Integration Method with EKF

LONG Zhenhong

(Department of Information Technology, Sanming Institute of Education, Sanming Fujian 365000, China)

Abstract: Aiming at the contradiction between the algorithm complexity and accuracy of SOC estimation method, and the accumulated error of current, a SOC estimation method with timely switching between EKF algorithm and ampere-hour integration method is proposed. In the method, the first-order Thevenin equivalent model of lithium-ion battery is analyzed, and the model parameters are identified by compound pulse battery discharge test, and the SOC estimation model based on EKF is established, and the algorithm flow is designed. The ampere-hour integration method and EKF SOC estimation will be carried out alternately according to different working conditions of the battery management system. The verification test results show that the SOC estimation error of the method is less than 1.5%, and it can achieve higher estimation accuracy with less computing resources. The accumulated error caused by ampere-hour integration method can be eliminated in EKF estimation.

Key words: SOC estimation; Thevenin model; Kalman filter; Ampere-hour integration method

1 引 言

准确的电池荷电状态(State of Charge, SOC)^[1]估计可以推测出电动汽车的续航里程, 消除驾驶员的“里程焦虑”, 同时为电动汽车的能量管理、寿命监测、电池均衡等提供准确的判断依据, 因此成为电动汽车发展的热点问题。SOC 估计精度是当前电池管理系统的研究重点, 且存在有待进一步改进和提高的方面^[2]。目前 SOC 估计常见方法有安时积分法、阻抗分析法、开路电压法等。近年来出现了基于卡尔曼滤波类方法、机器学习类方法、非线性观测器类方法等^[3], 以及基于上述几类方法的改进或融合, 用以提

高 SOC 估计精度^[4-8]。当前国内外研究的 SOC 估计方法均能够有效估计 SOC 并达到一定精度, 但是存在算法复杂度和精度之间的矛盾、时间或电流累计误差、依赖模型准确度以及实际应用下的工程实现等问题。为提高 SOC 的估计精度, 从工程实际出发, 提出一种采用安时积分法和扩展卡尔曼滤波法相结合的方法, 以较少的计算资源达到较高的估计精度。

2 电池建模及参数辨识

电池使用过程中的外特性与 RC 网络特性具有相似性, RC 网络能够较好地模拟电池的极化效应。戴维南(Thevenin)等效模型使用若干 RC 并联网路

结合线性模型来近似电池特性,RC 网络阶数越高,对极化特性的反映越精确。戴维南等效模型可以根据系统要求和资源灵活选用阶数,能够适应不同精度和复杂度的要求。为能较好地兼顾精度和复杂度,此处采用一阶戴维南等效模型,其结构如图 1 所示。

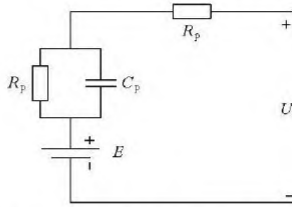


图 1 一阶戴维南等效电路模型

通过复合脉冲电池放电试验(Hybrid Pulse Power Characterization, HPPC),以串联电池组的充放电电流为输入,端电压为电池系统的输出,对电池的周期性充放电响应特性进行分析,由此计算出电池模型中各元件的参数。

脉冲放电过程为:以 1/3 C 放电 10 s,然后静置 30 s,最小采样间隔为 0.1 s,采集此 SOC 下电压变化曲线。HPPC 过程电池端电压随电流的变化曲线如图 2 所示。单次脉冲放电曲线如图 3 所示。

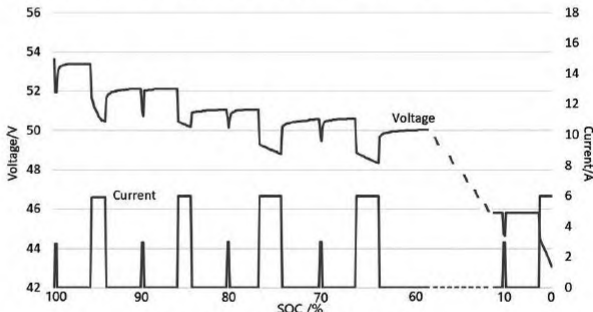


图 2 HPPC 过程电压变化曲线

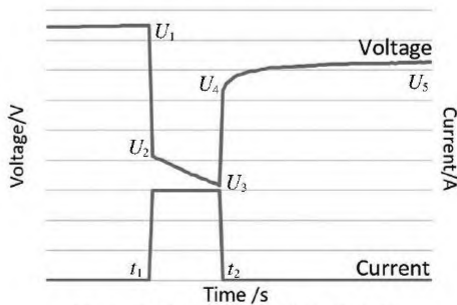


图 3 单次脉冲放电曲线示意图

在 t_1 时刻开始放电,工作电压会有明显的陡然下降。根据一阶戴维南等效电路模型可知电压陡降数值与电流比值为等效内阻 R_0 ,即:

$$R_0 = \frac{\Delta U}{i_L} \quad (1)$$

在 t_2 时刻,电池停止放电,电池等效内阻不再分压。之后到 U_4 到 U_5 阶段,是容阻回路的零输入响应阶段。由于 RC 回路的存在,充满电的等效极化电容 C_p 开始对等效极化内阻 R_p 放电,在外特性中呈现为电池端电压缓慢上升;当等效极化电容两极板上电荷全部释放后时,电池的端电压不再发生变化,此时测得的电池端电压即为电池开路电压。

由基尔霍夫电流定律,可得:

$$\frac{U_p(t)}{R_p} + C_p \frac{dU_p(t)}{dt} = 0 \quad (2)$$

式中, U_p 是电容电压; U_R 是电阻两端电压。对式(2)求解,可得:

$$U_p(t) = A \cdot \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right) \quad (3)$$

式(3)为容阻回路零输入响应,表示 U_4 到 U_5 时刻电压的变化趋势。其中, τ 为时间常数; A 为电容初始电压; Δt 为采样时间,其中 $\tau = R_p C_p$ 。

t_1 到 t_2 时刻为放电过程,由基尔霍夫电流定律,可得:

$$U_p(t) + R_p C_p \frac{dU_p(t)}{dt} = R_p \cdot i \quad (4)$$

式(4)为一阶常系数线性非齐次微分方程,其通解为:

$$U_p = R_p \cdot i_L (1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau})) \quad (5)$$

式中,可用最小二乘法求解出 R_p 的值,然后根据 $\tau = R_p C_p$ 可求出 C_p 的值。

图 1 的 RC 环路的零输入和零状态响应为:

$$\begin{cases} U_p = U_p(0)e^{-t/\tau} \\ U_p = iR_p(1 - e^{-t/\tau}) \end{cases} \quad (6)$$

根据基尔霍夫电压定律可得到电池端电压 U_L 、等效电容电压 U_p 的参数关系式:

$$U_L = U_{OC} - R_0 I - U_p \quad (7)$$

模型参数辨识结果如表 1 所示。

表 1 模型参数辨识结果

SOC	R_0/Ω	R_p/Ω	C_p/F
100%	0.3541	0.2565	1214.5711
90%	0.3442	0.2456	1052.2562
80%	0.3341	0.1955	976.4811
70%	0.3234	0.1838	1156.7772
60%	0.2961	0.1831	1146.6273
50%	0.2787	0.1832	1175.6593
40%	0.2873	0.1967	1133.0821
30%	0.2931	0.2144	968.5779
20%	0.3024	0.2243	812.9944
10%	0.4033	0.2378	787.5477

通过 HPPC 试验所辨识出的 SOC-OCV 曲线以及不同 SOC 时刻的内阻 R_0 、极化电容 C_p 和极化电阻 R_p 的值, 拟合后可得到 SOC 和 R_0 、 R_p 、 C_p 的函数关系。至此, 利用安时积分法和 EKF 的进行 SOC 估算所需的参数已全部得出。

3 安时积分法与 EKF 的 SOC 估计

3.1 安时积分法

安时积分法是通过放电电流或充电电流进行实时监测, 并在时间上进行积分以获得电池充放电电量, 最终结合初始电量及电池总电量计算出 SOC。计算公式如下式:

$$\text{SOC}(t) = \text{SOC}(t_0) + \frac{1}{Q_1} \int_{t_0}^t I dt \cdot 100\% \quad (8)$$

其中, $\text{SOC}(t_0)$ 表示估计方法开始时 SOC 的初始值, $\text{SOC}(t)$ 表示 t 时刻 SOC 的估计值; Q_1 为电池额定电量; I 为充放电电流。其增量表达式为:

$$\text{SOC}(t) = \text{SOC}(t-1) + \frac{k_i \Delta I}{3600 Q_0} \quad (9)$$

式中, k_i 为经验修正系数, 通过不同恒流值放电试验获取。

安时积分法需要获取电池的初始 SOC、实时电流及采样时间间隔。在工程实际中, 电池初始值一般由开路电压法、外部存储初值或满电状态进行初始化。安时积分法容易产生累计误差^[9], 需要适时纠正。实时电流的准确性是安时积分法结果精确性的关键, 采样时间间隔有两方面的要求, 一方面时间间隔要尽量小, 避免遗漏电池组电流的瞬时变化的获取; 另一方面采样间隔要参与积分运算, 因此其数值要非常精确。

3.2 扩展卡尔曼滤波

卡尔曼滤波方法是最优估计理论中最为广泛应用和研究的方法之一。传统的卡尔曼滤波方法是建立系统的状态方程及观测方程, 通过对状态变量和先验均方误差进行预测, 再根据测量值对预测值进行修正, 最终估计出更加精确的系统状态变量值, 不适用于非线性系统。电动汽车动力电池组的系统模型是一个非线性系统, 电池 SOC 值和实时电流、端电压、温度、电池健康程度等多个参数间呈现复杂的非线性关系。卡尔曼滤波算法的性能严重依赖于电池系统模型建立的准确性, 当电池系统模型发生变化时, 算法会发生不稳定甚至失效现象^[10]。扩展卡尔曼滤波算法(Extended Kalman Filter, EKF)与传统卡尔曼滤波算法的区别在于前者的模型建立可以是非

线性的, 即其系统状态方程和观测方程为非线性表达式, 通过对非线性系统数学模型进行泰勒级数展开, 按照精度要求取前若干项构成一个近似于原系统的线性系统, 再使用传统卡尔曼滤波算法进行最优估计。然而扩展卡尔曼滤波算法复杂度较高, 计算量较大, 对硬件资源要求较高。因此在工程实现过程中, 需要兼顾建立精确的系统模型及降低运算时间, 以保证估计算法的精确性和实时性。

扩展卡尔曼滤波的状态方程和观测方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}_t \mathbf{x}_t + [\mathbf{f}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t) - \mathbf{A}_t \mathbf{x}_t] + \mathbf{w}_t \\ \mathbf{z}_t = \mathbf{C}_t \mathbf{x}_t + [\mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_t, \mathbf{u}_t) - \mathbf{C}_t \hat{\mathbf{x}}_t] + \mathbf{v}_t \end{cases} \quad (10)$$

和传统卡尔曼滤波算法相比, 仅考虑 \mathbf{A}_t 、 \mathbf{B}_t 和 \mathbf{C}_t 的区别。由此可得到扩展卡尔曼滤波算法流程图, 如图 4 所示。

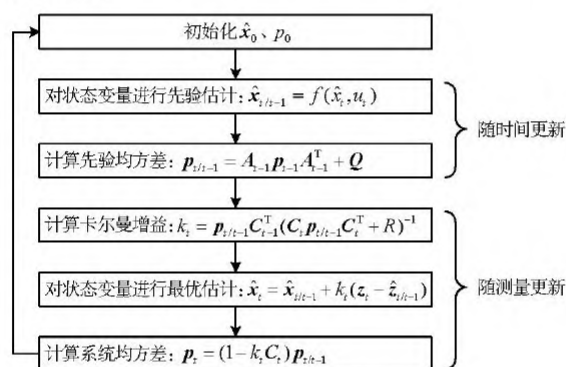


图 4 扩展卡尔曼滤波算法流程图

以 SOC 和 U_p 为状态变量, 以端电压 U_L 为可观察输出变量, 按照 EKF 算法建立电池组等效模型的状态方程和观测方程:

$$\begin{bmatrix} \text{SOC}_t \\ U_{p,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{\tau}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{SOC}_{t-1} \\ U_{p,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{k_i \Delta I}{\tau} \\ R_p (1 - \exp(-\frac{\Delta t}{\tau})) \end{bmatrix} \cdot i_{t-1} + \begin{bmatrix} \omega_{1,t-1} \\ \omega_{2,t-1} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$U_{L,t} = U_{OC}(\text{SOC}_t) - i_{L,t} R_0 - U_{p,t} + v_t \quad (12)$$

则卡尔曼滤波计算所需矩阵 \mathbf{X}_t 、 \mathbf{A}_t 、 \mathbf{B}_t 和 \mathbf{C}_t 为:

$$\mathbf{X}_t = \begin{bmatrix} \text{SOC}_t \\ U_{p,t} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{A}_{t-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{\tau}) \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{B}_{t-1} = \begin{bmatrix} -\frac{k_i \Delta I}{\tau} \\ R_p (1 - \exp(-\frac{\Delta t}{\tau})) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{C}_t = \begin{bmatrix} \frac{\partial U_{OC}(\text{SOC}_k)}{\partial \text{SOC}_k} - 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

根据 SOC 和 R_0 、 R_p 、 C_p 的拟合关系,每次迭代时求出 A_{i-1} 、 B_{i-1} 的值;根据 OCV-SOC 曲线拟合关系得到每次迭代时 C_i 的值。通过图 4 流程图即可实现基于一阶戴维南等效模型的 EKF 的 SOC 估计算法。

4 SOC 估计程序

4.1 C 语言矩阵运算

因 EKF 算法每次迭代会产生大量的临时矩阵,但单片机系统存储空间有限,且缺少内存管理,故采用二级指针数组实现矩阵存储,可在一定程度避免内存错误。二级指针数组的存储原理如图 5 所示。

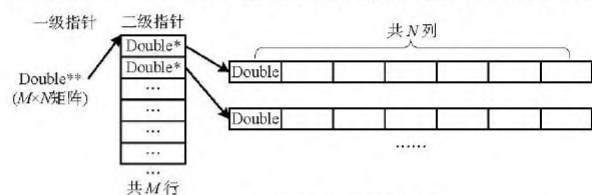


图 5 二级指针存储原理图

第一级指针为 `double**` 类型,指向的地址为 `double*` 数组的首地址,此数组代表矩阵每行的首地址;每个 `double*` 类型的指针又指向一个 `double` 类型数组的首地址,此数组存储矩阵中的一行数据,数组长度为矩阵列数。

4.2 计算资源利用

计算资源利用,需要对内存进行动态分配和回收及调节堆栈大小,为单次算法迭代提供充足内存空间。将 EKF 每次迭代分为五个程序部分以实现平稳运行:①状态变量先验估计;②先验均方差计算;③卡尔曼增益计算;④状态变量后验估计;⑤均方误差计算。每部分进行完毕后,保留下一部分所需矩阵数据,并回收此部分中间计算产生的其他矩阵,以实现在 BMS 系统内每 0.5 s 内运行一次算法迭代。

4.3 程序流程

EKF 算法需要占用较多的计算资源和内存空间,且其收敛到精确值需要若干次迭代计算。因此,在系统空闲时段,启动 EKF 算法对 SOC 值进行估计;在系统繁忙时段,例如电池均衡、通信功能或热处理功能启动时,停用 EKF 算法,并以停用时的 SOC 估计值作为初值启用安时积分法。在 BMS 系统工作时,系统空闲时段和繁忙时段通常交替进行,安时积分法产生积累误差会在空闲时段进行 EKF 估计时得以消除;同时,此切换设计也会给予卡尔曼滤波法充足的计算资源,使其正常运行。此外,当充电电流过小或单体电池平均开路电压达到 4.2 V 时判定电池充满。SOC 估计程序流程如图 6 所示。

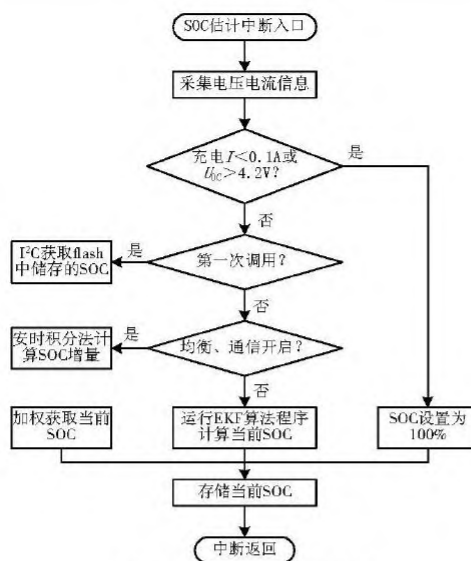
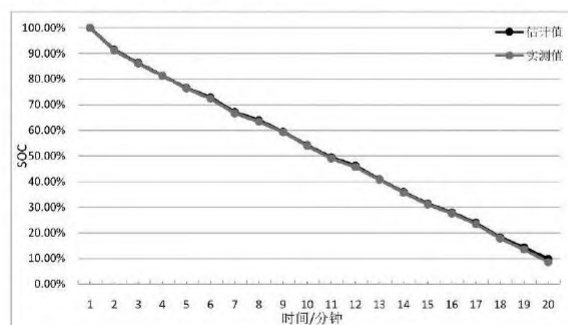


图 6 SOC 估计程序流程

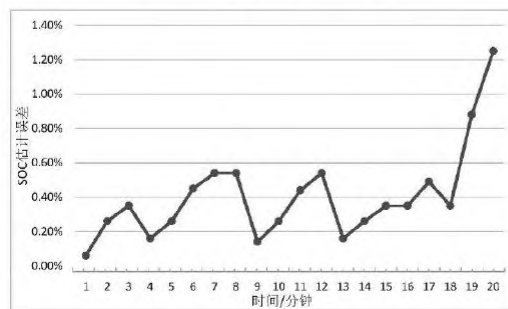
5 实验验证与分析

实验设备为:新威 CT4008 电池分析仪;嵌入式电池管理系统(Battery Manage System, BMS);四节 18650 锂电池串联(单体电池容量 2400mAh)。

使用电池分析仪对电池组 2 A 恒流放电,以电池分析仪显示 SOC 为实测值。每 3 分钟记录一次 SOC 实测值,放电过程中通过电池管理平台对电池组进行 SOC 估计。SOC 估计程序设置为安时积分法加以间隔进行的 EKF 估计算法。如图 7 所示是 SOC 放电时的 SOC 实验结果。



(a) SOC 估计值和实测值对比



(b) SOC 估计误差

图 7 SOC 放电时的 SOC 实验结果

实验以放电过程中电池分析仪检测的 SOC 实测值为真实值,以嵌入式电池管理系统运行所提的估计算法得到结果为估计值进行对比。如图 7(a)所示,当锂电池的剩余电量接近 10%时,由于锂电池开路电压变化剧烈,因此估计误差最大,约为 1.25%。如图 7(b)所示:安时积分法运行时的 SOC 估计误差逐渐扩大,切换到 EKF 估算后, SOC 估计误差收敛到真值附近。在整个放电过程中, SOC 估计的平均误差约 0.4%,可以满足电动汽车 SOC 估计的精度要求。

6 结 束 语

用安时积分法和 EKF 相结合,进行 SOC 估计,针对的是在使用安时积分法时由于运算周期误差和电流采样误差容易产生累计误差,导致 SOC 估计误差有逐渐扩大的趋势。采取 EKF 估计算法后,将累计误差修正, SOC 估计精度得到提高。研究结果表明所提出的 SOC 估计算法,既有较高的估计精度,又可以减少计算资源,因此具有良好的工程应用价值。在未来的后续研究中,还有一些提高估计精度的思路有待实现:将温度加入模型参量,辨识出各个温度下的等效电池模型并拟合,在算法迭代计算时适时考虑模型参数的变化;建立高阶、更复杂的电路等效模型,以某参量为坐标在电池整个生命周期的不同坐标对电路模型进行建模等。上述方法均使用变化的模型而不是固定模型以提高精度,但是需要更强大的硬件计算能力。

参考文献:

- [1] LI Chaoran, XIAO Fei, FAN Yaxiang. An approach to state of charge estimation of lithium-ion batteries based on recurrent neural networks with gated recurrent unit[J]. *Energies*, 2019, 12(9):1592 1-22.
- [2] 符晓玲, 商云龙, 崔纳新. 电动汽车电池管理系统研究现状及发展趋势[J]. *电力电子技术*, 2011, 45(12):27-30.
FU Xiaoling, SHANG Yunlong, CUI Naxin. Research and development trend on battery management system for EV[J]. *Power Electronics*, 2011, 45(12):27-30.
- [3] SINGIRIKONDA S, OBULESU Y P. Battery modelling and state of charge estimation methods for energy management in electric vehicle:a review[C]//IOP Conference Series:Materials Science and Engineering, Volume 937, RESGEVT 2020, July 9, 2020, Vellore, India. Bristol, UK:IOP Publishing Ltd., 2020:012046 1-13.
- [4] MIAN QAISAR S. A proficient Li-ion battery state of charge estimation based on event-driven processing[J]. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 2020, 15(4):1871-1877.
- [5] 刘东, 黄碧雄, 王—全, 等. 锂电池 SOC 拐点修正安时积分实时估算方法[J]. *储能科学与技术*, 2019, 8(5):850-855.
LIU Dong, HUANG Bixiong, WANG Yiquan, et al. Inflection point Ah-total integration method for real-time integration to correct lithium battery SOC[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2019, 8(5):850-855.
- [6] GHOLIZADEH M, YAZDIZADEH A. Systematic mixed adaptive observer and EKF approach to estimate SOC and SOH of lithium-ion battery[J]. *IET Electrical Systems in Transportation*, 2020, 10(2):135-143.
- [7] CHARKHGARD M, ZARIF M H. Design of adaptive H_{∞} filter for implementing on state-of-charge estimation based on battery state-of-charge-varying modelling[J]. *IET Power Electronics*, 2015, 8(10):1825-1833.
- [8] 刘兴涛, 李坤, 武骥, 等. 基于 EKF-SVM 算法的动力电池 SOC 估计[J]. *汽车工程*, 2020, 42(11):1522-1528.
LIU Xingtao, LI Kun, WU Ji, et al. State of charge estimation for traction battery based on EKF-SVM algorithm[J]. *Automotive Engineering*, 2020, 42(11):1522-1528.
- [9] HE D W, ZHANG W, LUO X Y. Overview of power lithium battery modeling and SOC estimation[C]//IOP Conference Series:Earth and Environmental Science, Volume 461, 5th International Conference on Energy Equipment Science and Engineering, June 21-23, 2019, Singapore. Bristol, UK:IOP Publishing Ltd., 2019:012032 1-6.
- [10] 沈佳妮, 贺益君, 马紫峰. 基于模型的锂离子电池 SOC 及 SOH 估计方法研究进展[J]. *化工学报*, 2018, 69(1):309-316.
SHEN Jiani, HE Yijun, MA Zifeng. Progress of model based SOC and SOH estimation methods for lithium-ion battery [J]. *CIESC Journal*, 2018, 69(1):309-316.