

风光互补式电动汽车充电站储能锂电池的 实时状态估计

戈斌¹, 罗阳¹, 李家玮¹, 李丽霞², 王斌³, 严亦哲³

(1. 国网冀北电力有限公司张家口市崇礼区供电分公司, 076350, 河北张家口;

2. 西安建筑科技大学机电工程学院, 710055, 西安; 3. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为了解决风光互补式电动汽车充电站储能系统中,传统静态锂电池模型不能实时更新参数导致相应的开路电压和荷电状态(state of charge, SOC)估计误差大等问题,提出一种基于动态一阶 RC 等效电路模型的锂电池自适应实时状态估计方法。首先,采用滑模控制方法追踪锂电池的实时输出电压,基于动态一阶 RC 等效电路模型,考虑锂电池内部参数欧姆内阻、极化内阻、极化电容和开路电压的动态变化情况,修正锂电池的端电压状态估计方程;然后,通过李雅普诺夫函数和稳定性判据推导出状态估计方程参数与实时电压追踪误差、工作电流之间的关系,得出锂电池内部参数的实时更新方法;进一步,通过实验确定开路电压与锂电池 SOC 之间的函数关系;在此基础上,实现锂电池状态的自适应实时估计。仿真结果表明:在风光互补式电动汽车充电站储能系统的连续变化负载工况下,所提自适应实时状态估计方法可以使锂电池估计状态快速收敛至模型参考值,避免了开路电压估计值波动问题;以安时积分和卡尔曼滤波方法修正的 SOC 为参考,自适应实时估计 SOC 的最大误差为 0.72%,均方根误差和平均绝对误差分别为 0.002 3 和 0.001 9;与开路电压-内阻模型估计 SOC 进行比较,自适应实时估计 SOC 的精度提高了一个数量级。

关键词: 风光互补;电动汽车充电站;锂电池;荷电状态;状态估计;等效电路模型

中图分类号: TM912 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202301006 **文章编号:** 0253-987X(2023)01-0055-11

Real-Time State Estimation of Lithium Batteries Used for Energy Storage in Electric Vehicle Charging Stations with Wind-Solar Complementary Power System

GE Bin¹, LUO Yang¹, LI Jiawei¹, LI Lixia², WANG Bin³, YAN Yizhe³

(1. Zhangjiakou Chongli District Power Supply Company, State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Zhangjiakou, Hebei 076350, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China; 3. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: As for the application of an energy storage system in an electric vehicle charging station with a wind-solar complementary power system, this paper proposes an adaptive real-time state estimation method for the lithium battery based on a dynamic first-order RC equivalent circuit model, so as to solve the problem of big error in estimating the corresponding open-circuit voltage

收稿日期: 2022-07-24。 作者简介: 戈斌(1983—),男,工程师;王斌(通信作者),男,副研究员,硕士生导师。 基金项目: 国家电网有限公司科技资助项目(SGJBZJ00FZJS2250089);国家自然科学基金资助项目(51907160)。

网络出版时间: 2022-10-06

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.t.20220928.1340.002.html>

and the state of charge (SOC) due to the incapability of the traditional static lithium battery model to update the parameter states in real-time. First, the sliding mode control method is used for tracking the real-time output voltage of the lithium battery and based on the dynamic first-order RC equivalent circuit model, the terminal voltage state estimation equation of the lithium battery is modified by considering the dynamic variation of such internal parameters as ohmic resistance, polarized resistance, polarized capacitance and open circuit voltage. Then, the relationship among the state estimation equation parameters, the real-time voltage error, and the operating current is derived based on the Lyapunov function and stability criterion, and the real-time update method for the internal parameters of the lithium battery is obtained. Next, the functional relationship between the open-circuit voltage and SOC of the lithium battery is established based on the experimental results. On this basis, the adaptive real-time state estimation of the lithium battery is realized. Simulation results show that the adaptive real-time state estimation method can make the estimated states of the lithium battery converge to the model reference values quickly under the continuous load conditions of the energy storage system in an electric vehicle charging station with a wind-solar complementary power system. At the same time, the adaptive real-time state estimation method can effectively avoid the fluctuation of the estimated open-circuit voltage. By using the corrected SOC based on ampere-hour integration and Kalman filter methods as a reference, the maximum error of the adaptive real-time SOC estimation is 0.72%, and the root mean square error and the average absolute error are 0.0023 and 0.0019, respectively. Compared with the estimated SOC based on the open circuit voltage-internal resistance model, the estimated SOC accuracy based on the adaptive real-time estimation is improved by an order of magnitude.

Keywords: wind-solar complementary; electric vehicle charging stations; Lithium batteries; state of charge; state estimation; equivalent circuit model

随着我国太阳能、风能等新能源发电规模的持续增大,大规模锂电池储能系统被提出用于平抑太阳能/风能不稳定发电对电网的并网冲击^[1-3]。另一方面,新能源所发电量还可以通过电动汽车充电形式就地消纳,因此大规模锂电池储能系统也被提出用于风光互补式电动汽车充电站的储能和供电。此外,大规模锂电池储能系统的应用实现了在电网夜间“波谷”时段充电储能,在电网白天用电“波峰”时段放电供电,不仅可以避免大量电动汽车无序充电对电网的冲击,还可以显著提高电网运行效率,节约充电站和电动汽车用电成本^[4-5]。在风光互补式电动汽车充电站储能系统中,锂电池的实时状态例如荷电状态(state of charge, SOC)、内部电阻和电容参数状态变化对电池管理系统(battery management system, BMS)十分重要,是控制锂电池储能系统充放电、评估电池性能衰减程度和定位故障锂电池的关键参数^[6-8]。

为了估计锂电池状态,研究者提出了多种方法^[9-15]。其中,基于静态等效电路模型的状态估计方法被广泛研究^[9,12,16-17]。理想开路电压-内阻等效

电路模型是最简单的静态等效电路模型,对应的状态评估方法在工程上也最容易实现^[11,13,18-20]。文献[9]所建立的锂电池欧姆内阻模型,将锂电池等效为一个理想的电压源和欧姆内阻串联形成的电路,输出电压等于电压源电压减去欧姆内阻上的损失电压。但是,锂电池的开路电压-内阻等效电路模型忽略了其内部极化电容和极化电阻参数,不能有效反映锂电池内部参数跟随工作电压和电流实时变化的工作特性,导致模型误差比较大。为了提升等效电路模型的精确性,更为复杂的一阶或多阶 RC 等效电路模型被提出^[10-11,13,15,17]。采用能反映锂电池内部极化效应的一阶或多阶 RC 等效电路模型可以提高模型精度,例如文献[10]中建立的二阶 RC 等效电路模型,通过在一阶 RC 等效电路模型的基础上再串联一个 RC 网络,可以反映电池内部动力学的发生过程。多阶 RC 等效电路模型参数过多,增加了辨识难度和计算量。另外,过多的参数不利于实际应用和工程师的理解。

传统的多阶 RC 等效电路模型不仅参数较多,而且同样采用静态参数,通过离线辨识方法辨识电

池内部的静态参数^[19]。在风光互补式电动汽车充电站中,由于储能系统长时间运行,或者由于采用梯次利用的退役锂电池储能,锂电池内部参数相对于出厂状态发生了较大变化,并且将随工作电压和电流变化发生更为明显的波动。静态参数不能实时更新将导致锂电池模型对应的内部状态估计结果出现一定的偏差^[21-22]。不仅如此,基于静态参数等效电路模型计算的开路电压波动大,导致 SOC 估计误差大。为简化电池模型,并提高模型的实用性、减少锂电池内部状态估计结果的误差和 SOC 估计误差,采用动态一阶 RC 等效电路模型是一种可行方案^[23-24]。由于动态一阶 RC 等效电路模型仅包含开路电压、欧姆内阻、极化电容和极化电阻 4 个参数,可有效降低参数辨识难度。其中,开路电压与锂电池 SOC 对应,呈一定的非线性关系,可通过非线性最小二乘法或插值法进行拟合。并且,动态变化的参数可以反映锂电池内部状态随使用时间、工作电压和电流的动态变化情况^[24-26]。因此该模型不仅简单实用、便于工程师和技术人员理解,而且模型估计结果将更加准确。

本文针对风光互补式电动汽车充电站储能锂电池的简化建模和状态实时准确估计问题,提出一种基于动态一阶 RC 等效电路模型的锂电池自适应实时状态估计方法:在建立锂电池动态一阶 RC 等效电路模型的基础上,推导出锂电池输出电压变化的数学表达式;进一步,通过自适应滑模控制方法追踪锂电池的实时输出电压,并通过李雅普诺夫函数和稳定性判据得到模型参数的实时更新规律,然后根据模型参数的实时更新规律实现锂电池状态的自适应实时估计。最后,搭建实验平台模拟风光互补式电动汽车充电站储能系统的连续变化负载工况进行实验测试,通过实验和仿真结果证明了锂电池自适应实时状态估计方法的有效性和准确性。

1 锂电池的动态模型

在风光互补式电动汽车充电站中,储能锂电池的形式是多样化的:包含常规大容量锂电池,以及梯次利用的电动汽车退役锂电池等。在充电站储能系统的充放电过程中,不仅常规大容量锂电池与梯次利用的退役锂电池表现出不一致的工作特性,而且由于退役锂电池属于不同批次或类型,其工作特性也有很大的差别。必须根据锂电池的实时状态控制不同梯次锂电池储能系统的充放电。同时,锂电池的实时状态监测对风光互补式电动汽车充电站储能

系统的安全保障、故障维护、智能运行也十分关键。

锂电池在充放电过程中存在极化效应,而风光互补式电动汽车充电站中梯次利用的退役锂电池极化效应将更加严重。在产生极化效应的同时,锂电池内部参数欧姆内阻、极化内阻和极化电容均是动态变化的。为了反映锂电池内部参数跟随工作电压和电流动态变化的工作特性,本文提出锂电池的动态一阶 RC 等效电路模型,如图 1 所示。

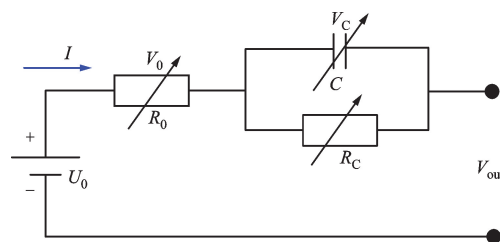


图 1 动态一阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Dynamic first-order RC equivalent circuit model

与传统一阶 RC 等效电路模型相比,动态一阶 RC 等效电路模型的欧姆内阻 R_0 、极化电阻 R_c 和极化电容 C 均是动态值,不能采用离线方法辨识。根据基尔霍夫电压定律,可以得到

$$U_0 - V_0 - V_c - V_{out} = 0 \quad (1)$$

式中: U_0 是锂电池的开路电压; V_0 是欧姆内阻 R_0 两端的电压; V_c 是极化电容 C 或极化电阻 R_c 两端的电压; V_{out} 是锂电池的实时输出端电压。

在等效电路中,极化电容的电压的状态变化为

$$\dot{V}_c = (I - \frac{V_c}{R_c})/C \quad (2)$$

式中 I 是锂电池充放电电流。

结合式(1)和(2),可以得到

$$\dot{V}_{out} = -\dot{I}R_0 - \frac{I(R_0 + R_c)}{R_c C} - \frac{V_{out}}{R_c C} + \frac{U_0}{R_c C} \quad (3)$$

根据式(3),可以通过等效电路模型计算锂电池的实时输出电压。其中,锂电池的工作电流 I 和实时输出端电压 V_{out} 可分别通过电压传感器和电流传感器测试得到。 $\dot{I}$ 是工作电流 I 的导数,可近似为单位时间内当前时刻和前一时刻电流差值。因此,可以考虑将测量的锂电池的工作电流 I 、电流变化 $\dot{I}$ 和实时输出端电压 V_{out} 作为模型的输入变量,估计锂电池内部参数或状态。

2 锂电池内部参数实时估计

在风光互补式电动汽车充电站储能系统应用

中,可通过传感器测量每一块锂电池的工作电流和电压,但是其内部的电阻和电容参数不能直接测量得到。由于锂电池内部参数随工作电压和电流变化发生明显波动,基于理想一阶 RC 等效电路模型的估计电压 $\hat{V}_{\text{out}}$ 必定与实时电压 V_{out} 存在较大误差。

为了实现模型的估计值追踪实测值,即 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{V_{\text{out}}} = 0$, 定义电压追踪误差 $e_{V_{\text{out}}} = V_{\text{out}} - \hat{V}_{\text{out}}$, 采用滑模控制追踪锂电池的实时电压。滑模面 s 设计为

$$s(t) = e_{V_{\text{out}}} \quad (4)$$

为了保证 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{V_{\text{out}}} = 0$, 需要满足 $s(t)\dot{s}(t) < 0$, 趋近律设计为

$$\dot{s}(t) = -\lambda \text{sgn}(s(t)) \quad (5)$$

式中 λ 是比例系数, $\lambda > 0$ 。

结合式(4)和式(5),可以得到

$$\dot{\hat{V}}_{\text{out}} = \dot{V}_{\text{out}} + \lambda \text{sgn}(e_{V_{\text{out}}}) \quad (6)$$

令 $\dot{V}_{\text{out}} = \theta x^T$, 可以得到

$$\dot{\hat{V}}_{\text{out}} = \theta x^T + \lambda \text{sgn}(e_{V_{\text{out}}}) \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} \theta = \begin{bmatrix} R_0 & \frac{(R_0 + R_c)}{R_c C} & \frac{1}{R_c C} & \frac{U_0}{R_c C} \end{bmatrix} \\ x = [-\dot{I} & -I & -V_{\text{out}} & I] \end{cases} \quad (8)$$

在式(7)和(8)中, θ 是与锂电池内部欧姆内阻、极化电阻和极化电容相关的模型参数,这些参数不能通过直接测量得到,在估算过程中需采用估计值 $\hat{\theta}$ 替代,并进行实时更新。估算时,式(7)被改写为

$$\dot{\hat{V}}_{\text{out}} = \hat{\theta} x^T + \lambda \text{sgn}(e_{V_{\text{out}}}) \quad (9)$$

其中

$$\hat{\theta} = \begin{bmatrix} \hat{R}_0 & \frac{(\hat{R}_0 + \hat{R}_c)}{\hat{R}_c \hat{C}} & \frac{1}{\hat{R}_c \hat{C}} & \frac{\hat{U}_0}{\hat{R}_c \hat{C}} \end{bmatrix} \quad (10)$$

为了使估计值 $\hat{\theta}$ 收敛于 θ , 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{\theta} = 0$, 定义 $e_{\theta} = \theta - \hat{\theta}$, 针对式(9), 选取李雅普诺夫函数

$$V = \frac{1}{2} e_{V_{\text{out}}}^2 + \frac{1}{2} e_{\theta}^T \Lambda e_{\theta} \quad (11)$$

式中 Λ 是正定矩阵, 可保证李雅普诺夫函数 V 正定。对 V 求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} &= e_{V_{\text{out}}} \dot{e}_{V_{\text{out}}} + e_{\theta}^T \Lambda \dot{e}_{\theta} = \\ &= e_{V_{\text{out}}} (\dot{V}_{\text{out}} - \dot{\hat{V}}_{\text{out}}) + e_{\theta}^T \Lambda (\dot{\theta} - \dot{\hat{\theta}}) = \\ &= e_{V_{\text{out}}} [\theta x^T - \hat{\theta} x^T - \lambda \text{sgn}(e_{V_{\text{out}}})] + e_{\theta}^T \Lambda (\dot{\theta} - \dot{\hat{\theta}}) = \\ &= e_{\theta} (x^T e_{V_{\text{out}}} - \Lambda \dot{\hat{\theta}}^T) - \lambda |e_{V_{\text{out}}}| + e_{\theta}^T \Lambda \dot{\theta} \end{aligned} \quad (12)$$

在式(12)中, 设计参数 λ 足够大, Λ 中参数足够小, 可以保证 $\lambda |e_{V_{\text{out}}}| \gg |e_{\theta}^T \Lambda \dot{\theta}|$ 。此时, 可以设计 $x^T e_{V_{\text{out}}} - \Lambda \dot{\hat{\theta}}^T = 0$, 就可以使 $\dot{V}$ 负定, 满足李雅普诺夫稳定性判据, 最终实现 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{V_{\text{out}}} = 0$ 和 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{\theta} = 0$ 。通过稳定性判据可以得到模型参数自适应更新规律

$$\dot{\hat{\theta}}^T = \Lambda^{-1} x^T e_{V_{\text{out}}} = \begin{bmatrix} -k_1 \dot{I} (V_{\text{out}} - \hat{V}_{\text{out}}) \\ -k_2 I (V_{\text{out}} - \hat{V}_{\text{out}}) \\ -k_3 V_{\text{out}} (V_{\text{out}} - \hat{V}_{\text{out}}) \\ k_4 (V_{\text{out}} - \hat{V}_{\text{out}}) \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中 k_i 是比例系数 ($i=1, \dots, 4$), $k_i > 0$ 。

由于滑模控制的符号函数可能导致追踪电压出现严重的抖振问题, 因此在电压追踪误差 $e_{V_{\text{out}}}$ 比较小时, 可以设计切换滑模面 $\dot{s}(t) = -\lambda s(t)$, 该滑模面同样可以满足式(12)得出的推论: 当参数 λ 足够大时, 有 $\lambda e_{V_{\text{out}}}^2 \gg |e_{\theta}^T \Lambda \dot{\theta}|$ 。因此, 设计 $x^T e_{V_{\text{out}}} - \Lambda \dot{\hat{\theta}}^T = 0$, 就可以保证 $\dot{V}$ 负定。此时, 式(13)依旧可以被应用于模型参数的自适应实时更新, 但可以极大地减缓追踪电压和模型参数输出的抖振问题。根据式(13), 通过设计合理的比例系数 k_i , $\hat{\theta}$ 可以根据锂电池的工作电流 I 、电流变化 $\dot{I}$ 、输出端电压 V_{out} 和电压追踪误差 $e_{V_{\text{out}}} = V_{\text{out}} - \hat{V}_{\text{out}}$ 进行实时更新, $\hat{\theta}$ 实时更新为

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}(0) + \int \dot{\hat{\theta}}^T d\theta \quad (14)$$

式中 $\hat{\theta}(0)$ 是 $\hat{\theta}$ 的初值。

进一步, 可实现锂电池内部状态自适应估计

$$\begin{cases} \hat{R}_0 = \hat{\theta}_1 \\ \hat{R}_c = \hat{\theta}_2 / \hat{\theta}_3 - \hat{\theta}_1 \\ \hat{C} = 1 / (\hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_1 \hat{\theta}_3) \\ \hat{U}_0 = \hat{\theta}_4 / \hat{\theta}_3 \end{cases} \quad (15)$$

根据式(15), 由于 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{\theta} = 0$, 锂电池内部参数欧姆内阻、极化内阻、极化电容和开路电压的估计值 $\hat{R}_0, \hat{R}_c, \hat{C}, \hat{U}_0$ 将最终收敛, 并可以反映锂电池内部的实时状态。并且, 根据式(9)、(10)和式(13), 开路电压估计值 $\hat{U}_0$ 与电池内部参数的估计值 $\hat{R}_0, \hat{R}_c$ 和 $\hat{C}$ 密切相关。通过对开路电压 $\hat{U}_0$ 的自适应估计可进一步实现锂电池 SOC 自适应估计。

3 荷电状态自适应估计

研究表明,随锂电池循环充放电次数增加,锂电池的容量将发生衰减,但开路电压相对于内部剩余电量的关系几乎不会发生变化^[27]。电池衰减的根本原因在于电池内部锂离子发生损失,最终导致高电量区的电压平台逐渐消失,但不会影响开路电压和电池内部电量的函数映射关系。实验结果表明,400 次循环充放电条件下,锂电池 SOC 在 $[0.1, 0.9]$ 区间段开路电压衰减低于 0.5% ,而在 $[0, 0.1]$ 区间段开路电压衰减低于 0.8% 。在 $[0.9, 1.0]$ 区间段,电池的电压平台将随循环充放电逐渐消失。相比传统安时积分 SOC 计算方法,在本文中,SOC 的定义为

$$\beta_{\text{soc}} = \frac{Q_{\text{rem}}}{Q_{\text{ref}}} \times 100\% \quad (16)$$

式中: Q_{rem} 是锂电池内部剩余电量; Q_{ref} 是锂电池内部的参考剩余电量。

基于上述定义,锂电池的性能衰减变化最终将导致高 SOC 对应的开路电压区间消失,但基本不会影响剩余电量和开路电压的函数关系,即 SOC 和开路电压之间的函数关系基本不变。

通过锂电池内部参数自适应估计,可以得到准确的锂电池开路电压状态。由于锂电池开路电压和 SOC 呈非线性函数关系,因此需要对锂电池 SOC 和开路电压进行多区间分段拟合。分段区间越小,拟合误差越小,SOC 估计精度越高。在恒流放电和混合脉冲功率特性(hybrid pulse power characterization, HPPC)充放电校准实验测试确定 11 个 $\beta_{\text{soc}}-U_0$ 数值点的基础上,采用分段非线性插值法对 SOC 和开路电压进行曲线拟合。实验确定的 $\beta_{\text{soc}}-U_0$ 数值点如表 1 所示。

表 1 SOC 与开路电压实验测试结果

Table 1 Experimental test results of SOC and open circuit voltage

测试次序	U_0/V	β_{soc}	测试次序	U_0/V	β_{soc}
001	4.180	1.0	007	3.627	0.4
002	4.068	0.9	008	3.577	0.3
003	3.967	0.8	009	3.521	0.2
004	3.886	0.7	010	3.407	0.1
005	3.907	0.6	011	3.000	0
006	3.697	0.5			

为了实现分段插值的连续性,插值区间宽度设定为 0.01,选用三次样条插值函数算法^[28-29]进行数据拟合,定义 $S(\beta_{\text{soc}})$ 为三次多项式

$$S(\beta_{\text{soc}}) = a_j + b_j\beta_{\text{soc}} + c_j\beta_{\text{soc}}^2 + d_j\beta_{\text{soc}}^3 \quad (17)$$

式中 $S(\beta_{\text{soc}}) = U_0, j = 1, 2, \dots, n$ 。

式(17)需满足在 $\beta_{\text{soc},j}$ 处具备连续性,同时满足

$$\begin{cases} \dot{S}(\beta_{\text{soc},j} - 0) = \dot{S}(\beta_{\text{soc},j} + 0), j = 2, 3, \dots, n \\ S(\beta_{\text{soc},j} - 0) = S(\beta_{\text{soc},j} + 0) \end{cases} \quad (18)$$

基于三次样条插值函数算法得到锂电池的开路电压 $\beta_{\text{soc}}-U_0$ 拟合曲线,如图 2 所示。

理论上,锂电池 SOC 可通过每个子区间的 $\beta_{\text{soc}}-U_0$ 拟合函数求取精确的计算值,但该方法需要高性能计算机实时运算。实际应用时,根据插值法拟合结果,锂电池 SOC 的自适应估计可以基于 U_0 的自适应更新值,通过计算机实时查表实现。

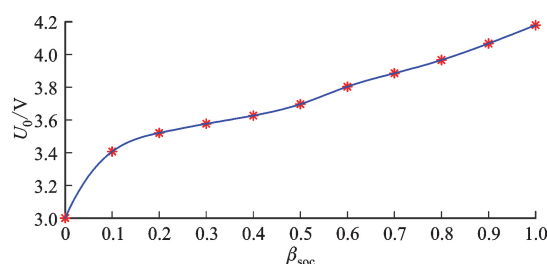


图 2 SOC 与开路电压拟合曲线

Fig. 2 Fitting curve of SOC and open circuit voltage

由图 2 可以看出,当锂电池 SOC 在 $[0.1, 1.0]$ 区间时, $\beta_{\text{soc}}-U_0$ 拟合曲线比较平滑,而当锂电池 SOC 在 $[0, 0.1]$ 区间时,电压下降较快。在风光互补式电动汽车充电站储能系统应用中,要避免锂电池在该区间工作^[30-31]。该区间段锂电池工作电压十分不稳定,不仅会导致风光互补式电动汽车充电站储能系统供电不稳定,而且还会影响整个储能系统的使用寿命。另外,由于缓变参数 U_0 变化较快,破坏了开路电压状态的缓变特性,将影响模型自适应实时状态估计的精确性。

本文在一阶 RC 等效电路模型的基础上,研究了基于安时积分和卡尔曼滤波方法修正的 SOC 估计方法,对所提出的储能锂电池荷电状态自适应估计算法进行对比验证。

根据式(2),对极化电容电极进行积分并离散化,得到

$$V_{C,k} = e^{-T_s/R_C C} V_{C,k-1} + R_C (1 - e^{-T_s/R_C C}) I_{k-1} \quad (19)$$

根据安时积分法得到

$$\beta_{\text{soc},k} = \beta_{\text{soc},k-1} - (T_s/Q_{\text{ref}}) I_{k-1} \quad (20)$$

取 $T_s = 1 \text{ s}$,建立锂电池状态方程以及观测方程

$$\begin{bmatrix} V_{C,k} \\ \beta_{SOC,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-1/R_C C} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{C,k-1} \\ \beta_{SOC,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_C(1 - e^{-1/R_C C}) \\ -1/Q_{ref} \end{bmatrix} I_{k-1} + \Gamma_{k-1} \omega_{k-1} \quad (21)$$

$$V_{out,k} = [-1 \ 0] \begin{bmatrix} V_{C,k} \\ \beta_{SOC,k} \end{bmatrix} - R_0 I_k + U_0 + \nu_k \quad (22)$$

式中: Γ_{k-1} 是噪声矩阵; $\omega_{k-1} = \begin{bmatrix} \omega_{1,k-1} \\ \omega_{2,k-1} \end{bmatrix}$ 是过程噪声, 方差为 Q_{k-1} ; ν_k 是测量噪声, 方差为 R_k ; ω_{k-1} 和 ν_k 均为白噪声且互不相关。

根据建立状态方程以及观测方程, 得到卡尔曼

滤波所需矩阵: $X_k = \begin{bmatrix} V_{C,k} \\ \beta_{SOC,k} \end{bmatrix}$; $A_k = \begin{bmatrix} e^{-1/R_C C} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$; $B_k = \begin{bmatrix} R_C(1 - e^{-1/R_C C}) \\ -1/Q_{ref} \end{bmatrix}$; $C_k = \begin{bmatrix} -1 & \frac{\partial U_0}{\partial \beta_{SOC,k}} - I_k \frac{\partial R_0}{\partial \beta_{SOC,k}} \end{bmatrix}$ 。

构建递推滤波公式, 确定状态初值 $\hat{X}_0$ 以及误差协方差初始值 P_0

$$\hat{X}_0 = E[X_0] \quad (23)$$

$$P_0 = E[(X_0 - \hat{X}_0)(X_0 - \hat{X}_0)^T] \quad (24)$$

利用 $k-1$ 时刻状态估计值和状态估计误差协方差更新 k 时刻状态估计值和状态误差协方差

$$\begin{cases} \hat{X}_{k/k-1} = (A_{k-1} + E)\hat{X}_{k-1} + B_{k-1}I_{k-1} \\ P_{k/k-1} = A_{k-1}P_{k-1}A_{k-1}^T + \Gamma_{k-1}Q_{k-1}\Gamma_{k-1}^T \end{cases} \quad (25)$$

卡尔曼增益为

$$K_k = P_{k/k-1}C_k^T(C_kP_{k/k-1}C_k^T + R_k)^{-1} \quad (26)$$

利用 k 时刻实际输出值校正 k 时刻状态估计值和状态估计误差协方差, 得到更准确的估计结果

$$\begin{cases} \hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k[V_{out,k} - g(\hat{X}_{k/k-1}, I_k)] \\ P_k = (E - K_kC_k)P_{k/k-1} \end{cases} \quad (27)$$

基于安时积分和卡尔曼滤波方法修正的 SOC 估计方法, 通过对比模型估计值和观测值, 在线更新协方差矩阵以及卡尔曼增益, 可以有效地处理锂电池 SOC 计算出现的过程噪声和测量噪声导致的模型估计结果不准确问题。

4 仿真和实验分析

基于锂电池动态一阶 RC 等效电路模型与实时输出电压、工作电流之间的关系, 锂电池的实时状态估计流程图如图 3 所示。

主要思路是通过滑模控制追踪锂电池的实时输出电压, 并考虑动态一阶 RC 等效电路模型的参数变化修正锂电池端电压的状态估计方程, 通过李雅

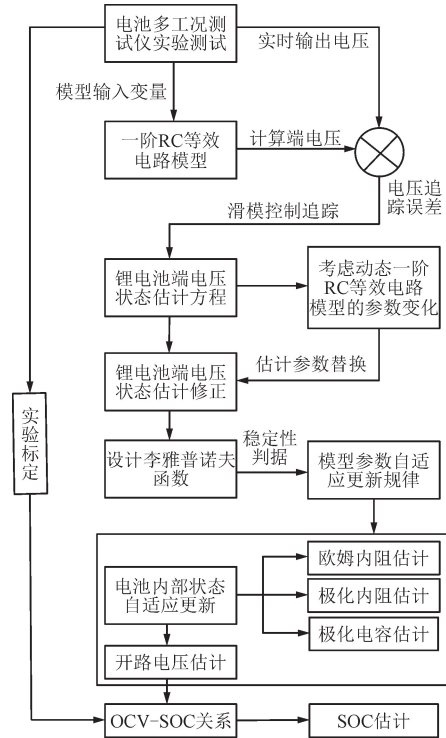


图 3 锂电池的实时状态估计流程图

Fig. 3 Flowchart of real-time state estimation of lithium battery

普诺夫函数和稳定性判据获得锂电池模型参数自适应更新规律。在此基础上, 对锂电池内部欧姆内阻、极化内阻、极化电容和开路电压的状态进行自适应更新。最后, 基于开路电压的自适应更新值, 实现锂电池 SOC 自适应实时估计。

为了验证风光互补式电动汽车充电站储能锂电池自适应实时状态估计方法的合理性和有效性, 搭建基于新威 CT-4008-5V20A 电池多工况测试仪的锂电池实验测试平台, 如图 4 所示。通过新威 CT-4008-5V20A 电池多工况测试仪加载连续变化负载工况模拟风光互补式电动汽车充电站储能系统的动态工况, 对储能锂电池进行实验测试。

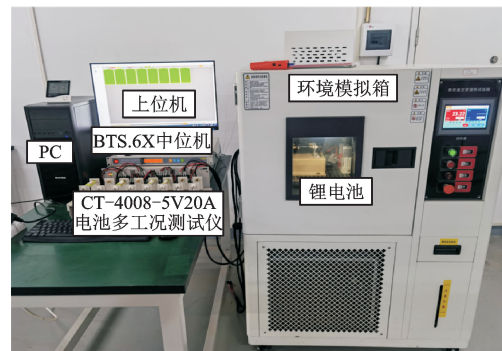


图 4 锂电池实验测试平台

Fig. 4 Experimental platform of lithium battery

在风光互补式电动汽车充电站中,储能锂电池通常在夜间“波谷”时段充电储能,在白天用电“波峰”时段放电供能。同时,太阳能、风能所发电量最后将汇聚于母线向储能锂电池充电或直接向电动汽车充电。在白天电动汽车用电高峰时段,储能锂电池的实际输出电量将大于太阳能、风能所发电量。并且,在高峰时间段的锂电池工况最为复杂。考虑风能发电功率不稳定特性,设计了如图5所示的连续变化负载工况模拟白天电动汽车用电高峰时段储能锂电池的动态放电工况。

选用储能用磷酸铁锂电池进行试验测试和内部状态分析,该磷酸铁锂电池为电动汽车退役锂电池的一个软包电池样品,其额定电压和容量分别为3.7 V和9 360 C,最高工作电压为4.2 V,实际测试标定的容量为8 553.6 C。基于搭建的实验平台,可通过BTS 7.6.X中位机收集和处理电流传感器和电压传感器的实时采集数据,并上传至上位机监测系统,然后通过计算机编程自适应实时估计锂电池内部参数和SOC。

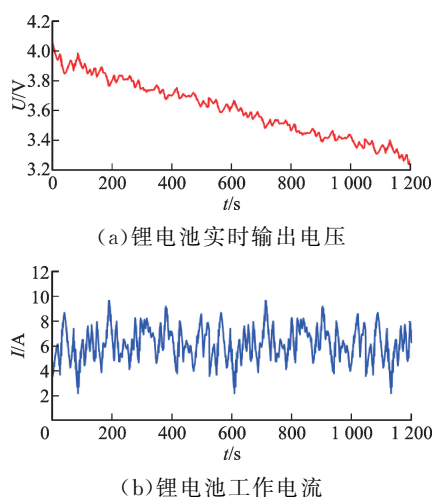


图5 连续变化负载工况下锂电池的工作电压和电流
Fig. 5 Operating voltage and current of the lithium battery under continuous load conditions

在自适应参数估计时,需要根据风光互补式电动汽车充电站中储能锂电池内部的欧姆内阻、极化内阻和极化电容变化程度设计合理的模型参数初值。根据初步的实验测试结果,锂电池的模型参数初值被设定为: $\hat{\theta}_{1(0)} = 0.015$, $\hat{\theta}_{2(0)} = 0.001$, $\hat{\theta}_{3(0)} = 0.027$, $\hat{\theta}_{4(0)} = 0.111$, $\hat{V}_{out(0)} = 4.18$, 在线参数估计的比例系数设计为 $\lambda = 60\ 000$, $k_1 = 18\ 000$, $k_2 = 20$, $k_3 = 150$, $k_4 = 2\ 500$ 。其中,模型参数 $\hat{\theta}_{1(0)} \sim \hat{\theta}_{4(0)}$ 的设计根据锂电池的内部参数变化程度进行,比例系

数设计需要满足式(12)推导得出的条件 $\lambda |e_{V_{out}}| \gg |e_{\theta} \Lambda \dot{\theta}^T|$,同时需要通过仿真结果和实验结果对比,进行反复校正和优化得到。当比例系数 λ 足够大时,比例系数 $k_1 \sim k_4$ 小范围变动不会影响收敛速度,最终得到锂电池的欧姆内阻、极化内阻和极化电容估计结果如图6所示。

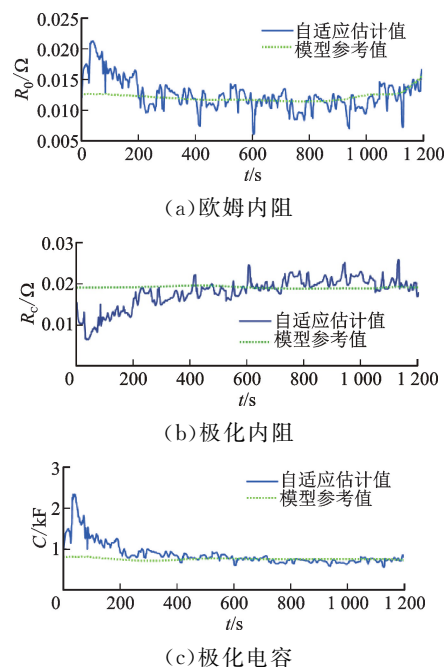


图6 锂电池内部状态自适应实时估计

Fig. 6 Adaptive estimation of internal states of the lithium battery

图6中,模型参考值基于HPPC测试实验,得到表1中不同SOC条件下一阶RC等效电路模型参数与SOC关系,再基于按时积分和卡尔曼滤波方法修正的SOC拟合得到具体的欧姆内阻、极化内阻和极化电容参考值。另外,在自适应实时辨识过程中,模型的初值对内部参数的辨识结果会产生较大的影响。特别是模型参数初值过大或与模型参考值偏差过大,将造成初始追踪电压误差过大,导致自适应实时辨识不能在短时间内收敛甚至出现报错。根据图6(a)~图6(c),锂电池内部参数的模型参考值在连续负载变化工况下随SOC变化有微小的波动,但前期变化很小,而后期SOC较低时,锂电池内部欧姆内阻的模型参考值明显增大。

由图6(a)~图6(c)可以看出,在初始阶段,由于模型参数初值与模型参考值偏差较大,锂电池内部参数欧姆内阻、极化内阻、极化电容的估计值在初期存在较大误差,但通过自适应更新后将快速收敛于模型参考值附近,证明自适应估计的有效性和准

确性。在到达稳定后,锂电池的内部参数将随工作电压和电流的变化发生较大幅度的波动。该实验用锂电池已经发生了一定程度的性能衰减,因此相应的状态估计结果符合锂电池内部状态随工作电压和电流变化发生明显波动这一工作特性。

为验证自适应内阻实时估计结果的准确性,对锂电池的欧姆内阻与极化内阻进行了多组理想恒流实验测试来求平均值(欧姆内阻与极化内阻之和近似锂电池的总内阻,平均值为总内阻的 0.5 倍)。锂电池内阻的自适应估计值和实验测试对比结果如图 7 所示。可以看出,欧姆内阻和极化内阻的均值接近理想恒流实验的均值,这有效验证了内部参数估计的合理性和准确性。

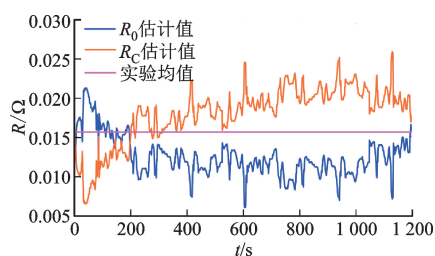


图 7 锂电池内阻的仿真和实验测试对比

Fig. 7 Comparison between simulation and experimental test of internal resistance of the lithium battery

基于自适应实时更新参数估计的锂电池输出电压和实测电压对比如图 8 所示,由于采用了滑模控制追踪锂电池的实时输出电压,实测电压与自适应实时估计电压完全一致,这表明动态一阶 RC 等效电路模型能够很好地反映锂电池的实时端电压工作特性,实验和仿真结果对比有效证明了动态一阶 RC 等效电路模型和滑模控制方法追踪锂电池输出电压的精确性和可靠性。

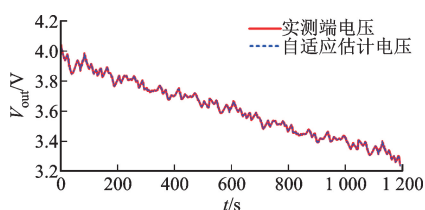


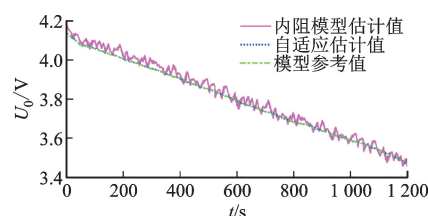
图 8 自适应实时估计电压和实测电压对比

Fig. 8 Comparison between the adaptive real-time estimated voltage and the measured voltage

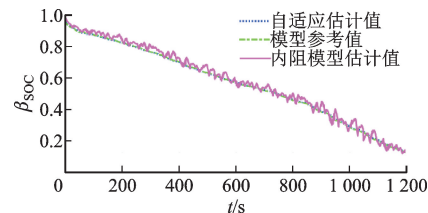
在一阶 RC 等效电路模型的基础上,以基于安时积分和卡尔曼滤波方法修正的 SOC 为模型参考

值,自适应实时估计的锂电池开路电压、SOC 和开路电压-内阻模型估计的结果对比如图 9 所示。其中,开路电压-内阻模型对应的开路电压和 SOC 计算结果基于多组相同工况的实验测试数据进行求平均值校准。

从图 9 可以看出,本文提出的锂电池自适应实时状态估计方法不仅可以很好地追踪锂电池的开路电压,而且避免了开路电压-内阻模型的开路电压估计值波动问题。通过与基于安时积分和卡尔曼滤波方法修正的 SOC 进行对比,可以证明本文提出的自适应估计算法的鲁棒性。根据实验测试结果,锂电池的开路电压在分段区间内呈三次函数关系,因此开路电压的自适应准确估计将减少 SOC 估计误差。并且,自适应估计结果符合锂电池在放电过程中的 SOC 一直减少的工作特性。



(a) 开路电压



(b) SOC

图 9 开路电压、SOC 的仿真和实验对比

Fig. 9 Simulation and experimental comparison of the open circuit voltage and SOC

采用基于安时积分和卡尔曼滤波修正的 SOC 作为参考基准,自适应实时估计和开路电压-内阻模型估计的 SOC 最大误差如图 10 所示。

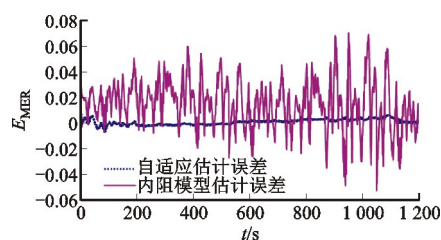


图 10 SOC 最大估计误差对比

Fig. 10 Comparison of SOC estimation errors

可以看出,开路电压-内阻模型估计的 SOC 误差很大,尤其在 900~1 100 s 之间的最大估计误差(maximum estimation error, E_{MER})明显增大,对应的 E_{MER} 为 0.070 3,即 SOC 估计误差高达 7.03%。与开路电压-内阻模型估计的 SOC 误差相比,自适应实时估计 SOC 的 E_{MER} 显著降低,对应的 SOC 最大估计误差仅为 0.72%。

基于图 10 的误差对比,可进一步分析均方根误差(root mean square error, E_{RMSE})和平均绝对误差(mean absolute error, E_{MAE}),计算公式为

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (28)$$

$$E_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (29)$$

式中: y_i 是卡尔曼滤波修正安时积分法对应的 SOC 观测值; $\hat{y}_i$ 是 SOC 的估计值。

开路电压-内阻模型估计方法和自适应估计方法的误差对比分析如表 2 所示。可以看出,自适应实时估计 SOC 对应的 E_{MER} 、 E_{RMSE} 和 E_{MAE} 显著优于开路电压-内阻模型估计 SOC 对应的相关误差评价指标。自适应实时估计 SOC 的 E_{RMSE} 和 E_{MAE} 分别为 0.002 3 和 0.001 9,而开路电压-内阻模型估计 SOC 对应的 E_{RMSE} 和 E_{MAE} 约为自适应估计 SOC 的 10 倍。因此,自适应实时状态估计方法可显著提高 SOC 估计精度。

表 2 两种方法的误差对比分析

Table 2 Error analysis of the two methods

估计方法	E_{MER}	E_{RMSE}	E_{MAE}
开路电压-内阻模型估计	0.070 3	0.024 1	0.019 8
自适应估计	0.007 2	0.002 3	0.001 9

5 结 论

针对风光互补式电动汽车充电站储能锂电池的内部参数状态和 SOC 状态不能准确估计问题,本文充分考虑了锂电池的动态工作特性,建立了锂电池的动态一阶 RC 等效电路模型,通过滑模控制追踪锂电池的实时输出电压,并基于李雅普诺夫函数和稳定性判据推导出了模型参数的实时更新规律,在此基础上,实现了锂电池自适应实时状态估计,结论如下。

(1)搭建了基于新威 CT-4008-5V20A 电池多工况测试仪的锂电池测试平台。模拟风光互补式电动汽车充电站储能系统的连续变化负载工况进行实

验测试。仿真和实验结果表明:采用锂电池自适应实时状态估计方法可以很好地追踪锂电池实时输出电压,使锂电池的内部状态估计值快速收敛至模型参考值,并有效解决了锂电池开路电压和 SOC 估计值的波动问题。

(2)以安时积分和卡尔曼滤波方法修正的 SOC 为参考,自适应实时估计 SOC 的 E_{MER} 为 0.72%, E_{RMSE} 和 E_{MAE} 分别为 0.002 3 和 0.001 9,而开路电压-内阻模型估计 SOC 对应的 E_{MER} 、 E_{RMSE} 和 E_{MAE} 约为自适应估计 SOC 的 10 倍。因此,本文提出的锂电池自适应实时状态估计方法可显著提高 SOC 估计精度。

(3)所提出的锂电池自适应实时状态估计方法简单可靠,状态估计准确,不仅可应用于风光互补式电动汽车充电站储能锂电池的状态估计,还可以推广至电动汽车动力锂电池和电动无人机用锂电池的状态估计等应用领域。

由于锂电池在使用过程中随循环充放电次数或使用时间增加会发生容量减少、内阻增大、自放电效应增强等性能衰减的情况,如何评估锂电池的性能衰减程度和健康状态是未来的重点研究内容。

参考文献:

- [1] 刘永奇,陈龙翔,韩小琪. 能源转型下我国新能源替代的关键问题分析[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 515-523, 中插 6.
LIU Yongqi, CHEN Longxiang, HAN Xiaoqi. The key problem analysis on the alternative new energy under the energy transition [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 515-523, 中插 6.
- [2] 刘柏良,黄学良,李军,等. 含分布式电源及电动汽车充电站的配电网多目标规划研究[J]. 电网技术, 2015, 39(2): 450-456.
LIU Bailiang, HUANG Xueliang, LI Jun, et al. Multi-objective planning of distribution network containing distributed generation and electric vehicle charging stations [J]. Power System Technology, 2015, 39(2): 450-456.
- [3] LAWDER M T, SUTHAR B, NORTHROP P W C, et al. Battery energy storage system (BESS) and battery management system (BMS) for Grid-Scale applications [J]. Proceedings of the IEEE, 2014, 102(6): 1014-1030.
- [4] MÜLLER M, VIERNSTEIN L, TRUONG C N, et al. Evaluation of grid-level adaptability for stationary battery energy storage system applications in Europe

- [J]. *Journal of Energy Storage*, 2017, 9: 1-11.
- [5] 刘敦楠, 王玲湘, 汪伟业, 等. 基于深度强化学习的大规模电动汽车充换电负荷优化调度 [J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(4): 36-46.
- LIU Dunnan, WANG Lingxiang, WANG Weiye, et al. Optimal scheduling of electric vehicle load for large-scale battery charging and swapping based on deep reinforcement learning [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(4): 36-46.
- [6] SHRIVASTAVA P, SOON T K, IDRIS M Y I B, et al. Overview of model-based online state-of-charge estimation using Kalman filter family for lithium-ion batteries [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 113: 109233.
- [7] WANG Yujie, TIAN Jiaqiang, SUN Zhendong, et al. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2020, 131: 110015.
- [8] BIAN Xiaolei, WEI Zhongbao, HE Jiangtao, et al. A two-step parameter optimization method for low-order model-based state-of-charge estimation [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2021, 7(2): 399-409.
- [9] HE Hongwen, XIONG Rui, FAN Jinxin. Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach [J]. *Energies*, 2011, 4(4): 582-598.
- [10] 朱瑞, 段彬, 温法政, 等. 基于分布式最小二乘法的锂离子电池建模及参数辨识 [J]. *机械工程学报*, 2019, 55(20): 85-93.
- ZHU Rui, DUAN Bin, WEN Fazheng, et al. Lithium-ion battery modeling and parameter identification based on decentralized least squares method [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(20): 85-93.
- [11] KLEE BARILLAS J, LI Jiahao, GÜNTHER C, et al. A comparative study and validation of state estimation algorithms for Li-ion batteries in battery management systems [J]. *Applied Energy*, 2015, 155: 455-462.
- [12] SONG Ziyu, LI Jianqiu, HAN Xuebing, et al. Multi-objective optimization of a semi-active battery/supercapacitor energy storage system for electric vehicles [J]. *Applied Energy*, 2014, 135: 212-224.
- [13] ZOU Changfu, KLINTBERG A, WEI Zhongbao, et al. Power capability prediction for lithium-ion batteries using economic nonlinear model predictive control [J]. *Journal of Power Sources*, 2018, 396: 580-589.
- [14] LIN Qian, WANG Jun, XIONG Rui, et al. Towards a smarter battery management system: a critical review on optimal charging methods of lithium ion batteries [J]. *Energy*, 2019, 183: 220-234.
- [15] 宁博, 徐俊, 曹秉刚, 等. 采用等效电路的参数自适应电池模型及电池荷电状态估计方法 [J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(10): 67-71, 78.
- NING Bo, XU Jun, CAO Binggang, et al. A battery model with adaptive parameters based on equivalent circuit for state of charge estimation [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(10): 67-71, 78.
- [16] 刘海东, 周萍, 周正, 等. 锂离子电池开路电压快速估计研究 [J]. *机械工程学报*, 2022, 58(8): 227-235, 243.
- LIU Haidong, ZHOU Ping, ZHOU Zheng, et al. Fast estimation of open circuit voltage for lithium-ion batteries [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(8): 227-235, 243.
- [17] MENG Jinhao, STROE D I, RICCO M, et al. A simplified model-based state-of-charge estimation approach for lithium-ion battery with dynamic linear model [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(10): 7717-7727.
- [18] GENG Zeyang, WANG Siyang, LACEY M J, et al. Bridging physics-based and equivalent circuit models for lithium-ion batteries [J]. *Electrochimica Acta*, 2021, 372: 137829.
- [19] LAI Xin, ZHENG Yuejiu, SUN Tao. A comparative study of different equivalent circuit models for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries [J]. *Electrochimica Acta*, 2018, 259: 566-577.
- [20] HOSSAIN M, HAQUE M E, ARIF M T. Kalman filtering techniques for the online model parameters and state of charge estimation of the Li-ion batteries: a comparative analysis [J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 51: 104174.
- [21] PRADHAN S K, CHAKRABORTY B. Battery management strategies: an essential review for battery state of health monitoring techniques [J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 51: 104427.
- [22] RAHIMI-EICHI H, BARONTI F, CHOW M Y. On-line adaptive parameter identification and state-of-charge coestimation for lithium-polymer battery cells [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(4): 2053-2061.
- [23] XUAN Dongji, SHI Zhuangfei, CHEN Jinzhou, et al. Real-time estimation of state-of-charge in lithium-ion batteries using improved central difference transform method [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020,

- 252: 119787.
- [24] WANG Bin, WANG Chaohui, WANG Zhiyu, et al. Adaptive energy estimation for supercapacitor based on a real-time voltage state observer in electric vehicle applications [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(7): 7337-7341.
- [25] 陈英杰, 杨耕, 祖海鹏, 等. 基于恒流实验的锂离子电池开路电压与内阻估计方法 [J]. 电工技术学报, 2018, 33(17): 3976-3988.
- CHEN Yingjie, YANG Geng, ZU Haipeng, et al. An open circuit voltage and internal resistance estimation method of lithium-ion batteries with constant current tests [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(17): 3976-3988.
- [26] 赵云飞, 徐俊, 王霄, 等. 双自适应衰减卡尔曼滤波锂电池荷电状态估计 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(12): 99-105.
- ZHAO Yunfei, XU Jun, WANG Xiao, et al. An estimation method for state of charge of lithium-ion batteries using dual adaptive fading extended Kalman filter [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(12): 99-105.
- [27] 韩雪冰, 欧阳明高, 卢兰光, 等. 电动车磷酸铁锂电池衰减后开路电压特性分析 [J]. 电源技术, 2015, 39(9): 1876-1878.
- HAN Xuebing, OUYANG Minggao, LU Languang, et al. Characteristics analysis of open circuit voltage of aged LiFePO₄ battery for electric vehicle [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2015, 39(9): 1876-1878.
- [28] 谭文, 方淼, 段峰, 等. 基于三次样条插值函数的3D激光图像去噪算法研究 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(9): 2496-2503.
- TAN Wen, FANG Miao, DUAN Feng, et al. Research on 3D laser image denoising algorithm based on three splines interpolation function [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(9): 2496-2503.
- [29] KOUIBIA A, PASADAS M. An approximation problem of noisy data by cubic and bicubic splines [J]. Applied Mathematical Modelling, 2012, 36(9): 4135-4145.
- [30] LUCU M, MARTINEZ-LASERNA E, GANDIAGA I, et al. A critical review on self-adaptive Li-ion battery ageing models [J]. Journal of Power Sources, 2018, 401: 85-101.
- [31] HAN Xuebing, LU Languang, ZHENG Yuejiu, et al. A review on the key issues of the lithium ion battery degradation among the whole life cycle [J]. eTransportation, 2019, 1: 100005.

(编辑 武红江 刘杨)