DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.2.116 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于不同温度下SOC-OCV曲线重构的锂离子电池SOC估计

陈贵升[1]，许杨松[1]，李俊达[2]，沈颖刚[1]，肖仁鑫[1]，杨 杰[1]
(1.昆明理工大学云南省内燃机重点实验室，昆明 650500；2.云南电网能源投资有限责任公司，昆明 650500)

摘要：锂离子电池荷电状态SOC(state-of-charge)与开路电压OCV(open-circuit voltage)的关系曲线是影响其SOC估计精度的核心因素，传统方法通过增量OCV实验获取SOC-OCV曲线，需要耗费大量的时间。因此，提出1种不同温度下重构SOC-OCV曲线的方法，在提高SOC估算精度的同时缩短实验时间。首先，在室温下通过传统增量OCV实验获取的SOC-OCV曲线确定少量关键OCV测试点。然后，在其他温度下采用粒子群优化算法，以关键少数OCV测试点为边界，以5%SOC为间距辨识非测试区域OCV值，基于OCV测试值和辨识值重构不同温度下的SOC-OCV曲线，该方法在减少OCV测试点的情况下提高了SOC-OCV曲线精度。最后，基于重构SOC-OCV曲线，采用自适应扩展卡尔曼滤波估计SOC。结果表明，不同温度下的SOC估计均方根误差降低40%以上。

关键词：锂离子电池；荷电状态估计；荷电状态-开路电压曲线重构；不同温度；自适应扩展卡尔曼滤波

SOC Estimation of Lithium-ion Batteries Based on Reconstructed SOC-OCV Curves at Different Temperatures

CHEN Guisheng[1], XU Yangsong[1], LI Junda[2], SHEN Yinggang[1], XIAO Renxin[1], YANG Jie[1]
(1. Yunnan Key Laboratory of Internal Combustion Engine, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Yunnan Power Grid Energy Investment Co., Ltd., Kunming 650500, China)

Abstract: The curve of relationship between the state-of-charge (SOC) and open-circuit voltage (OCV) of lithium-ion batteries is the core factor affecting the SOC estimation accuracy. However, the traditional methods obtain the SOC-OCV curve through incremental OCV tests, which require a lot of time. Under this background, a method for reconstructing SOC-OCV curves at different temperatures is proposed in this paper, so as to improve the SOC estimation accuracy while reducing the experimental time. First, a small number of key OCV test points are determined by the SOC-OCV curve obtained from the traditional incremental OCV test at room temperature. At other temperatures, the particle swarm optimization algorithm is used to identify the OCV value in untested areas, with the determined key OCV test points as the boundary and 5% SOC as an interval. Based on the test and identified values of OCV, the SOC-OCV curves at different temperatures are reconstructed. This method improves the accuracy of SOC-OCV curves while reducing the OCV test points. Based on reconstructed SOC-OCV curves, the SOC is estimated by an adaptive extended Kalman filter. Results show that the root mean square error of SOC estimation decreased by at least 40% at different temperatures.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-charge (SOC) estimation; reconstruction of state-of-charge-open-circuit voltage (SOC-OCV) curve; different temperatures; adaptive extended Kalman filter

收稿日期：2023-07-29；**修回日期**：2023-09-12，2023-10-19；
录用日期：2023-11-01；**网络首发日期**：2024-01-25
基金项目：国家自然科学基金资助项目(51567012)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 51567012

近年来，为有效应对全球能源危机和环境问题，电动汽车迅猛发展。锂离子电池因具有能量密度高、安全性好和循环寿命长等特点，成为电动汽车最主要的车载电源[1]。锂离子电池的荷电状态SOC(state-of-charge)反映了电池的剩余容量[2]，是

电池管理系统中的 1 个关键指标。准确的 SOC 估计可以避免过充或过放造成的电池损坏，从而延长其使用寿命[3]。由于锂离子电池的 SOC 不可直接测量得到[4]，因此为了实现精确的 SOC 估计，国内外已经研究了大量 SOC 估计方法，基于模型的 SOC 估计运用得最多，主要包括电化学模型[5]、黑箱模型[6]和等效电路模型[7]等。其中，电化学模型求解过程较为复杂，黑箱模型依赖良好的训练样本，而等效电路模型因其较少的参数和较高的精度广泛应用于锂离子电池的 SOC 估计[8]。且由于锂离子电池是 1 个高度非线性的系统，因此基于等效电路进行 SOC 估计需要通过非线性算法来实现，如扩展卡尔曼滤波[9]、无迹卡尔曼滤波[10]和自适应扩展卡尔曼滤波 AEKF(adaptive extended Kalman filter)[11]等。其中，AEKF 算法由于能够自适应地调节过程噪声和测量噪声的协方差，对噪声具有较强的鲁棒性[12]，能够更好地实现锂离子电池的 SOC 估计。

基于等效电路模型的 SOC 估计模型中，锂离子电池开路电压 OCV(open-circuit voltage)与 SOC 之间的关系是影响 SOC 估计精度的核心因素。精确的 SOC-OCV 曲线通常利用增量 OCV 即 IO(incremental OCV)测试获得。IO 测试中，电池以一定放电倍率放电至选定的 SOC，在充分静置后测量得到当前的 OCV 值。基于得到的 OCV 测试点，通过分段线性插值建立 SOC-OCV(IO-OCV)曲线。为确保 OCV 的准确性，每个 OCV 测试点需要将电池充分静置 1~2 h，静置时间根据电池的类型和充放电倍率确定[13-14]。同时，由于在非测试区域的插值 OCV 不符合电池特性，IO-OCV 曲线在非测试区域的精度较差。增加 OCV 测试点可以提高 SOC-OCV 曲线精度，但会导致 OCV 测试时间的大幅延长。为了平衡曲线精度和所需测试时间，传统方法通常以 10%SOC 间隔进行 IO 测试，最终获取 11 个 OCV 测试点以建立 IO-OCV 曲线。但当建立不同温度下的 IO-OCV 曲线时，需在每一选定温度下进行数十小时的实验。

Zhang 等[15]基于 OCV 测试点研究了不同函数建立的 SOC-OCV 曲线，以拟合函数提高非测试区域精度；来鑫等[16]结合混合脉冲功率测试和小电流 OCV 测试的优点，提出了 1 种基于粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法的 SOC-OCV 曲线优化算法，以降低高、低 SOC 区域的误差。但上述研究仍旧需要进行长时间的 OCV 测试，且没有考虑温度的影响。Xiao 等[17]提出 1 种无需 OCV 测试的 SOC 估计方法，通过递归最小二乘法在线辨识 OCV。该研究虽然无需进行 OCV 测试，但在线辨识的 OCV 精度相对较低，且增加了 SOC 估计模型的复杂度和计算量。

针对不同温度下提升 SOC-OCV 曲线精度并同时缩短所需测试时间的问题，本文提出 1 种重构不同温度下 SOC-OCV 曲线的方法。通过室温下 IO 测试获取的 SOC-OCV 曲线确定少量关键 OCV 测试点，基于 Thevenin 模型以端电压估计均方根误差 RMSE(root mean square error)最小为优化目标，以非测试区域内 OCV 值作为优化变量，采用 PSO 算法辨识非测试区域内的 OCV 值。基于 OCV 测试值和辨识的 OCV 值重构 SOC-OCV 曲线(重构 OCV 曲线)，以提高 SOC-OCV 曲线的精度，并缩短不同温度下所需的 OCV 测试时间。在不同温度下，采用 AEKF 算法在美国联邦城市运行工况 FUDS(federal urban driving schedule)下进行 SOC 估计。结果表明，相比传统 IO-OCV 曲线，基于重构 OCV 曲线的 SOC 估算误差显著降低。

1　锂离子电池模型及其参数辨识

1.1　锂离子电池建模

锂离子电池是 1 个高度非线性且具有时变特性的系统。在建立模型时，需要同时考虑模型的精度和复杂性。其中，Thevenin 模型具有较好的精度，能够有效估计锂离子电池的端电压，且模型复杂度较低[18]。因此，本文采用 Thevenin 模型来描述电池的动态特性。Thevenin 等效电路模型如图 1 所示。

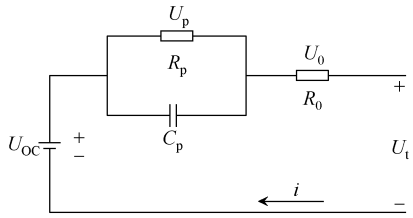


图 1 锂离子电池 Thevenin 模型

Fig. 1 Thevenin model of lithium-ion battery

根据电路原理，Thevenin 模型的数学方程为

$$\begin{cases}\dot{U}_{\mathrm{p}}=-\dfrac{U_{\mathrm{p}}}{C_{\mathrm{p}}R_{\mathrm{p}}}+\dfrac{I_{\mathrm{L}}}{C_{\mathrm{p}}}\\ U_{\mathrm{t}}=U_{\mathrm{OC}}-U_{\mathrm{p}}-I_{\mathrm{L}}R_0\end{cases}\tag{1}$$

式中：R_{p}为极化内阻；C_{p}为极化电容；U_{p}为 R_{p}的端电压；R_0为内阻；U_{t}为端电压；U_{OC}为开路电压；I_{L}为负载电流。

Thevenin 模型的离散形式为

$$\begin{cases}U_{\mathrm{p},k}=U_{\mathrm{p},k-1}\mathrm{e}^{\frac{\Delta T}{C_{\mathrm{p}}R_{\mathrm{p}}}}+I_{\mathrm{L},k-1}R_{\mathrm{p}}(1-\mathrm{e}^{\frac{\Delta T}{C_{\mathrm{p}}R_{\mathrm{p}}}})\\ U_{\mathrm{t},k}=U_{\mathrm{OC},k}-U_{\mathrm{p},k}-I_{\mathrm{L},k}R_0\end{cases}\tag{2}$$

式中：ΔT为采样周期；k和 k–1 为采样时刻。

1.2 模型参数辨识与验证

1.2.1 实验数据

本文采用的锂离子电池实验数据来自马里兰大学高级生命周期工程中心[19]。测试电池是 18650 型三元锂电池(LiNiMnCoO$_2$/石墨)，其基本信息见表 1。

表 1 锂离子电池基本信息

Tab. 1 Basic information about lithium-ion battery

型号	额定电压/V	额定容量/(A·h)	截止电压/V	最大电流/A (25℃)	使用温度/℃
18650	3.6	2.0	2.5/4.2	22	0~50

1.2.2 IO 测试

锂离子电池的 SOC-OCV 曲线通常利用 IO 测试获得。室温(25 ℃)下 IO 测试的电流及其响应电压曲线如图 2 所示。在测试前，先将电池充满电，静置 2 h 后测量其 100%SOC 下的 OCV 值。然后，用 0.5C 的电流对电池放电 12 min 至 90% SOC，电池静置 2 h 后测量其当前 OCV 值。重复此流程(以 0.5C 电流放电，静置 2 h，测量 OCV 值)，直到电池电量降低至 0%SOC。IO 测试至少需要 22 h，最终能够获取 11 个以 10%SOC 间隔的 OCV 测试值。如图 3 所示，基于 OCV 的测试值通过分段线性插值方法得到 IO-OCV 曲线。分段线性插值公式为

$$V=V_{\mathrm{i}}+\frac{(V_{i+1}-V_i)(S-S_i)}{S_{i+1}-S_i}\qquad S_{\mathrm{i}}<S<S_{i+1}\tag{3}$$

式中：V_i和 V_{i+1}为 2 个相邻的 OCV；V为 V_i和 V_{i+1}之间的插值 OCV；S、S_i和 S_{i+1}分别为 V、V_i和 V_{i+1}对应的 SOC。其中，SOC 定义为剩余容量与电池容量的比，通过安时积分法计算得到，安时积分法公式为

$$\mathrm{SOC}=C_0-\frac{\eta\int_0^t I\mathrm{d}t}{C_n}\tag{4}$$

式中：C_n为电池容量；C_0为初始 SOC；η 为充放电效率。

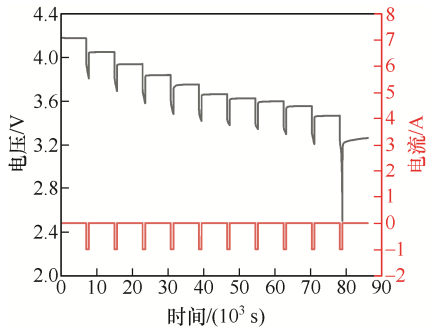


图 2 锂离子电池 IO 测试

Fig. 2 IO test of lithium-ion battery

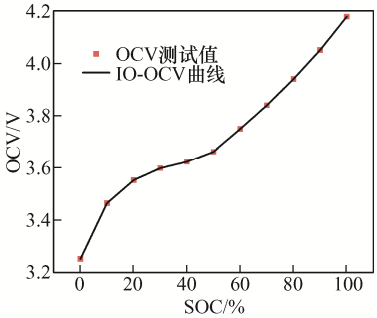


图 3 IO-OCV 曲线

Fig. 3 IO-OCV curve

1.2.3 模型参数辨识与验证

PSO 算法是 1 种高效的随机搜索算法，将每个潜在解看作是 D 维问题空间中的 1 个粒子，通过粒子群在空间中飞行迭代搜索最优解。在包含 n 个

粒子的粒子群中，第 i 个粒子的位置与速度更新公式为

$$\begin{cases} v_i = av_i + c_1 r_1 (P_{\text{best},i} - x_i) + c_2 r_2 (G_{\text{best}} - x_i) \\ x_i = x_i + v_i \\ X_{\min} \leqslant x_i \leqslant X_{\max} \end{cases} \tag{5}$$

式中：x_i 和 v_i 为第 i 个粒子的位置和速度；a 为惯性系数；c_1 和 c_2 为学习因子；r_1 和 r_2 为 0 和 1 之间均匀分布的随机数；P_{best} 为个体极值，代表单个粒子搜索到的最优解；G_{best} 为群体极值，代表粒子群搜索到的最优解；$X_{\min}$ 和 $X_{\max}$ 为粒子搜索空间的位置边界。

Thevenin 模型的参数 R_0、R_p 和 C_p 能够通过 PSO 算法进行辨识。基于式(2)以电流为输入、端电压为输出，求解端电压估计 RMSE 最小的变量 θ，θ=[R_0 R_p C_p]。参数辨识模型及 RMSE 计算公式为

$$\begin{cases} \text{RMSE} = \sqrt{\dfrac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}[M_k - E_k(\theta)]} \\ \arg\min\{\text{RMSE}\} \end{cases} \tag{6}$$

式中：θ 为待辨识参数向量；N 为样本数；M 为测量值；$E(\theta)$为基于变量 θ 得到的估计值。

室温下，基于动态应力测试 DST(dynamic stress test)的动态工况，采用 PSO 算法辨识 Thevenin 模型参数。其中，PSO 算法初始粒子数为 100，迭代数为 100，变量 R_0 和 R_p 的上下边界分别设为 0 Ω 和 2 Ω，变量 C_p 的上下边界分别设为 0 F 和 10 000 F。DST 工况的电压曲线如图 4 所示，参数辨识结果见表 2。为更好地验证 PSO 算法在 DST 工况下辨识的模型参数，在 FUDS 工况下进行端电压估计。

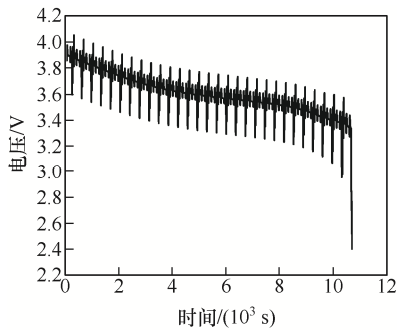


图 4　DST 动态工况下的电压曲线

Fig. 4 Voltage curve under DST dynamic condition

表 2　模型参数辨识结果

Tab. 2 Identification results of model parameters

参数	数值
R_0/mΩ	73.76
R_p/mΩ	6.77
C_p/F	1 242.01
RMSE/mV	16.1

基于已辨识的 Thevenin 模型及 IO-OCV 曲线，FUDS 动态工况下端电压估计及其误差如图 5 所示。从图 5 可以看出模型估计端电压能够很好地跟踪响应电压，且在锂离子电池主要使用的 SOC 区域(>10%SOC)，模型端电压估计误差远小于 50 mV。而在 SOC 低于 10%的区域，锂离子电池等效阻抗增加[20]，模型参数辨识误差增大，导致了端电压估计误差的增加。在 FUDS 动态工况下的端电压估计 RMSE 为 16.05 mV，表明辨识的参数在不同工况下具有较高精度。

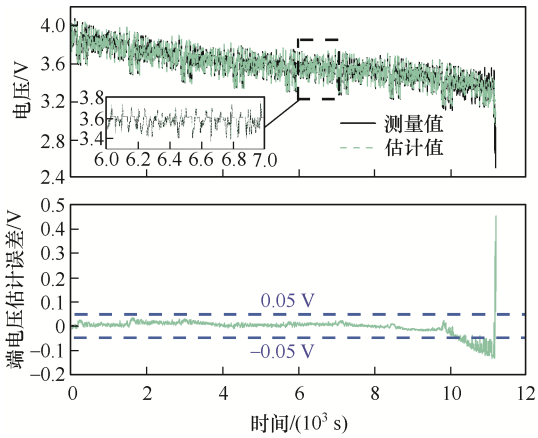


图 5　FUDS 工况下的端电压估计

Fig. 5 Terminal voltage estimation under FUDS condition

2　SOC-OCV 曲线的重构

2.1　重构原理

为提升不同温度下 SOC-OCV 曲线精度并同时缩短所需测试时间的问题，提出 1 种重构不同温度下 SOC-OCV 曲线的方法。如图 6 所示，通过 3 个步骤实现不同温度下 SOC-OCV 曲线的重

构。首先，步骤 1 通过 IO 测试获取不同温度下的 OCV 测试点。其中，先测量室温下的 OCV 测试点并建立 IO-OCV 曲线。根据 IO-OCV 曲线显示的 OCV 变化趋势，选取 OCV 线性变化明显区域两端作为关键测试点。在其他温度下，仅测量关键 OCV 测试点，并基于此建立简化 OCV 曲线。其次，步骤 2 通过 PSO 优化算法实现模型参数（R_0，R_p 和 C_p）和 OCV 值辨识。基于室温下的 IO-OCV 曲线和其他温度下的简化 OCV 曲线，在动态工况下以模型参数作为变量，以端电压估计误差最小为优化目标，采用 PSO 算法获取模型参数的最优组合。并基于辨识的模型参数，在动态工况下以相邻 OCV 测试点为边界，边界内 5% SOC 间隔的 OCV 值为变量，端电压估计误差最小为优化目标，采用 PSO 算法辨识 IO 测试非测试区域的 OCV 值。最终，步骤 3 基于 OCV 测试值和 OCV 辨识值，通过式(3)所示的分段线性插值函数重构不同温度下的 SOC-OCV 曲线。本方法通过 PSO 算法获取的 OCV 辨识值提高 SOC-OCV 曲线在非测试区域的精度，同时步骤 1 基于室温 OCV 变化趋势建立其他温度下的简化 OCV 曲线能够减少构建不同温度下 SOC-OCV 曲线所需的 OCV 测试点数量，进而缩短所需测试时间，降低实验成本。

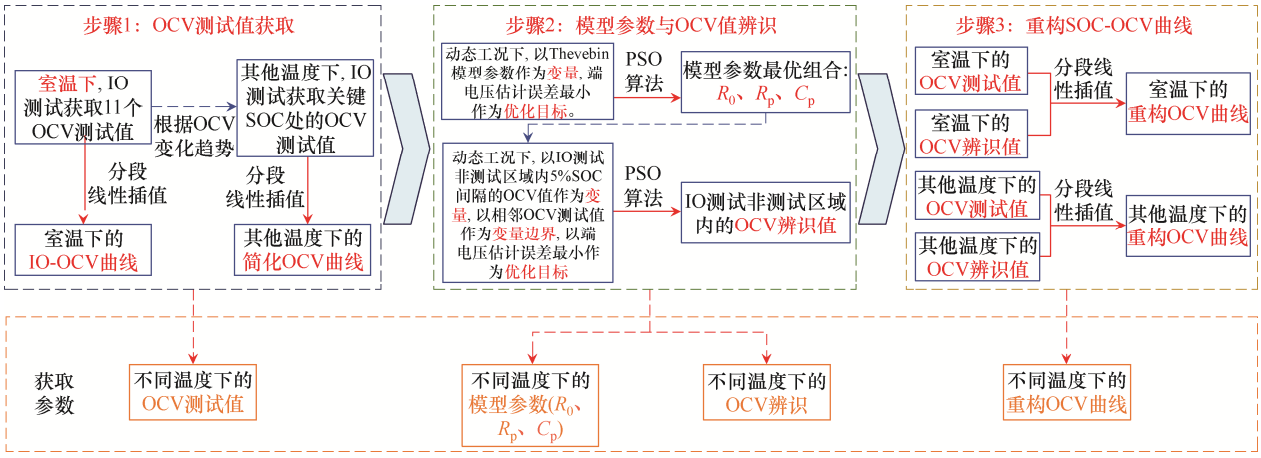


图 6 重构 SOC-OCV 曲线的步骤

Fig. 6 Steps for reconstructing SOC-OCV curve

2.2 室温下的 SOC-OCV 曲线重构结果

本节基于 FUDS 和 DST 动态工况对 SOC-OCV 曲线重构结果进行验证。由于 FUDS 和 DST 动态工况均从 80%SOC 开始到 0%SOC 结束，因此主要对 0~80%区域的 SOC-OCV 曲线进行重构。根据图 6 所示重构步骤 1 获取室温下的 9 个 OCV 测试值和 8 个辨识的 OCV 值，具体 OCV 值见表 3。其中，模型参数和 OCV 值的辨识在 DST 工况下进行，辨识模型参数见表 2。基于 9 个 OCV 测试值构建 IO-OCV 曲线，基于 9 个 OCV 测试值和 8 个 OCV 辨识值获取重构 OCV 曲线，2 种曲线的对比如图 7 所示。可以看出，2 种曲线在非测试区域的 OCV 变化趋势有明显差异。

表 3 室温下的 OCV 测试值和辨识值

OCV 测试值		OCV 辨识值	
SOC/%	OCV/V	SOC/%	OCV/V
0	3.253	5	3.463 7
10	3.466	15	3.527 8
20	3.554	25	3.572 1
30	3.600	35	3.601 1
40	3.625	45	3.638 3
50	3.664	55	3.688 6
60	3.750	65	3.773 2
70	3.840	75	3.882 2
80	3.940	—	—

FUDS 和 DST 动态工况下，基于 IO-OCV 曲线和重构 OCV 曲线的端电压估计及其误差如图 8 所示。可以看出，基于 2 种 SOC-OCV 曲线的估计端

电压都能很好地跟踪测量电压，而基于重构 OCV 曲线的端电压估计误差在整个测试的 SOC 区域内

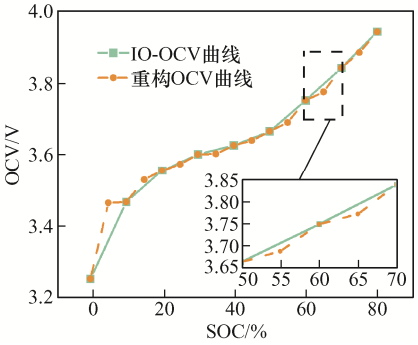
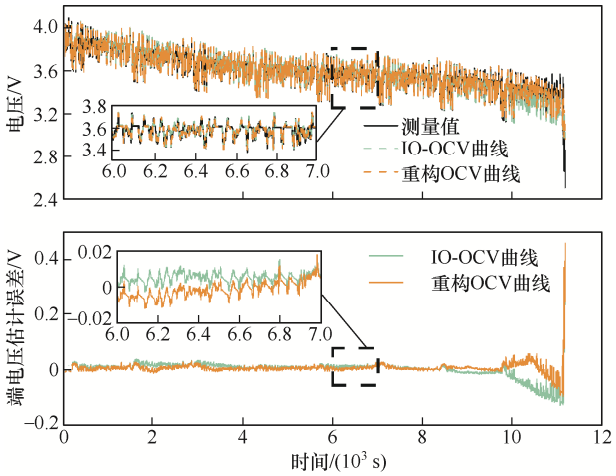
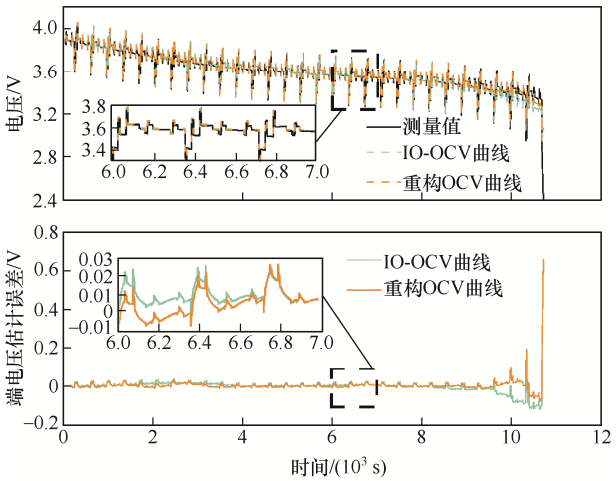


图 7　室温下的 IO-OCV 曲线与重构 OCV 曲线

Fig. 7 IO-OCV curve and reconstructed OCV curve at room temperature



(a) FUDS工况下的端电压估计



(b) DST工况下的端电压估计

图 8　室温不同工况下的端电压估计

Fig. 8 Terminal voltage estimation under different conditions at room temperature

都更小。因此，基于所提出的 SOC-OCV 曲线重构方法可以获得具有更高精度的 SOC-OCV 曲线。

2.3　不同温度下的 SOC-OCV 曲线重构结果

根据如图 7 所示的室温 IO-OCV 曲线，在 80%~50%、50%~30%和 20%~0%等 SOC 区域，OCV 测试值呈现出较高线性变化趋势。因此，在 0 ℃和 45 ℃下的 0%~80% SOC 区域内选择 5 个关键测试点(0%、20%、30%、50%、80% SOC 处)进行 IO 测试，获取 5 个 OCV 测试值，并采用分段线性插值获得简化 OCV 曲线(如图 9 所示)。根据图 6 所示的重构步骤 2，在 DST 工况下，基于简化 OCV 曲线的辨识模型参数，辨识的 0℃和 45℃模型参数见表 4。并基于辨识的模型参数，对 0 ℃和 45 ℃下非测试区域内 5%间隔的 OCV 值(5%、10%、15%、25%、35%、40%、45%、55%、60%、65%、70%和 75% SOC 等处)进行辨识。在 0 ℃和 45 ℃下，基于 5 个 OCV 测试值和 12 个辨识 OCV 值的重构 OCV 曲线如图 10 所示。

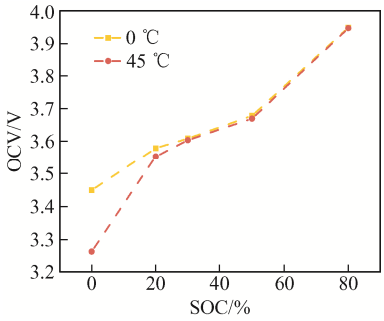


图 9　0 ℃和 45 ℃下的简化 OCV 曲线

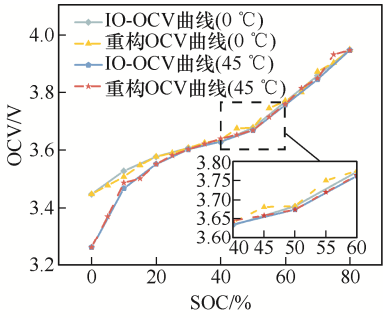
Fig. 9 Simplified OCV curves at 0 ℃ and 45 ℃

表 4　0 ℃和 45 ℃的模型参数辨识结果

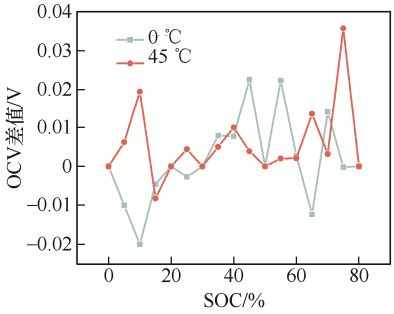
Tab. 4 Identification results of model parameters at 0 ℃ and 45 ℃

温度/℃	R_0/mΩ	R_p/mΩ	C_p/F	RMSE/mV
0	112.9	53.47	1 009.2	22.6
45	78.9	42.00	4 480.8	24.2

为更好地进行对比和验证，图 10 中以 10% SOC 间隔的 IO 测试获得 0 ℃和 45 ℃的 IO-OCV 曲线作为参考曲线进行对比。图 10(b)中 10%、40%、60%、70% SOC 处的 OCV 差值为辨识值与测试值的差值，可以看出，在 10%SOC 处辨识值与测试



(a) IO-OCV曲线与重构OCV曲线



(b) 不同OCV曲线之间的差值

图 10 0 ℃和 45 ℃下的 IO-OCV 曲线与重构 OCV 曲线

Fig. 10 IO-OCV curves and reconstructed OCV curves at 0 ℃ and 45 ℃

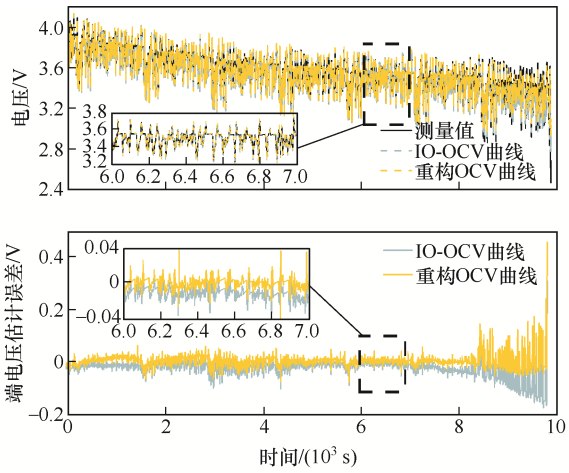
值的差值小于 20 mV，而在其他位置 OCV 辨识值与测试值的差值小于 10 mV。采用 PSO 算法得到的 OCV 辨识值十分接近测试值，说明了辨识的准确性。其中，在小于 20%SOC 的区域，OCV 随 SOC 的降低呈现非线性的快速降低趋势，因此相比其他 OCV 变化更为平缓的 SOC 区域，在 10%SOC 处 OCV 辨识值与测试值的差值更大。不同温度下 IO-OCV 曲线和重构 OCV 曲线使用 OCV 测试值和辨识 OCV 值的数量见表 5。与传统 IO-OCV 曲线相比，重构 OCV 曲线使用了接近 2 倍数量的 OCV 值进行分段线性插值，能够更好地表达 OCV 变化趋势。在 0 ℃和 45 ℃下，重构 OCV 曲线所需的 OCV 测试值数量相比 IO-OCV 曲线降低 40%以上，即缩短所需测试时间 40%以上。

表 5 2 种曲线使用的 OCV 值数量对比

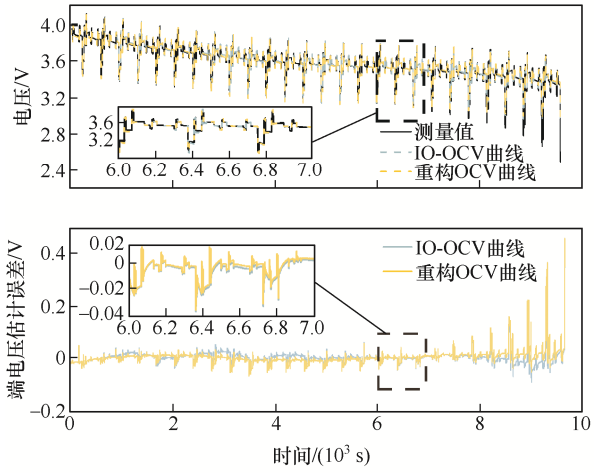
Tab. 5 Comparison of number of OCV values used in two curves

温度/℃	曲线	OCV 测试值数量	辨识 OCV 值数量	总 OCV 值数量
0	IO-OCV 曲线	9	0	9
	重构 OCV 曲线	5	12	17
25（室温）	IO-OCV 曲线	9	0	9
	重构 OCV 曲线	9	8	17
45	IO-OCV 曲线	9	0	9
	重构 OCV 曲线	5	12	17

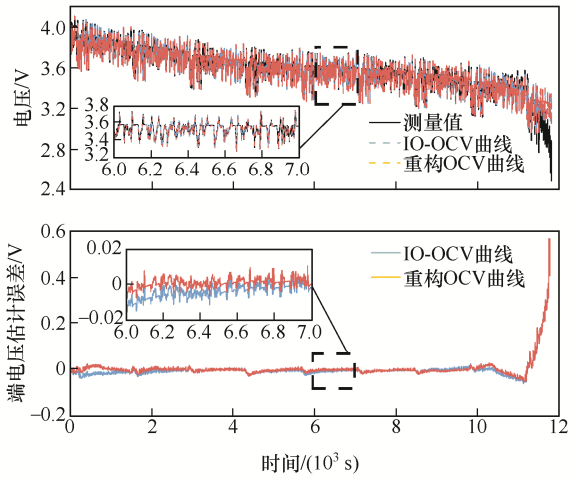
在 0 ℃和 45 ℃的 FUDS 和 DST 工况下，基于 IO-OCV 曲线和重构 OCV 曲线的端电压估计及其误差如图 11 所示。可以看出，在 0 ℃和 45 ℃下基于重构 OCV 曲线的端电压估计误差在整个测试的 SOC 区域内都更小。说明根据室温下的 OCV 趋势，在其他不同温度下基于更少 OCV 测试点，能够获得高精度的重构 OCV 曲线。图 12 对比了不同温度下基于 2 种 SOC-OCV 曲线在 FUDS 和 DST 工况下的端电压估计 RMSE。可以看出，基于重构 OCV 曲线的端电压估计 RMSE



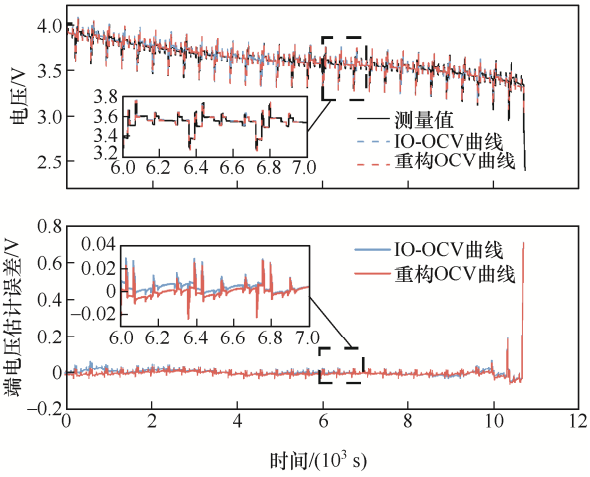
(a) FUDS工况下的端电压估计(0 ℃)



(b) DST工况下的端电压估计(0 ℃)



(c) FUDS工况下的端电压估计(45 ℃)

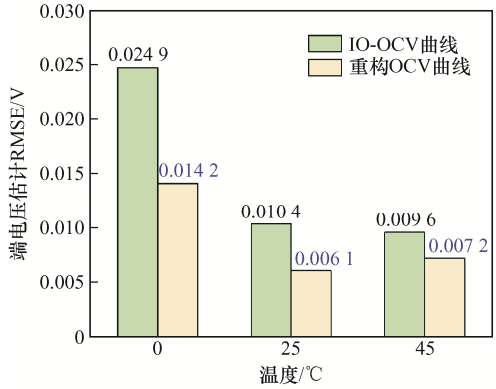


(d) DST工况下的端电压估计(45 ℃)

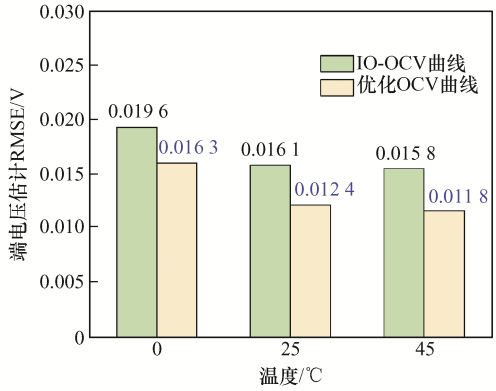
图 11　0 ℃和 45 ℃不同工况下的端电压估计

Fig. 11 Terminal voltage estimation under different conditions at 0 ℃ and 45 ℃

显著降低，验证了所提出的 SOC-OCV 曲线的重构方法。



(a) FUDS工况下的端电压估计RMSE



(b) DST工况下的端电压估计RMSE

图 12　不同温度、不同工况下基于 2 种 SOC-OCV 曲线的端电压估计 RMSE

Fig. 12 RMSE of terminal voltage estimation based on two SOC-OCV curves under conditions of different temperatures

3　基于重构 OCV 曲线的 SOC 估计

3.1　自适应卡尔曼滤波

锂离子电池非线性离散系统的状态空间模型可以表示为

$$x_k = \boldsymbol{A}_k x_{k-1} + \boldsymbol{B}_k u_{k-1} + w_k \tag{7}$$

$$y_k = \boldsymbol{C}_k x_k + \boldsymbol{D}_k u_k + v_k \tag{8}$$

式中：x_k、u_k 和 y_k 分别为系统 k 时刻的状态变量、输入和输出；w_k 和 v_k 分别为过程噪声和测量噪声；$\boldsymbol{A}_k$ 为采样间隔内的传递矩阵；$\boldsymbol{B}_k$ 为输入矩阵；$\boldsymbol{C}_k$ 为输出矩阵；$\boldsymbol{D}_k$ 为前馈矩阵。

由于 AEKF 对噪声具有较强的鲁棒性，本文采用 AEKF 进行 SOC 估计，AEKF 算法按表 6 所示步骤进行迭代。

表 6　AEKF 算法迭代步骤

Tab. 6 Iteration steps in AEKF algorithm

步骤	公式
(1)状态预测	$x_k^- = \boldsymbol{A}_k x_{k-1}^+ + \boldsymbol{B}_k u_k + w_k$
(2)误差协方差预测	$P_k^- = \boldsymbol{A}_k P_k \boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}} + Q_k$
(3)卡尔曼增益计算	$\boldsymbol{K}_k = \dfrac{P_k^- \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}}{\boldsymbol{C}_k P_k^- \boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}} + R_{k-1}}$
(4)状态更新	$x_k^+ = x_k^- + \boldsymbol{K}_k (y_k - \boldsymbol{C}_k x_k^- - \boldsymbol{D}_k u_k)$
(5)协方差更新	$P_k^+ = P_k^- - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{C}_k P_k^-$
(6)过程噪声与测量噪声的协方差更新	$Q_{k+1} = (1-d_k) Q_k + d_k [\boldsymbol{K}_k (\boldsymbol{e}\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}}) \boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} + P_k^- - \boldsymbol{A}_{k-1} P_{k-1}^+ \boldsymbol{A}_{k-1}^{\mathrm{T}}]$ $R_{k+1} = (1-d_k) R_k + d_k (\boldsymbol{e}\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{C}_k P_k^- \boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}})$ $d_k = \dfrac{1-b}{1-b^k}$

表 6 中：x_k^- 为 k 时刻的先验估计；x_{k-1}^+ 为 k–1 时刻的后验估计；Q 为过程噪声的方差；d_k 为 k 时刻的自适应因子值；P 为估计误差协方差；R 为测量噪声的方差；e 为预测值和测量值之间的误差；b 为[0 1]范围内的遗忘因子。

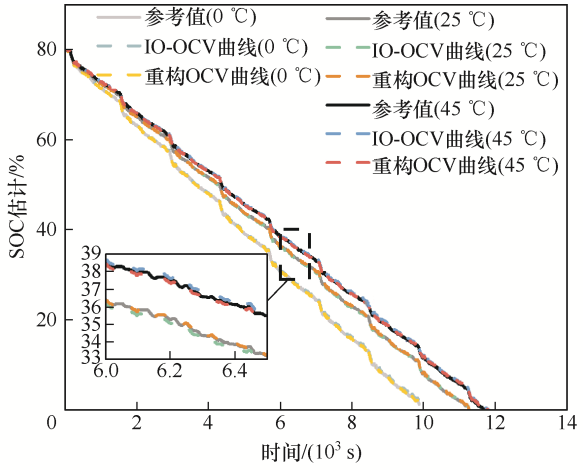
估计 SOC 时，以 SOC 和式(2)中的 U_p 作为状态变量，电流 I 和端电压 U_t 分别作为输入和输出。则根据式(2)与式(4)可以得到

$$\begin{cases} \boldsymbol{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \mathrm{e}^{-\frac{\Delta T}{R_p C_p}} \end{bmatrix} & \boldsymbol{C}_k = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial U_{\mathrm{OC},k}}{\partial \mathrm{SOC}_k} & -1 \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{B}_k = \begin{bmatrix} -\eta \dfrac{\Delta T}{C_n} \\ R_p(1-\mathrm{e}^{-\frac{\Delta T}{R_p C_p}}) \end{bmatrix} & \boldsymbol{D}_k = \begin{bmatrix} -R_0 \end{bmatrix} \end{cases} \tag{9}$$

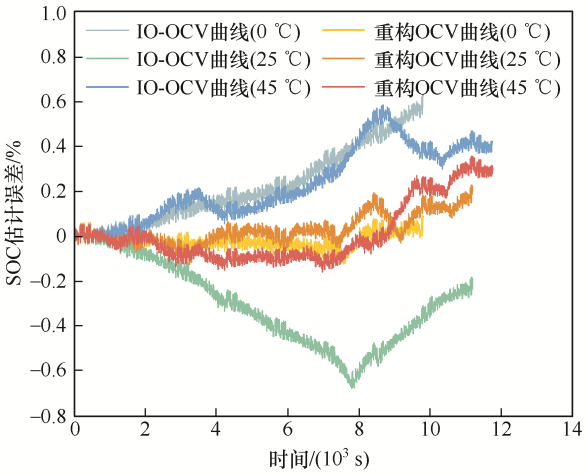
3.2 不同温度 FUDS 动态工况下的 SOC 估计

在不同温度 FUDS 和 DST 动态工况下，基于已辨识的 Thevenin 模型，采用 AEKF 算法进行锂离子电池 SOC 估计。通过对比基于 IO-OCV 曲线和重构 OCV 曲线的 SOC 估计结果，进一步验证所提出 SOC-OCV 曲线的重构方法。

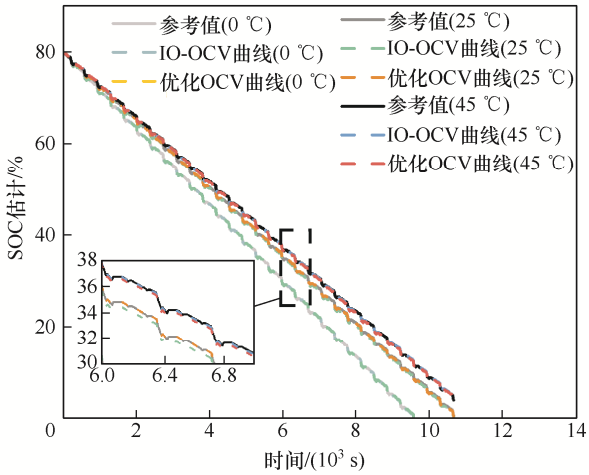
不同温度、不同工况下基于 2 种 SOC-OCV 曲线的 SOC 估计及其误差如图 13 所示，SOC 估计 RMSE 如图 14 所示。可以看出，基于 2 种 SOC-OCV 曲线的估计 SOC 都能够很好地跟踪参考 SOC。对比 SOC 估计误差可以发现，在整个测试的 SOC 区域，基于重构 OCV 曲线的 SOC 估计误差显著降低。对比 SOC 估计 RMSE，相比 IO-OCV 曲线，在 FUDS 工况下基于重构 OCV 曲线的 SOC 估计 RMSE 在 0 ℃、25 ℃和 45 ℃分别降低了 83.7%、85.3%和 63.5%，在 DST 工况下基于重构 OCV 曲线的 SOC 估计 RMSE 在 0 ℃、25 ℃和 45 ℃分别降低了 40.3%、85.2%和 43.9%。其中，在 25 ℃时 RMSE 降低最多，这是由于 25 ℃的重构 OCV 曲线基于更多的 OCV 实际测试值(见表 5)。可以看出，所提出的方法能够获取不同温度下的高精度重构 OCV 曲线，显著降低 SOC 估计误差。同时，室温下的 OCV 变化趋势能够基于更少的 OCV 测试点，获取其他不同温度下的重构 OCV 曲线，以缩短所需的 OCV 测试时间。



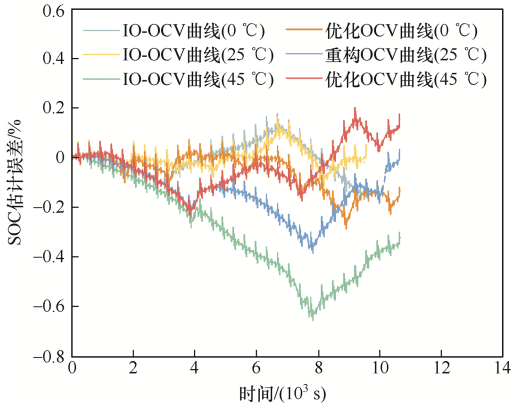
(a) FUDS工况下的SOC估计



(b) FUDS工况下的SOC估计误差



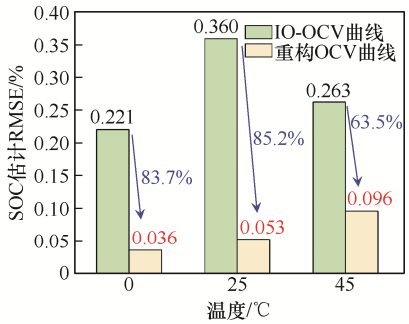
(c) DST工况下的SOC估计



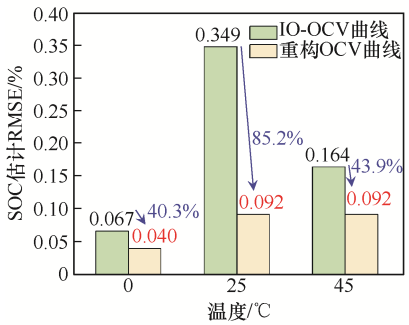
(d) DST工况下的SOC估计误差

图 13　不同温度 FUDS 和 DST 工况下的 SOC 估计

Fig. 13 SOC estimation under FUDS and DST conditions at different temperatures



(a) FUDS工况下的SOC估计RMSE



(b) DST工况下的SOC估计RMSE

图 14　不同温度下基于 2 种 SOC-OCV 曲线的 SOC 估计 RMSE

Fig. 14 RMSE of SOC estimation based on two SOC-OCV curves at different temperatures

4　结论

针对不同温度下提升 SOC-OCV 曲线精度并同时缩短所需测试时间的问题，本文提出 1 种重构不同温度下 SOC-OCV 曲线的方法，能够获取高精度重构 OCV 曲线，并缩短所需的实验时间。本文建立 Thevenin 模型，在不同温度 FUDS 和 DST 动态工况下，基于 IO-OCV 曲线和重构 OCV 曲线，进行端电压估计，并采用 AEKF 算法进行 SOC 估计。通过对比分析得出如下结论。

(1)端电压和 SOC 估计结果表明，基于所提方法得到的重构 OCV 曲线与传统 IO-OCV 曲线相比具有更高精度，在不同温度下的整个测试 SOC 区域内，重构 OCV 曲线具有十分显著的精度优势，SOC 估计 RMSE 降低了 40%以上。

(2)根据室温(25℃)下的 OCV 变化趋势，能够基于更少的(5 个)OCV 测试值获取其他不同温度下高精度的重构 OCV 曲线，相比传统的 IO-OCV 曲线(9 个 OCV 测试值)能够缩短 40%以上的实验时间。

参考文献：

[1] 王义军, 左雪. 锂离子电池荷电状态估算方法及其应用场景综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(14): 193- 207.
Wang Yijun, Zuo Xue. Review on estimation methods for state of charge of lithium-ion battery and their application scenarios [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(14): 193-207. (in Chinese)

[2] 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.

[3] 姚芳, 张楠, 黄凯. 锂离子电池状态估算与寿命预测综述[J]. 电源学报, 2020, 18(3): 175-183.
Yao Fang, Zhang Nan, Huang Kai. Review of state estimation and life prediction for lithiumion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(3): 175-183. (in Chinese)

[4] Liu Chang, Wang Yujie, Chen Zonghai. Degradation model and cycle life prediction for lithium-ion battery used in hybrid energy storage system [J]. Energy, 2019, 166: 796-806.

[5] Niu Xiaodong, Garg A, Goyal A, et al. A coupled electrochemical-mechanical performance evaluation for safety design of lithium-ion batteries in electric vehicles: An integrated cell and system level approach [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 222: 633-645.

[6] 谢奕展, 程夕明. 锂离子电池状态估计机器学习方法综述[J]. 汽车工程, 2021, 43(11): 1720-1729.
Xie Yizhan, Cheng Ximing. Review of state estimation of

lithium-ion battery with machine learning [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(11): 1720-1729. (in Chinese)

[7] Xiao Renxin, Hu Yanwen, Zhang Wei, et al. A novel approach to estimate the state of charge for lithium-ion battery under different temperatures incorporating open circuit voltage online identification [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 67: 107509.

[8] 马锐, 贾学翠, 张永康, 等. 基于三次样条插值法的储能锂电池建模与参数辨识[J]. 电源学报, 2023, 21(1): 133-141.
Ma Rui, Jia Xuecui, Zhang Yongkang, et al. Modeling and parameters identification of Li-ion battery for energy storage based on cubic spline interpolation method [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(1): 133-141. (in Chinese)

[9] Chen Cheng, Xiong Rui, Yang Ruixin, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery using an improved neural network model and extended Kalman filter [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 234: 1153- 1164.

[10] Huang Chao, Wang Zhenhua, Zhao Zihan, et al. Robustness evaluation of extended and unscented Kalman filter for battery state of charge estimation [J]. IEEE Access, 2018, 6: 27617-27628.

[11] Xiao Renxin, Yang Yi, Jia Xianguang, et al. Collaborative estimations of state of energy and maximum available energy of lithium-ion batteries with optimized time windows considering instantaneous energy efficiencies [J]. Energy, 2023, 274: 127305.

[12] Peng Nian, Zhang Shuzhi, Zhang Xiongwen. Co-estimation for capacity and state of charge for lithium-ion batteries using improved adaptive extended Kalman filter [J]. Journal of Energy Storage, 2021, 40: 102559.

[13] Wu Weixiong, Wu Wei, Qiu Xianghui, et al. Low-temperature reversible capacity loss and aging mechanism in lithium-ion batteries for different discharge profiles [J]. International Journal of Energy Research, 2019, 43(1): 243-253.

[14] Ouyang Dongxu, Weng Jingwen, Chen Mingyi, et al. Impact of high-temperature environment on the optimal cycle rate of lithium-ion battery [J]. Journal of Energy Storage, 2020, 28: 101242.

[15] Zhang Ruifeng, Xia Bizhong, Li Baohua, et al. A study on the open circuit voltage and state of charge characterization of high capacity lithium-ion battery under different temperature [J]. Energies, 2018, 11(9): 2408.

[16] 来鑫, 李云飞, 郑岳久, 等. 基于 SOC-OCV 优化曲线与 EKF 的锂离子电池荷电状态全局估计[J]. 汽车工程, 2021, 43(1): 19-26.
Lai Xin, Li Yunfei, Zheng Yuejiu, et al. An overall estimation of state-of-charge based on SOC-OCV optimization curve and EKF for lithium-ion battery [J]. Automotive Engineering, 2021, 43(1): 19-26. (in Chinese)

[17] Xiao Renxin, Hu Yanwen, Jia Xianguang, et al. A novel estimation of state of charge for the lithium-ion battery in electric vehicle without open circuit voltage experiment [J]. Energy, 2022, 243: 123072.

[18] Zhu Qiao, Xu Mengen, Liu Weiqun, et al. A state of charge estimation method for lithium-ion batteries based on fractional order adaptive extended Kalman filter [J]. Energy, 2019, 187: 115880.

[19] Zheng Fangdan, Xing Yinjiao, Jiang Jiuchun, et al. Influence of different open circuit voltage tests on state of charge online estimation for lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2016, 183: 513-525.

[20] Zheng Xuan, Zhang Zhuqian. State of charge estimation at different temperatures based on dynamic thermal model for lithium-ion batteries [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 48: 104011.



陈贵升

作者简介：

陈贵升(1979—)，男，博士，教授。研究方向：车辆/航空动力系统高效利用技术开发。E-mail：cgs_yly@163.com。

许杨松(1992—)，男，硕士。研究方向：锂离子电池建模及其荷电状态估计。E-mail：a15087311194@126.com。

李俊达(1988—)，男，硕士，工程师。研究方向：新能源汽车储能，车桩网电互动优化及虚拟电厂运行优化。E-mail：173905000@qq.com。

沈颖刚(1965—)，男，博士，教授。研究方向：车辆动力系统高效利用技术开发。E-mail：shenyinggang@163.com。

肖仁鑫(1978—)，男，通信作者，博士，副教授。研究方向：电动汽车动力系统建模、控制与优化。E-mail：1349806835 @qq.com。

杨杰(1991—)，女，硕士，讲师。研究方向：新能源动力系统建模。E-mail：328516727 @qq.com。

(责任编辑：孙美菊)