

锂离子电池全生命周期的动静态荷电状态估算方法

赵剑坤¹, 陈世龙¹, 杨乃兴^{1,2}, 魏路路¹, 王琼¹, 陈文辉¹

(1. 西安建筑科技大学机电工程学院, 710055, 西安; 2. 陕西省纳米材料与技术重点实验室, 710055, 西安)

摘要: 针对电池荷电状态(SOC)估算方法难以在其全生命周期内保持较高精度的问题,提出一种考虑电池衰退的动静态SOC估算方法。在静态SOC估算时,通过电池健康状态(SOH)对电池有效容量进行修正,考虑电池衰退对容量的影响;在动态SOC估算时,利用在线求解锂扩散方程,获得当前锂离子电池的可用有效容量,并同时考虑电池的容量衰退及电流和温度对放电容量的影响。通过在LabVIEW平台搭建上述动静态SOC估算方法求解程序,对电池在美国联邦城市驾驶工况下充放电循环过程中的动静态SOC进行了估算,结果表明:电池静态SOC始终高于其动态SOC,且温度越低,电流越大,动静态SOC的误差也越大;在新电池容量由100%衰减到58%的充放电循环过程中,电池动态SOC的最大估算误差均低于2.0%,表明所提出的SOC估算方法能够实现电池全生命周期SOC的准确估算。研究结果可为车用动力电池全生命周期的高效和安全管控提供支撑。

关键词: 电动汽车;荷电状态;全生命周期;锂离子电池;健康状态

中图分类号: TM912 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202410004 **文章编号:** 0253-987X(2024)10-0044-07

Dynamic and Static State-of-Charge Estimation Method for the Full Lifecycle of Lithium-Ion Batteries

ZHAO Jiankun¹, CHEN Shilong¹, YANG Naixing^{1,2}, WEI Lulu¹,
WANG Qiong¹, CHEN Wenhui¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. Shaanxi Key Laboratory of Nano-Materials and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Maintaining accurate state-of-charge (SOC) estimation throughout the entire battery lifecycle poses a challenge. To address this challenge, a novel dynamic and static SOC estimation method is proposed, taking into account battery degradation. In static SOC estimation, the battery's effective capacity is adjusted based on its state of health (SOH) to compensate for capacity degradation. For dynamic SOC estimation, an online solution of the lithium diffusion equation is employed to determine the available effective capacity of the lithium-ion battery, considering the effects of capacity degradation, current, and temperature on discharge capacity. The proposed dynamic and static SOC estimation method is implemented as a solver on the LabVIEW platform, and dynamic and static SOC estimation is performed for battery operation

收稿日期: 2024-04-30。 作者简介: 赵剑坤(1999—),男,硕士生;杨乃兴(通信作者),男,副教授,硕士生导师。

基金

项目: 陕西省自然科学基金资助项目(2023-JC-YB-322);陕西省重点研发计划资助项目(2024GX-YBXM-435)。

网络出版时间: 2024-07-02

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20240701.1516.002>

under the federal urban driving schedule and charge-discharge cycling processes. The results highlight that the static SOC consistently exceeds the dynamic SOC, with estimation errors increasing under lower temperatures and higher currents. Throughout the charge-discharge cycling process, from a new battery at 100% capacity to 58% capacity, the maximum estimation error for dynamic SOC remains below 2.0%, demonstrating the accuracy of the proposed SOC estimation method across the battery’s lifecycle. These findings provide valuable support for the efficient and safe management of automotive battery systems throughout their entire lifespan.

Keywords: electric vehicles; state of charge; whole life cycle; lithium-ion batteries; state of health

在“双碳”目标的引领下,汽车电气化已成为我国汽车产业转型升级的重中之重,同时也是保障国家能源安全的重要举措。电池管理系统(BMS)作为限制当前电动汽车产业发展的关键技术之一,其性能优劣直接影响电动汽车动力电池的输出特性、使用寿命及安全性等指标^[1]。通常,BMS系统具有监测电池运行参数、预测电池状态、充放电控制、均衡管理等功能^[2-4],其中电池荷电状态(SOC)反映了当前电池剩余电量,对电池充、放电控制和均衡管理至关重要^[5]。对于当前电动汽车使用的动力电池,由于其SOC与诸多因素(如电流、温度等)有关,并呈复杂的非线性关系^[6-8],所以导致精确估算难度大大增加。此外,电池性能随服役时间逐渐衰退,表现出容量降低、内阻增大等衰退特征^[9],但电池衰退的影响因素众多且机理复杂^[10-12],导致当前的SOC估算方法难以准确考虑电池的衰退问题,亦难以在电池全生命周期内保持较高的预测精度^[13],从而严重影响了BMS系统的整体性能。

当前电池衰退状态通常由其健康状态(SOH)进行表征,国内外关于电池SOC/SOH联合估算的相关研究已有报道^[14-18]。锂离子电池SOC/SOH联合估算通常基于卡尔曼滤波估算方法^[19],并融合深度学习等智能算法^[20-21],以此来实现SOH对SOC的修正。在上述电池SOC/SOH估算方法中,一般是通过电池运行数据对SOH先进行预测,然后输入到SOC估算方法中,但由于电池SOH影响因素众多,难以获得准确的预测算法,且上述方法还会增加BMS控制器计算负荷,使得在线实时计算存在一定困难,所以进一步开发具有高精度、计算简单的电池SOC/SOH估算方法已成为当前准确预测动力电池全生命周期SOC的关键问题,对提高汽车BMS系统的电池管控性能具有重要意义。

针对上述问题,本文提出了考虑电池衰退的动静态SOC估算方法,该方法在估算SOC安时积分法的基础上考虑了电池衰退的影响,通过SOH对电池初始有效容量进行修正,利用单颗粒锂扩散方程考虑电

池温度和运行电流的影响。对于电池静态SOC,仅考虑其衰退因素;而对于动态SOC,不但考虑其衰退因素,还考虑电池运行电流和温度的影响。通过LabVIEW平台编写了上述SOC估算方法的求解程序,并分别对电池在美国联邦城市驾驶工况(FUDS)下充、放电循环过程中的动静态SOC进行了估算。

1 电池 SOC 估算方法

安时积分法^[22]是当前应用最为普遍的SOC估算方法,其估算公式可以表示为

$$S_{SOC}(t) = S_{SOC}(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t I(t) dt}{C_{total}(t)} \tag{1}$$

式中: t_0 为初始时刻; t 为当前时刻; $S_{SOC}(t)$ 为当前时刻的SOC; $S_{SOC}(t_0)$ 为初始时刻的SOC; $I(t)$ 为当前时刻的电流; $C_{total}(t)$ 为当前状态下的电池总放电容量。

然而,由于电池实际放电容量与电流、温度和SOH之间复杂的非线性关系^[18, 23],当前电池实际放电容量的准确预测方程很难通过拟合公式得到。为此,本文提出一种基于电极锂脱嵌容量与实际放电容量之间对应关系的电池实际放电容量预测方法,其中锂脱嵌容量的计算采用单颗粒锂扩散方程求解,在锂扩散系数和表面扩散通量中分别考虑了温度和电流的影响,并利用SOH对总有效容量进行修正。

为保证不同工况下电池放电时的SOC变化区间均为0~100%,通常需要考虑电池总放电容量 C_{total} 的工况和衰退因素。本文定义电池当前已放电容量与当前可用有效容量之和为电池的总可用有效容量 C_{avail} ,式(1)中得到的SOC即为动态SOC,表示如下

$$S_{SOC,dyn}(t) = S_{SOC}(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t I(t) dt}{C_{avail}(t)} \tag{2}$$

$S_{SOC,dyn}$ 反映了电池在当前状态下的可用有效

容量,采用该数值可以预测电动汽车在当前驾驶状态和路况下的最大续航里程,其中 C_{avail} 受运行电流、温度、SOH 以及放电历史等因素影响^[23]。若定义当前循环次数下的电极活性锂容量对应的电池容量为其总有效容量 C_{valid} ,则有

$$C_{\text{avail}}(t) = C_{\text{valid}}(t) + C_{\text{unavail}}(t) \quad (3)$$

式中: $C_{\text{unavail}}(t)$ 为电池在当前电流和温度状态下因电极颗粒内部的嵌锂浓度梯度引起的容量损失^[23]。 C_{valid} 仅取决于电池衰退,是 SOH 的函数,由此定义的电池 SOC 即为静态 SOC,表示为

$$S_{\text{SOC,stat}}(t) = S_{\text{SOC}}(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t I(t) dt}{C_{\text{valid}}(t)} \quad (4)$$

$$C_{\text{unavail}}(t) = \begin{cases} 26.8 L_n A_n \epsilon_{s,n} [\bar{c}_{s,n}(t) - c_{s,n}(r_{s,n}, t)], & c_{s,n}(r_{s,n}, t) = c_{s,n}(r, t) |_{\min} \\ 0, & c_{s,n}(r_{s,n}, t) > c_{s,n}(r, t) |_{\min} \end{cases} \quad (6)$$

式中: L_n 为负极材料涂覆厚度; A_n 为负极材料涂覆面积; $\epsilon_{s,n}$ 为负极涂覆层中活性材料的体积分数; $r_{s,n}$ 为负极活性颗粒平均半径; $c_{s,n}$ 为负极活性颗粒内部的嵌锂浓度,是颗粒半径 r 和时间 t 的函数,可通过求解锂扩散方程获得; $\bar{c}_{s,n}$ 为负极活性颗粒内部的平均嵌锂浓度; $c_{s,n}(r, t) |_{\min}$ 为当前时刻负极嵌锂浓度的最小值。由于电池负极和正极可脱嵌的活性锂容量相同,考虑当前商用电池负极一般采用石墨类材料,正极采用磷酸铁锂、三元等不同材料,所以在上述电池实时不可用有效容量的估算公式中采用了负极嵌锂容量,将式(5)代入式(3),即可得到当前状态下的总可用有效容量。

2 SOC 估算的在线求解

2.1 在线求解程序设计

采用 LabVIEW 软件对上述 SOC 估算方法的求解方程展开计算,求解主程序设计流程如图 1 所示,其中负极锂扩散方程采用中心差分法离散后通过 MATLAB 脚本进行求解。在进行电池动静态 SOC 估算时,求解主程序需在线读取电池的运行参数,将电流、温度和 SOH 这 3 个参数输入动态 SOC 预测子程序,SOH 输入静态 SOC 预测子程序,实时计算当前电池的动态 SOC 和静态 SOC。

本文采用 NASA 锂离子电池数据集^[24],对上述 SOC 估算方法的可靠性进行验证。将主程序与实验测试数据采集器之间的通讯接口程序修改为 EXCEL 读取程序,从而实现对已有实验数据的离线读入,其中电池 SOH 为当次循环和首次循环的充电容量之比。实际使用时,由于当前车用 BMS 系统均具有 SOH 预测功能,因此可将其直接输入至 SOC 预测模块。

$S_{\text{SOC,stat}}$ 反映了电池在当前循环状态下的剩余有效容量,采用该数值可以换算出电动汽车的当前理论最大续航里程。理论上,当电池满充电状态时, $S_{\text{SOC,stat}} = 100\%$; 当电池在常温下以较小电流 ($\leq 0.1C$, C 表示放电倍率) 放电到电池截止电压时, $S_{\text{SOC,stat}} = 0$ 。电池总有效容量 C_{valid} 可以表示为

$$C_{\text{valid}}(t) = S_{\text{SOH}}(t) C_{\text{new}} \quad (5)$$

式中: $S_{\text{SOH}}(t)$ 为当前时刻电池的健康状态; C_{new} 为新电池的总有效容量,通常可用新电池从放空状态充电至慢充状态时的充电容量代替。

电流和温度将引起一定电极嵌锂浓度梯度,由此引起的不可用有效容量^[23]的计算公式可表示为

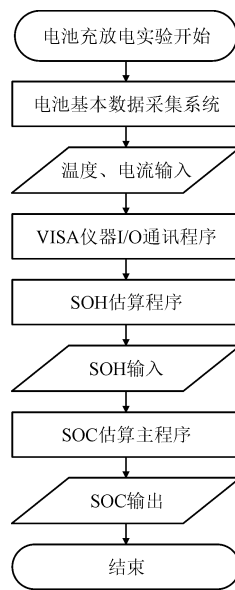


图 1 SOC 估算程序设计流程

Fig. 1 Design process of SOC estimation program

2.2 程序输入参数

本文选用 NASA 电池数据集中 6# 和 46# 电池的充、放电数据^[24]。由于充电过程采用恒流恒压充电,放电过程采用恒电流放电,所以无法显示电流对动静态 SOC 的影响。本文基于有限元软件 COMSOL,针对 NASA 数据集测试电池构建电化学-热耦合模型,得到电池在 FUDS 工况下的数值方程,并生成 EXCEL 数据文件,通过 LabVIEW 平台读入到 SOC 离线估算程序。根据 NASA 数据集的说明,该锂离子电池为标称容量为 $2 \text{ A} \cdot \text{h}$ 的 18650 型圆柱电池(正极:NCA;负极:石墨)。SOC 程序所需电池的参数如表 1 所示,其中 $c_{s,\text{cut},n}$ 、 $c_{s,\text{up},n}$ 分别为电池放

空和满充状态时的负极嵌锂浓度, $c_{smax,n}$ 为负极理论最大嵌锂浓度。数值模型所需其他电池结构参数参见文献[25],材料性能参数使用 COMSOL 材料库中的参数。负极材料的锂扩散系数 $D_{s,n}$ 可表示为

$$D_{s,n} = 1.452\,3 \times 10^{-13} \exp \left[-\frac{68\,025.7}{8.314} \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_{ref}} \right) \right]$$

(7)

式中: T 为当前温度; T_{ref} 为参考温度, 取 45 ℃。

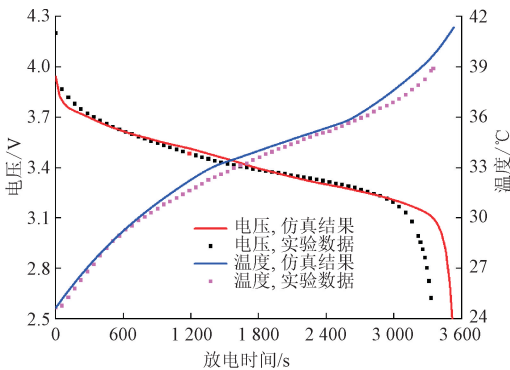
表 1 电池参数

Table 1 Parameters of the battery	
参数	数值
$r_{s,n}/\mu\text{m}$	10
$L_n/\mu\text{m}$	70
$\epsilon_{s,n}$	0.59
A_n/m^2	0.072 89
$c_{s_cut,n} \cdot c_{smax,n}^{-1}$	0.04
$c_{s_up,n} \cdot c_{smax,n}^{-1}$	0.86

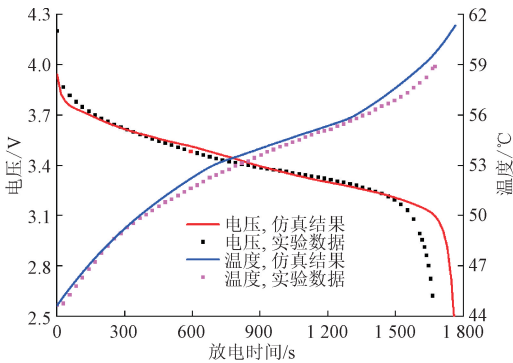
3 结果与分析

3.1 FUDS 工况下的电池动静态 SOC 估算

为显示电池在变电流放电工况下动态 SOC 和静态 SOC 的差异,本文构建了实验测试电池的电化学-热耦合模型,其中电化学模型采用经典的 P2D 模型,热模型采用轴对称固体传热模型,由于该模型已较为成熟,所以本文对其构建过程不再赘述(详见课题组前期工作^[23]),仅对其可靠性进行验证。图 2 分别为电池在 24.3 ℃ 下以 1C(1 小时倍率的电流)放电、44.6 ℃ 下以 2C 放电时的电压和电池温升曲线,其中图 2(a)和 2(b)的实验数据分别为 NASA 数据集中 6# 电池和 29# 电池第一次循环的放电数据。由图 2 可见,仿真结果与实验数据的变化规律一致,表明该模型仿真得到的电池电压和温度是可靠的。



(a)24.3 ℃ 下的 1C 放电过程



(b)44.6 ℃ 下的 2C 放电过程

图 2 不同温度和放电倍率下电池电压和温度的仿真结果与实验数据对比

Fig. 2 Comparion of simulation results and experimental data of voltage and temperature of the battery when discharged at different temperatures and rates

图 3、图 4 分别给出了 25 ℃ 和 10 ℃ 环境下,以 FUDS 工况下功率运行到放电截止电压(2.5 V)时电池的动静态 SOC 估算结果及电压变化情况,此时的峰值功率为 20 W。根据动静态 SOC 的估算结果,当电池在 25 ℃ 放电截止时,动静态 SOC 相差 4.90%,而在 10 ℃ 时动静态 SOC 相差 13.90%。电池动静态 SOC 的差异还与放电电流有关,经计算,当温度为 25 ℃ 和 10 ℃ 时,电池以 FUDS 工况连续放电到 5 600、5 651、5 690 s,得到的电流分别为 1.619、0.123、6.213 A 和 1.676、0.200、6.360 A,对应的动静态 SOC 分别相差 2.97%、1.77%、4.93% 和 5.60%、3.77%、10.75%。由图 3 和图 4 还可以看出,在相同的放电功率下,电池温度越低,放电电流越大,这是由于电池电压平台因温度降低而下降所引起的。上述结果表明:电池温度越低,放电电流越高,电池动静态 SOC 的差异越大,引起该现象的

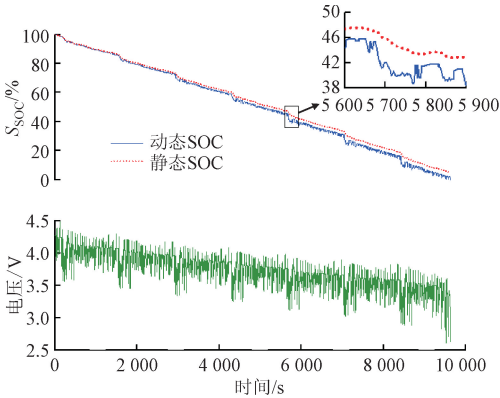


图 3 25 ℃ 下以 FUDS 工况运行时电池动静态 SOC 和电压变化曲线

Fig. 3 Change curves of dynamic SOC, static SOC and voltage of the battery when operating with FUDS at 25 ℃

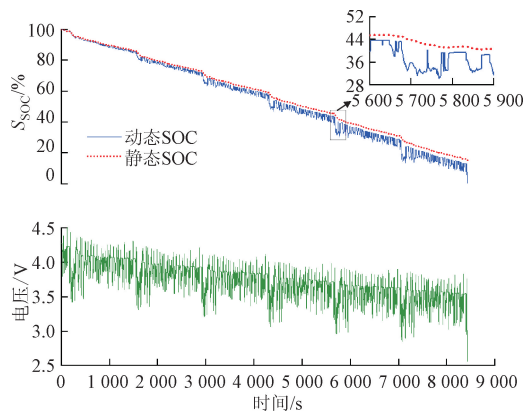


图4 10 °C下以 FUDS 工况运行时电池动静态 SOC 和电压变化曲线

Fig. 4 Change curves of the dynamic SOC, static SOC and voltage of the battery when operating with FUDS at 10 °C

主要原因是电池不可用容量随电池温度的降低(或放电电流的增大)而增大^[23]。

3.2 充放电循环过程中的电池动静态 SOC 估算

本文采用 NASA 官网开源数据,即常温(23.8~26.4 °C)和低温(5.2~12.8 °C)下的电池充放电循环测试数据进行算法验证,其中电池采用恒流恒压(0.75C→4.2 V→0.01C)方法充电,恒流(常温:1C→2.5 V;低温:0.5C→2.2 V)方法放电,在充放电之间增加电化学阻抗谱测试。上述两种工况下,电池衰退实验的电池容量测试结果和 SOH 变化如图 5 所示。由图可见,电池容量随充放电循环次数的增加整体呈下降趋势,但在个别循环次数出现突然上升,产生此变化的原因可能是电池在循环一定次数后进行了其他性能测试或静置,使得部分损失的活性锂被重新激活。此外,上述变化还可能与不同循环次数下的环境温度差异有关,例如,电池在常温下第 19、20 次循环的 SOH 分别为 91.8% 和 97.3%,原因是在第 20 次循环的充电和放电过程之间加入了电化学阻抗测试,引起部分失活的锂被重新激活,从而导致电池有效容量回升。

从图 5 还可以看出,电池在低温进行充放电循环时,电池首次放电容量仅为 1.516 A·h,是常温下首次放电容量的 74.5%,引起该容量发生显著降低的原因有两个:①温度降低引起电池内部的热力学和动力学等性能(如电解液的锂离子扩散系数、电极材料的锂扩散系数以及电极界面的反应速率等)下降,导致电池极化损失增大,容量显著下降;②低温下,电池充电容量显著下降。

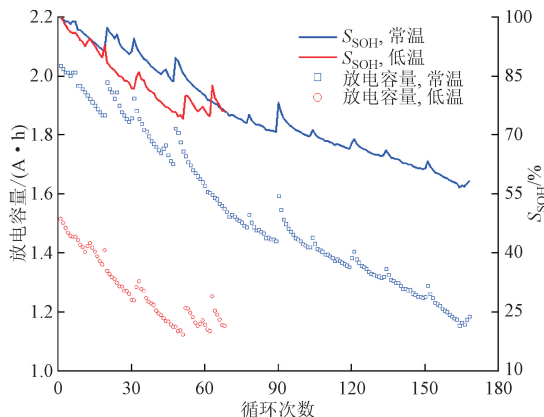


图5 不同循环次数下锂离子电池容量的实验结果和 SOH 变化曲线

Fig. 5 Change curves of experimental results of SOH of lithium-ion battery capacity under different cycles

图 6 给出了 46 # 电池在满充状态下低温首次(第 0 次)放电(不计入充放电循环统计)和第 1 次循环充电过程的动静态 SOC 变化情况。由图可见,处于慢充状态的电池在较低环境温度下放电时,动静态 SOC 的差距逐渐变大,当放电结束时,电池动态 SOC 为 1.62%,尚未达到 0,这可能是电池在首次放电时并未处于完全慢充状态而引起(本文按满充状态进行了设定,即首次放电开始时刻的电池容量为 2.03 A·h);随后,电池经阻抗测试后进行低温恒流恒压充电,在充电过程中,负极颗粒表面嵌锂浓度始终高于当前嵌锂浓度的最小值,因此电池不可用容量在充电过程中始终为 0,动静态 SOC 在充电过程中数值相同。经计算,低温恒流恒压充电结束时,电池动静态 SOC 均为 88.84%。因此,在后续进行的低温充放电老化试验中,电池放电初始时刻的动静态 SOC 均设定为 88.84%。

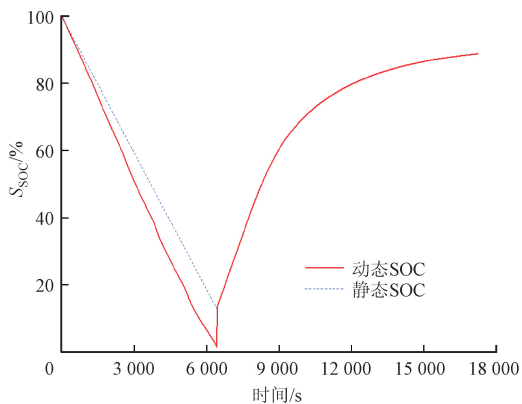


图6 电池低温首次放电和第 1 次循环充电过程的动静态 SOC 变化曲线

Fig. 6 Change curves of dynamic and static SOC of the first discharge and the first cycle of charging at low temperature

图 7 为不同循环次数下的电池动静态 SOC 变化曲线。可以看出,随着循环次数的增加,动态 SOC 始终由 100% 开始,降到 0 结束,而静态 SOC 始终高于动态 SOC,且在低温下更为明显。在第 1、64、168 次循环放电结束时,动静态 SOC 在常温下分别相差 1.57%、1.59% 和 1.24%;在第 1、35、71 次循环放电结束时,动静态 SOC 在低温下分别相差 12.26%、11.94% 和 11.21%。

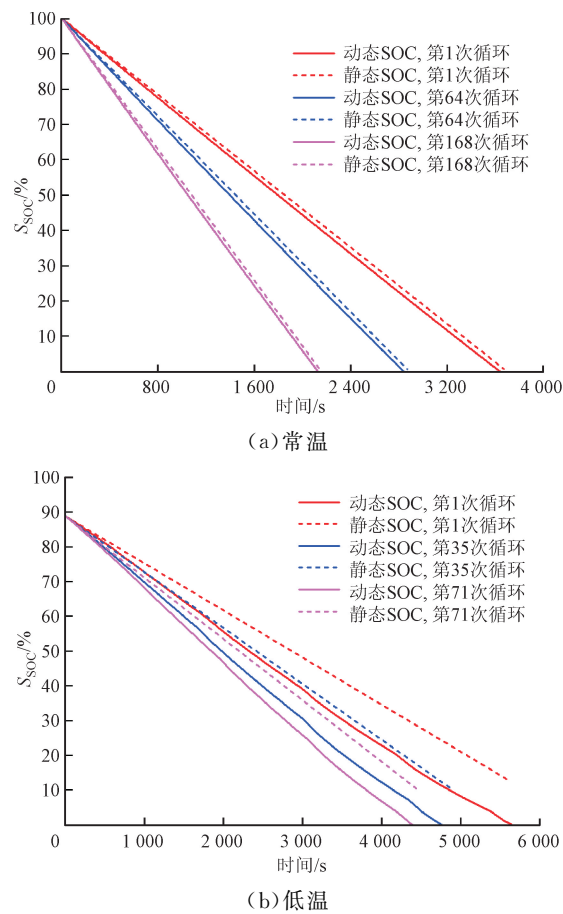


图 7 不同循环次数下放电过程动态 SOC 的变化曲线
Fig. 7 Change curves of dynamic and static SOC during the discharge process under different cycles

从图 7 中还可以看出,在相同的电流和温度下,电池放电时动静态 SOC 的下降速率均随循环次数的增加而增大,表明电池容量随循环次数的增加逐渐降低,放电时间逐渐缩短。若设定电池达到放电截止电压时的可用有效容量为 0,则此时对应的动态 SOC 应为 0。经计算,常温下电池在第 1、64、168 次循环放电电压达到截止电压(2.5 V)时的动态 SOC 分别为 0.7%、0.8% 和 1.0%;低温环境下,电池在第 1、35、71 次循环放电电压达到截止电压(2.2 V)时的动态 SOC 分别为 0.2%、1.4% 和 0.6%,虽不完全等于 0,但误

差均小于 2.0%。引起上述误差的原因可能是电池在不同循环次数下的充电容量有差异、电池充放电之间增加了阻抗测试等。

4 结 论

基于电池负极材料的锂扩散方程,本文提出了一种适用于电池全生命周期的动静态 SOC 估算方法,利用 LabVIEW 平台编写了 SOC 求解程序,并对电池 FUDS 工况下充放电循环过程中的动静态 SOC 进行了预测,得到以下结论。

(1)静态 SOC 与 SOH 有关,反映了当前电池剩余的有效容量;动态 SOC 不仅与 SOH 相关,还受到运行电流和温度的影响,能够反映当前电池剩余的可用有效容量。

(2)放电过程中,静态 SOC 始终高于动态 SOC;充电过程中,动静态 SOC 数值相同;动静态 SOC 的差异随温度的降低和放电电流的增大而增大,且在电流波动较大的放电工况下,动态 SOC 相比静态 SOC 波动更大。

(3)充放电循环过程中,相同放电模式下电池动静态 SOC 的变化范围基本相同,但静态 SOC 的下降速率随循环次数的增加而增大。经计算,本文方法估算得到的动态 SOC 在全生命周期内的误差均低于 2.0%。

参考文献:

[1] XU Xiaodong, HAN Xuebing, LU Languang, et al. Challenges and opportunities toward long-life lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2024, 603: 234445.

[2] DINI P, COLICELLI A, SAPONARA S. Review on modeling and SOC/SOH estimation of batteries for automotive applications [J]. Batteries, 2024, 10(1): 34.

[3] 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. Bristol, UK: IOP Publishing, 2020: 012032.

[4] LAADJAL K, MARQUES CARDOSO A J. A review of supercapacitors modeling, SOH, and SOE estimation methods: issues and challenges [J]. International Journal of Energy Research, 2021, 45(13): 18424-18440.

[5] 华旸,周思达,何璐,等. 车用锂离子动力电池组均衡管理系统研究进展 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(20): 73-84.

HUA Yang, ZHOU Sida, HE Rong, et al. Review on

- lithium-ion battery equilibrium technology applied for EVs [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(20): 73-84.
- [6] LI Junhong, BAI Guixiang, YAN Jun, et al. On-line parameter identification and SOC estimation of nonlinear model of lithium-ion battery based on Wiener structure [J]. *Journal of Energy Storage*, 2024, 92: 112094.
- [7] TAKYI-ANINAKWA P, WANG Shunli, ZHANG Hongying, et al. An ASTSEKF optimizer with nonlinear condition adaptability for accurate SOC estimation of lithium-ion batteries [J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 70: 108098.
- [8] MENG Shengya, MENG Fanwei, CHI Heng, et al. A robust observer based on the nonlinear descriptor systems application to estimate the state of charge of lithium-ion batteries [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2023, 360(16): 11397-11413.
- [9] YU Zhihao, LÜ Baocai, HUAI Ruituo, et al. Research on rapid extraction of internal resistance of lithium battery based on short-time transient response [J]. *Journal of Energy Storage*, 2024, 77: 109985.
- [10] LIN Xinyou, XI Longliang, WANG Zhaorui. Battery degradation-aware energy management strategy with driving pattern severity factor feedback correction algorithm [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2024, 450: 141969.
- [11] YU Tianchan, LI Xianting, WANG Baolong, et al. Quantitative analysis of factors contributing to driving range degradation of battery electric vehicles [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2024, 250: 123520.
- [12] MOUSAVI S B, AHMADI P, RAEESI M. Performance evaluation of a hybrid hydrogen fuel cell/battery bus with fuel cell degradation and battery aging [J]. *Renewable Energy*, 2024, 227: 120456.
- [13] 任东生, 冯旭宁, 韩雪冰, 等. 锂离子电池全生命周期安全性演变研究进展 [J]. *储能科学与技术*, 2018, 7(6): 957-966.
- REN Dongsheng, FENG Xuning, HAN Xuebing, et al. Recent progress on evolution of safety performance of lithium-ion battery during aging process [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2018, 7(6): 957-966.
- [14] HUANG Haichi, BIAN Chong, WU Mengdan, et al. A novel integrated SOC-SOH estimation framework for whole-life-cycle lithium-ion batteries [J]. *Energy*, 2024, 288: 129801.
- [15] LI Zuxin, SHEN Shengyu, ZHOU Zhe, et al. Novel method for modelling and adaptive estimation for SOC and SOH of lithium-ion batteries [J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 62: 106927.
- [16] RESHMA P, MANOHAR V J. Collaborative evaluation of SOC, SOP and SOH of lithium-ion battery in an electric bus through improved remora optimization algorithm and dual adaptive Kalman filtering algorithm [J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 68: 107573.
- [17] ANDRE D, APPEL C, SOCZKA-GUTH T, et al. Advanced mathematical methods of SOC and SOH estimation for lithium-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2013, 224: 20-27.
- [18] HU Xiaosong, FENG Fei, LIU Kailong, et al. State estimation for advanced battery management: key challenges and future trends [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 114: 109334.
- [19] ZHOU Huan, LUO Jing, YU Z. Co-estimation of SOC and SOH for Li-ion battery based on MIEKPF-EKPF fusion algorithm [J]. *Energy Reports*, 2023, 10: 4420-4428.
- [20] TIAN Jinpeng, CHEN Cheng, SHEN Weixiang, et al. Deep learning framework for lithium-ion battery state of charge estimation: recent advances and future perspectives [J]. *Energy Storage Materials*, 2023, 61: 102883.
- [21] ZHANG Chuanwei, XU Xusheng, LI Yikun, et al. Research on SOC estimation method for lithium-ion batteries based on neural network [J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2023, 14(10): 275.
- [22] MOHAMMADI F. Lithium-ion battery state-of-charge estimation based on an improved coulomb-counting algorithm and uncertainty evaluation [J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 48: 104061.
- [23] YANG Naixing, ZHANG Xiongwen, LI Guojun. State-of-charge estimation for lithium ion batteries via the simulation of lithium distribution in the electrode particles [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 272: 68-78.
- [24] SAHA B, GOEBEL K. Battery data set [EB/OL]. (2007-05-26)[2024-04-10]. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/#battery>.
- [25] ZHANG Xiaoqiang, LI Peichao, HUANG Bixiong, et al. Numerical investigation on the thermal behavior of cylindrical lithium-ion batteries based on the electrochemical-thermal coupling model [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2022, 199: 123449.

(编辑 李慧敏)