

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905292

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*

刘征宇^{1,2}, 朱诚诚¹, 尤 勇¹, 姚利阳¹

(1. 合肥工业大学机械工程学院 合肥 230009; 2. 工业安全与应急技术安徽省重点实验室 合肥 230009)

摘 要: 锂离子电池荷电状态 (SOC) 估计的准确性依赖于精确的电池模型, 为此提出一种基于改进的 Shepherd 模型并耦合温度和循环次数因素的锂离子电池组合模型 (SCM)。将 Shepherd 模型受温度和循环次数影响的满电开路电压、极化常数、可用容量、内阻等参数进行热建模和循环损失建模, 同时将模型参数辨识方法简化为仅需两组不同环境温度下放电实验数据的非线性最小二乘法。通过对不同循环次数的锂离子电池在不同温度环境下模拟电动汽车实际工况, 进行放电实验, 并结合扩展卡尔曼滤波算法实现对 SCM 模型和 ECM 模型的 SOC 动态估计。仿真和实验结果表明所提模型相对误差小于 1.5%, SOC 估计误差小于 3%, 从而验证了所提出模型的优越性。

关键词: 锂离子电池; 组合模型; 循环次数; 电池荷电状态; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TH39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A Lithium-ion battery combined model considering temperature and cycle times for SOC estimation

Liu Zhengyu^{1,2}, Zhu Chengcheng¹, You Yong¹, Yao Liyang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Anhui Province Key Laboratory of Industry Safety and Emergency Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The state of charge (SOC) estimation accuracy for the lithium-ion battery depends heavily on the battery model. Therefore, a combined model (Shepherd-based combined model, SCM) based on the improved Shepherd model coupled with temperature and cycle numbers is proposed. The thermal modeling and cyclic loss modeling of parameters, such as open circuit voltage, polarization constant, available capacity, and internal resistance in the Shepherd model, are considered in this paper. The identification method for model parameters is simplified to a nonlinear least squares method that only requires two sets of discharge experimental data at different temperatures. The discharge experiment is implemented by using lithium-ion batteries of different cycle numbers and the actual working conditions of the electric vehicle are simulated by setting the lithium-ion battery at different temperatures. The SOC dynamic estimations of SCM model and ECM model are implemented by using the extended Kalman filter algorithm. Simulation and experimental results show that the relative error of the proposed model is less than 1.5% and the SOC estimation error is less than 3%. The superiority of the proposed model is verified.

Keywords: lithium-ion battery; combined model; cycle numbers; state-of-charge; extended Kalman filter algorithm

0 引 言

锂离子电池由于其较高的能量和功率密度、效率以及较低的自放电率^[1], 是电动汽车理想的动力源。为获取作为电动汽车关键参数之一的电池荷电状态 (state-of-

charge, SOC), 采用直接测量法 (如安时积分法), 其为开环方法, 易于实现但受电流和电压测量累积误差影响。目前主流 SOC 估计方法是基于模型的闭环方法, 对测量误差 insensitive 但依赖于精确的电池模型^[2-4]。

对于锂离子电池, 其工作温度以及循环充放电次数会影响开路电压、内阻和可用容量等方面^[5-6], Zhang

收稿日期: 2019-06-21 Received Date: 2019-06-21

* 基金项目: 工业和信息化部民用飞机专项 (MJ-2017-D-26)、安徽省自然科学基金面上项目 (1808085MF200) 资助

等^[7]从电化学的角度用实验的方法验证了温度对锂电池内阻和容量的影响,因此,锂离子电池建模不能忽略温度和循环次数。

目前对锂离子电池的热模型的研究主要集中在两个方向,即电化学模型和电气模型。基于电化学的组合模型涉及复杂或多维微分方程,已证明能以更高的精度表示电池特性及其热效应^[8-9],但它们需要大量难以获取的参数(如电极孔隙率、电解质厚度等),使得电化学模型在实际应用时成本高且需要大量计算资源。Zhang 等^[10]基于简化电池热模型,考虑了电池的产热和散热机制,但其热模型的建立需要的电池内部温度对于圆柱电池来说难以获取。此外,还有一些更复杂的电气模型能够提升热建模的准确性,但与电化学模型类似,占用过多的计算资源意味着它们不适合诸如电池管理系统(battery management system, BMS)建模的面向控制的应用。

锂电池在使用过程中因循环次数的增加导致容量衰减的研究有很多,这些部分反映在对电池健康状态(state-of-health, SOH)估计的文献中。估计 SOH 常用的指标包括电池容量、直流电阻和交流阻抗,这也意味对 SOH 的估计可以用于修正电池模型的参数。Zou 等^[11]和 Hu 等^[12]分别基于整数阶和分数阶的等效电路模型实现对 SOC 和 SOH 的估计并相互修正电池模型参数,但分别利用相关算法估计 SOC 和 SOH 无疑增加了复杂度和计算量。类似的研究还有很多^[13-14],它们精确地预测了电池容量的衰减或电池内阻的变化,但缺乏对温度因素的考虑。

综上,用于 SOC 估计的锂离子电池模型很少有综合考虑温度和循环次数对电池特性的影响,同时存在参数获取过程复杂或占用计算资源多的问题。为此,本文在改进 Shepherd 模型的基础上,分别考虑温度和循环次数对电池的影响并建立热模型和循环损失模型,并将其耦合成一种电-热-循环次数锂电池组合模型。模型致力于简化参数辨识过程,仅需两组不同环境温度下放电实验数据,理论上在电池全寿命周期内模型参数辨识仅需进行一次。为验证本文模型的精度,对比在新欧洲行驶工况(new European driving cycle, NEDC)下模型模拟电池端电压与实验值,在提出的模型的基础上的利用扩展卡尔曼滤波算法(extended Kalman filter, EKF)来估计 SOC。

1 锂电池模型

对于车用动力锂电池而言,SOC 估算的精度、速度以及占用的系统资源等都是至关重要的。因此,电池模型应该平衡复杂度和准确性。

本文提出的锂电池模型基于改进的 Shepherd 模型,根据模型中受温度和循环次数影响的满电开路电压、极

化常数、可用容量、内阻等参数进行热建模和循环损失建模,并将此组合模型命名为 SCM (Shepherd-based combined model),等效图如图 1 所示。

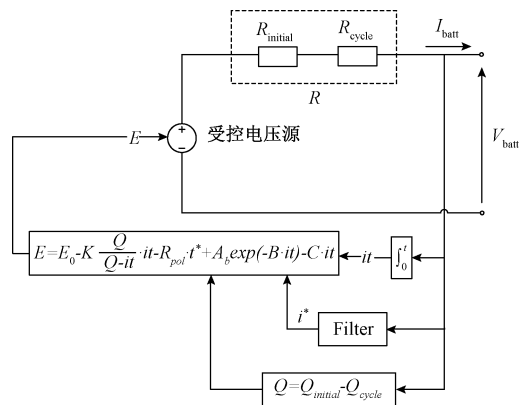


图 1 SCM 等效图

Fig.1 Diagram of equivalent SCM

1.1 电池模型

电池模型采用基于改进的 Shepherd 模型^[15],由一个受控电压源代表的开路电压 E 和一个串联电阻 R 组成,开路电压 E 及电池端电压 V_{batt} 由式(1)和(2)给出。

$$E = E_0 - K \frac{C}{C - it} \cdot R_{\text{pol}} \cdot i^* + A_b \exp(-B \cdot it) - D \cdot it \quad (1)$$

$$V_{\text{batt}} = E_0 - R \cdot i \quad (2)$$

式中: E_0 为电池 SOC=100% 时的开路电压(单位为 V); K 为极化常数(单位为 V/(Ah)); C 为电池可用容量(单位为 Ah); $it = \int_0^t idt$ 为电池实际放出/充入的电量(单位为 Ah); i^* 为滤波后的电池电流(单位为 A); A_b 为指数区振幅(单位为 V); B 为指数区时间常数逆(单位为 (Ah)⁻¹); D 为极化电压斜率(单位为 V/(Ah)); R 为电池欧姆内阻(单位为 Ω); i 为电池电流(单位为 A)。

式(1)中, R_{pol} 表示充放电过程极化内阻,放电时,有:

$$R_{\text{pol}} = K \frac{C}{C - it} \quad (3)$$

充电时,有:

$$R_{\text{pol}} = K \frac{C}{it - 0.1C} \quad (4)$$

为了更准确地描述锂电池的动态特性,引入滤波电流 i^* ,如式(5)所示。

$$i^*(t) = L^{-1} \left(\frac{1}{1 + s \cdot t_d} \cdot I(s) \right) \quad (5)$$

式中: $I(s)$ 为电池电流的拉普拉斯变换; t_d 为电池响应时间(单位为 s)。

模型适用于 $\text{SOC} \in [0\%, 100\%]$, 当 $\text{SOC} = 0\%$ 时, $V_{\text{batt}} = V_{\text{cut-off}}$; 当 $\text{SOC} = 100\%$ 时, $V_{\text{batt}} = V_{\text{full}}$ 。 $V_{\text{cut-off}}$ 和 V_{full} 分别为放电截止电压和充电截止电压。

1.2 热建模

温度对电池的影响在于开路电压、可用容量和内阻, 为耦合温度影响, 对改进的 Shepherd 模型中的相关参数 E_0 、 R 、 K 和 Q 进行热建模。对于满电状态下的开路电压 E_0 , 受温度的影响近似于线性关系, 但何耀等^[16] 对 E_0 与温度 T 的关系采用数学拟合的方式, 缺少物理意义。根据前人的研究, 开路电压随温度的变化是由于电池两个电极中的熵变, 而电压随温度的变化率表征熵变^[17], 故将 E_0 热建模改进为式(6)。

$$E_0(T) = E_0|_{T_{\text{ref}}} + \partial E / \partial T (T - T_{\text{ref}}) \quad (6)$$

式中: T 为电池/电池组最高单体的表面温度(单位为 $^{\circ}\text{C}$); T_{ref} 为电池参考温度(单位为 $^{\circ}\text{C}$); $\partial E / \partial T$ 作为电压随温度的变化率并定义为开路电压温变系数(单位为 V/K); $E_0|_{T_{\text{ref}}}$ 表示在参考温度下的 E_0 值; 下文的类似符号标识同义。

电池内阻分为欧姆内阻和极化内阻, 在电池模型中表征这两个量的分别为 R 和 K 。为建立 R 和 K 与温度的关系, 对单体电池进行混合动力脉冲能力特性 (hybrid pulse power characteristic, HPPC) 实验以获取欧姆内阻和极化内阻随温度的变化趋势。

图 2 所示为在 $0 \sim 40^{\circ}\text{C}$ 温度范围内, SOC 为 50% 时电池的欧姆内阻和极化内阻曲线, 从图 2 中可以看出, 欧姆内阻和极化内阻随着温度的升高呈指数趋势下降, 这种变化趋势符合 Arrhenius 定律, 故建立 R 和 K 的热模型如式(7)、(8)所示。

$$K(T) = K|_{T_{\text{ref}}} \exp\left(\alpha\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_{\text{ref}}}\right)\right) \quad (7)$$

$$R(T) = R|_{T_{\text{ref}}} \exp\left(\beta\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_{\text{ref}}}\right)\right) \quad (8)$$

式中: α 和 β 定义为 Arrhenius 常数。

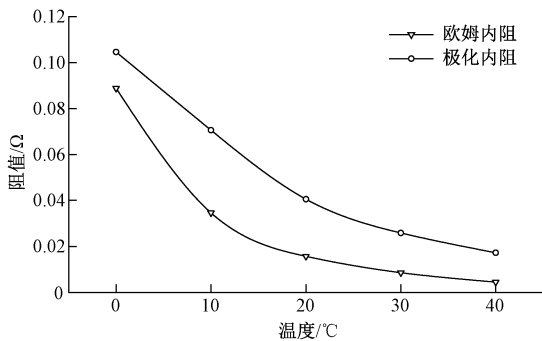


图 2 电池内阻随电池温度变化曲线

Fig.2 Battery internal resistance curve change with battery temperature

对于可用容量 Q , 使用电池容量分析仪对单体电池在不同环境温度下的可用容量分别测量, 测量结果为相对于标称容量的相对容量, 如图 3 所示。从图 3 中可以看出, 可用容量在不同环境温度的增长近似线性, 故参考 E_0 的建模思路, 将可用容量的热模型建立如式(9)所示。

$$C(T_a) = C|_{T_{\text{ref}}} + \Delta C / \Delta T (T_a - T_{\text{ref}}) \quad (9)$$

式中: T_a 是环境温度; $\Delta C / \Delta T$ 是电池容量温变系数(单位为 Ah/K)。

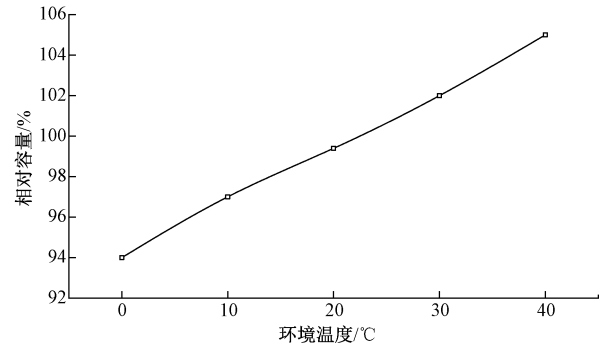


图 3 电池相对容量随环境温度变化曲线

Fig.3 Battery relative capacity curve change with ambient temperature

1.3 循环损失建模

在电池的工作历程中, 其相关参数(如内阻、可用容量)随循环次数(老化)的增加而发生不可逆性变化^[18-20]。本文考虑内阻和可用容量随循环次数的变化, 建立电池循环损失模型以进一步提高模型精度。循环损失模型分为循环内阻损失和循环容量损失。

内阻在老化过程中的变化用一个串联可变内阻 R_{cycle} 来表示^[18], 是循环次数的拟合函数, 循环内阻模型如下:

$$R(N) = R_{\text{initial}} + R_{\text{cycle}}(N) \quad (10)$$

$$R_{\text{cycle}}(N) = k_{\text{cycle}}(N)^{1/2} \quad (11)$$

式中: N 为循环次数 (cycle); R_{initial} 、 R_{cycle} 分别为零循环电池内阻、电池循环内阻(单位为 Ω); k_{cycle} 是循环内阻损失系数(单位为 $\Omega/\text{cycle}^{1/2}$)。

每经历一个循环, 可用容量损失定义为 L_{cycle} (单位为%)^[18,20], 故电池在使用过程中的循环容量损失模型如下:

$$C(N) = C_{\text{initial}} - C_{\text{cycle}}(N) \quad (12)$$

$$C_{\text{cycle}}(N) = C_{\text{initial}} \cdot L_{\text{cycle}}(N) \quad (13)$$

$$L_{\text{cycle}}(N) = A \exp\left(-\frac{E_a}{R_g T}\right) N^2 \quad (14)$$

式中: C_{initial} 、 C_{cycle} 分别为 0 循环电池容量(在标称条件下等于标称容量)、电池循环衰减容量(单位为 Ah); A 为常数; E_a 为电池活化能(单位为 J/mol); R_g 为气体常数(单

位为 J/K/mol); T 为电池温度(单位为 K); z 为幂因子。

2 模型参数及辨识

综合上一节的内容, SCM 可表示为:

$$V_{\text{batt}}(T, N) = E_0(T) - K(T) \frac{C(T_a, N)}{C(T_a, N) - it} \cdot it -$$

$$R(T, N) \cdot i - R_{\text{pol}} \cdot i^* + A_b \exp(-B \cdot it) - D \cdot it \quad (15)$$

模型部分参数 A_b 、 B 、 A 、 E_a/R_g 、 z 和 k_{cycle} 在文献[18-19]中查得。电池响应时间 t_d 可通过性能测试得出,下文将给出测试过程。

对于不同的电池/电池组,模型需要辨识的参数有 $E_0|_{T_{\text{ref}}}$ 、 $\partial E/\partial T$ 、 $K|_{T_{\text{ref}}}$ 、 α 、 $R|_{T_{\text{ref}}}$ 、 β 、 $C|_{T_{\text{ref}}}$ 、 $\Delta C/\Delta T$ 和 D 。辨识上述 9 个参数需要两条不同环境温度下恒流放电曲线上的至少 8 个实验数据。图 4 所示为两条基于不同环境温度 ($T_a = T_1$ 和 $T_a = T_2$) 的模拟恒流放电曲线,其中 V_i^j 、 T_i^j 表示第 i 条曲线上的第 j 个数据点的端电压、温度, $Q_i^j = i_i \cdot t_i^j$ 表示截止该点时的放电量,在两条曲线上各取 4 个点即可完成参数的辨识。如果将某一条放电曲线的环境温度设为标称温度 ($T_a = T_1 = T_{\text{nom}}$),则该曲线可直接根据电池产商提供的规格书获得。

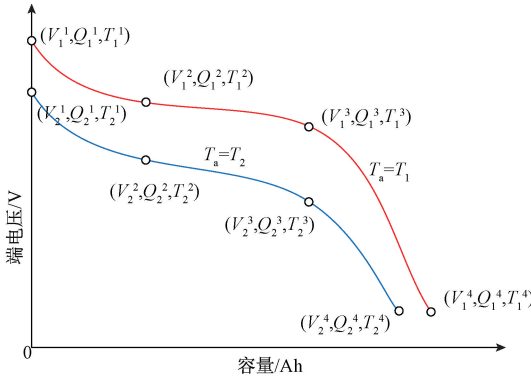


图 4 不同环境温度下模拟恒流放电曲线

Fig.4 Simulated constant current discharge curves at different ambient temperatures

极化电压斜率 D 通过式(16)计算:

$$D = \frac{V_1^1 - V_1^2}{Q_1^1 - Q_1^2} \quad (16)$$

参数 $C|_{T_{\text{ref}}}$ 、 $\Delta C/\Delta T$, 可根据式(9)以及 Q_1^4 、 Q_2^4 解得, 注意曲线至放电截止电压所放出的电量 Q_1^4 、 Q_2^4 即是该环境下的电池容量。

余下的 6 个参数需要用非线性最小二乘算法辨识。根据实验值可得到模型误差为:

$$e(\mathbf{x}) = \mathbf{V} - \hat{\mathbf{V}} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{V} = [V_1^1 \ V_1^2 \ V_1^3 \ V_2^1 \ V_2^2 \ V_2^3]^T$; $\hat{\mathbf{V}} = [V_{\text{batt}}^1 \ V_{\text{batt}}^2 \ V_{\text{batt}}^3$

$$V_{\text{batt}}^1 \ V_{\text{batt}}^2 \ V_{\text{batt}}^3]^T; \mathbf{x} = [E_0|_{T_{\text{ref}}} \ \partial E/\partial T \ K|_{T_{\text{ref}}} \ \alpha \ R|_{T_{\text{ref}}} \ \beta]^T$$

$\hat{\mathbf{V}}$ 中元素 V_{batt}^j 是与 V_i^j 相同条件下的模型输出电压, 由第 2 节可知都是 $\mathbf{x}$ 的函数。为得到 $\mathbf{x}$ 的最优解, 令:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{e}^T(\mathbf{x})\mathbf{e}(\mathbf{x}) \quad (18)$$

此时 $f(\mathbf{x})$ 可作为非线性最小二乘算法的目标函数, 用 Levenberg-Marquardt (L-M) 法求解^[21]。

3 SOC 估计方法

3.1 基于 EKF 的 SOC 估计方法

由于系统是非线性模型, 为适用卡尔曼滤波算法, SOC 估计时将非线性系统围绕工作点线性化, 即 EKF 算法^[22-23]。本文采用 EKF 算法进行 SOC 估计, 通过对比 SOC 估计精度以验证模型精度。

常用基于模型的 SOC 估计方法的基础是安时积分法, 并将其作为 EKF 状态方程, 其表达式为:

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t \eta i dt}{C_N} \quad (19)$$

式中: $SOC(t_0)$ 、 $SOC(t)$ 分别表示 t_0 、 t 时刻 SOC 值; η 为库伦系数; C_N 为电池标称容量。在实际应用中库伦系数 η 本身很难准确地预测并且受温度、循环次数等因素影响, 故本文将状态方程改进为式(21)。

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t i dt}{C(T_a, N)} \quad (20)$$

式中: $C(T_a, N)$ 表示在环境温度 T_a 下的可用容量, 这与前面的建模思路一致。观测方程如式(15)所示。

以 SOC 为状态变量, V_{batt} 为观测变量, 得到用于 EKF 算法的离散化状态方程和观测方程如下:

$$SOC_{k+1} = f(SOC_k, i_k) + w_k \quad (21)$$

$$y_{k+1} = g(SOC_k, i_k) + v_k \quad (22)$$

式中: SOC_{k+1} 、 y_{k+1} 和分别表示 $k+1$ 时刻的 SOC 和模型电压; i_k 表示 k 时刻电流; w_k 、 v_k 为相互独立的高斯白噪声。

$$f(SOC_k, i_k) = SOC_k - \frac{t_s}{C(T_a, N)} i_k \quad (23)$$

$$g(SOC_k, i_k) = E_0 - \frac{K}{SOC_k} \cdot i_k \cdot t_k - R \cdot i_k - D \cdot i_k \cdot t_s +$$

$$A_b \exp(-B \cdot i_k \cdot t_s) - R_{\text{pol}} \cdot i_k^* \quad (24)$$

式(24)中, 放电情况下有:

$$R_{\text{pol}} = \frac{K}{SOC_k}$$

充电情况下, 有:

$$R_{\text{pol}} = \frac{K}{0.9 - SOC_k}$$

需要注意的是,与式(15)相同,式(24)中的参数 E_0 、 K 是温度 T 的函数, R 和 C 是温度 T 和循环次数 N 的函数。有了状态方程和观测方程,即可调用EKF算法估计

SOC^[23]。

3.2 模型辨识及 SOC 估计方法

图5所示为本文提出的方法从数据获取的预处理阶段,到参数辨识过程得到模型所有核心参数以及基于模型运用EKF算法估计SOC的完整方法过程。

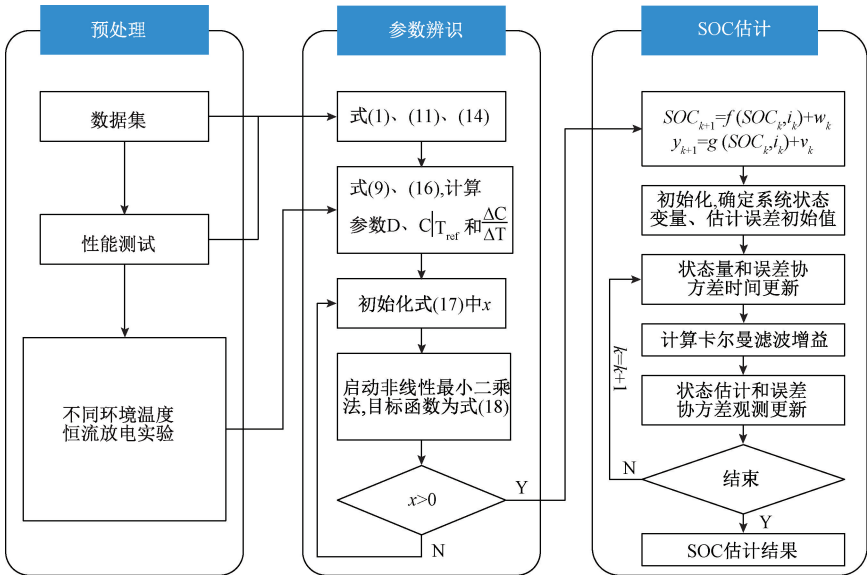


图5 模型参数辨识及 SOC 估计方法

Fig.5 Flowchart of the model's parameters identification and SOC estimation algorithm

4 实验与仿真

为验证考虑温度和循环次数影响后的模型和 SOC 估计精度,选择4组各24个(6串4并)磷酸铁锂电池组成规格为19.2 V、42 Ah 的电池组,单节电池的额定容量和额定电压分别为1 500 mAh,3.2 V。实验参考电池温度设为23℃,所用设备如图6所示。本文实验的电池温度由贴在电池/电池组内,温度最高的电池表面上的热电偶实时提供。

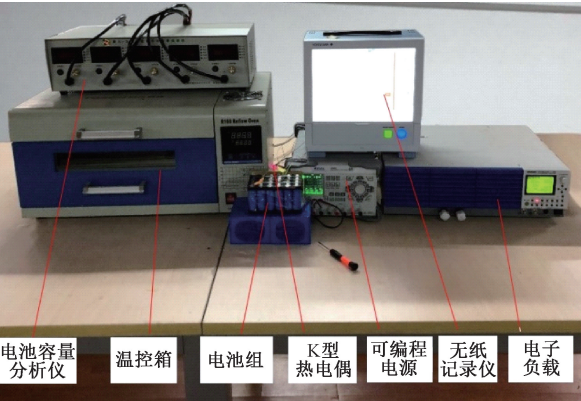


图6 实验设备

Fig.6 Experimental equipment

4.1 模型参数辨识

在温控箱内设置环境温度为0℃和23℃,将新的电池充满电后静置30 min后,对电池做1C恒流放电实验,得出的放电曲线。将数据经过相关转化后,利用MATLAB的lsqnonlin库函数对目标函数 $f(x)$ 进行非线性最小二乘辨识。需要强调的是,根据实际的物理意义,这些待辨识的模型参数都应大于0。

电池性能测试时将电池充满电后静置30 min,以1C倍率放电10 min后中断电流,记录从该时刻起到电池端电压达到稳定状态的这段时间,即为电池响应时间 t_d 。模型所有参数辨识结果及其他参数如表1所示。

表1 模型参数表

Table 1 Model's parameters

参数	值	参数	值
$E_0 _{T_{\text{ref}}}$	21.4	D	0.008
$\partial E/\partial T$	3.965×10^{-5}	A_b	0.468
$K _{T_{\text{ref}}}$	2 800	B	3.589 4
α	1 058	t_d	90
$R _{T_{\text{ref}}}$	0.062 6	k_{cycle}	3.45×10^{-4}
β	1 973	A	0.183
$C _{T_{\text{ref}}}$	42.21	E_a/R_g	1 325
$\Delta C/\Delta T$	0.106 6	z	0.587 8

4.2 仿真实验结果分析

参数确定后,为验证所建立模型及其用于 SOC 估计精度,设计了 1 C 恒流放电及基于 NEDC 工况的放电实验,并基于 MATLAB/SIMULINK 建模仿真,将放电实际测量的真实值与仿真得到的估计值进行对比,计算出对应的误差值。

为验证模型的静态性能,本文设计了 1 C 恒流放电实验。由模型可知,实验有两个变量:温度和循环次数。实验在温控箱内进行,设置不同变量下的结果如图 7 所示。

由图 7 可以看出,电池在不同循环次数和不同环境温度下的放电电压和放电时间有明显的差异,但模型很好地模拟了从开始放电到放电平台期结束的电压变化,平台期后的一段时间误差相较于前面有明显增加的趋势,这主要是因为即使相同电池在该段时期的出现时间点具有不稳定性,造成参数辨识存在一定的误差。但总

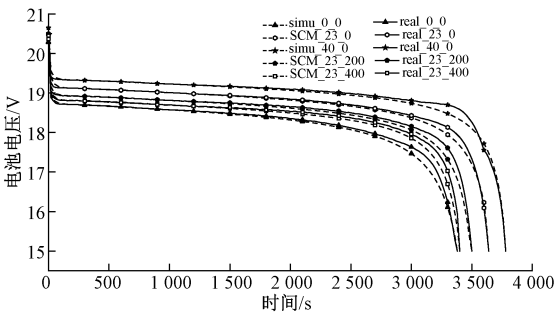


图 7 1 C 恒流下模拟电压和实验值在对比曲线
Fig.7 Simulation and experimental voltage at 1 C constant current

体上模拟曲线和实验曲线较好地贴合,其平均绝对百分比误差(mean absolute percent error, MAPE)及均方根误差(root mean square error, RMSE)如图 8 所示。

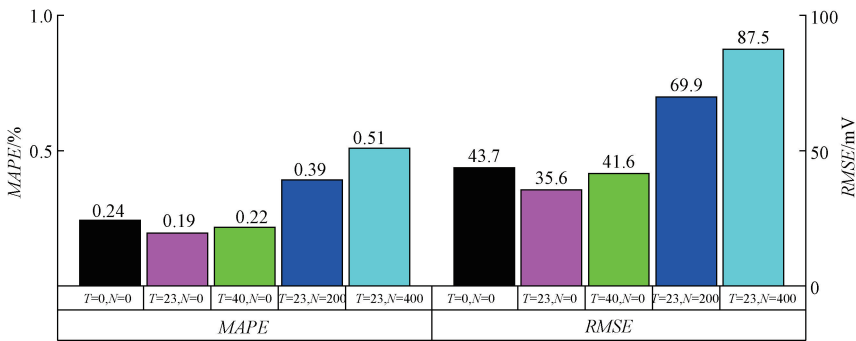


图 8 1 C 恒流下模型电压误差
Fig.8 Model voltage errors at 1C constant current

为验证模型动态性能,选用 NEDC 动态工况作为实验工况,NEDC 工况电流如图 9 所示。首先测试在 NEDC 循环下模型的输出电压与实际实验的输出电压,实验在恒温箱内进行,设置不同变量下的结果及对应的相对误差的绝对值如图 10 所示,图 11 所示为此时的 MAPE 及 RMSE。

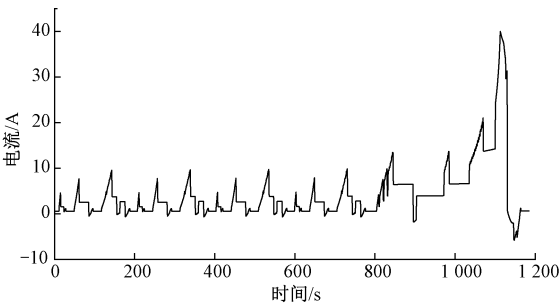


图 9 NEDC 工况电流
Fig.9 The working current in NEDC condition

由图 10 和 11 可以看出,在两个 NEDC 循环下不管是 0 次循环电池还是 200 次循环的电池在 23℃ 的环境温度下对动态负载响应的误差极值分别不超过 1% 和 1.5%,同作为 0 次循环电池,在 40℃ 下最大误差为 1.3%。结合 MAPE 及 RMSE 值,说明整体而言,模型能很好地在动态负载下模拟真实的电池端电压。

为验证模型用于 SOC 估计的精确性,在 NEDC 工况下用 EKF 算法估计 SOC 值。同时为了体现本文所提出模型用于 SOC 估计的优越性,将本实验用的锂离子电池以常用的一阶 RC 等效电路模型(equivalent-circuit model, ECM)的方式建模^[24-25],其初始参数如表 2 所示,参数辨识同样采用非线性最小二乘法,用 EKF 算法对其进行 SOC 估计。基于两种模型的 SOC 估计值与实验值对比结果如图 12 所示,实验在恒温箱内进行,图 13 所示为两种模型估计值的平均绝对误差(mean absolute error, MAE)及 RMSE。

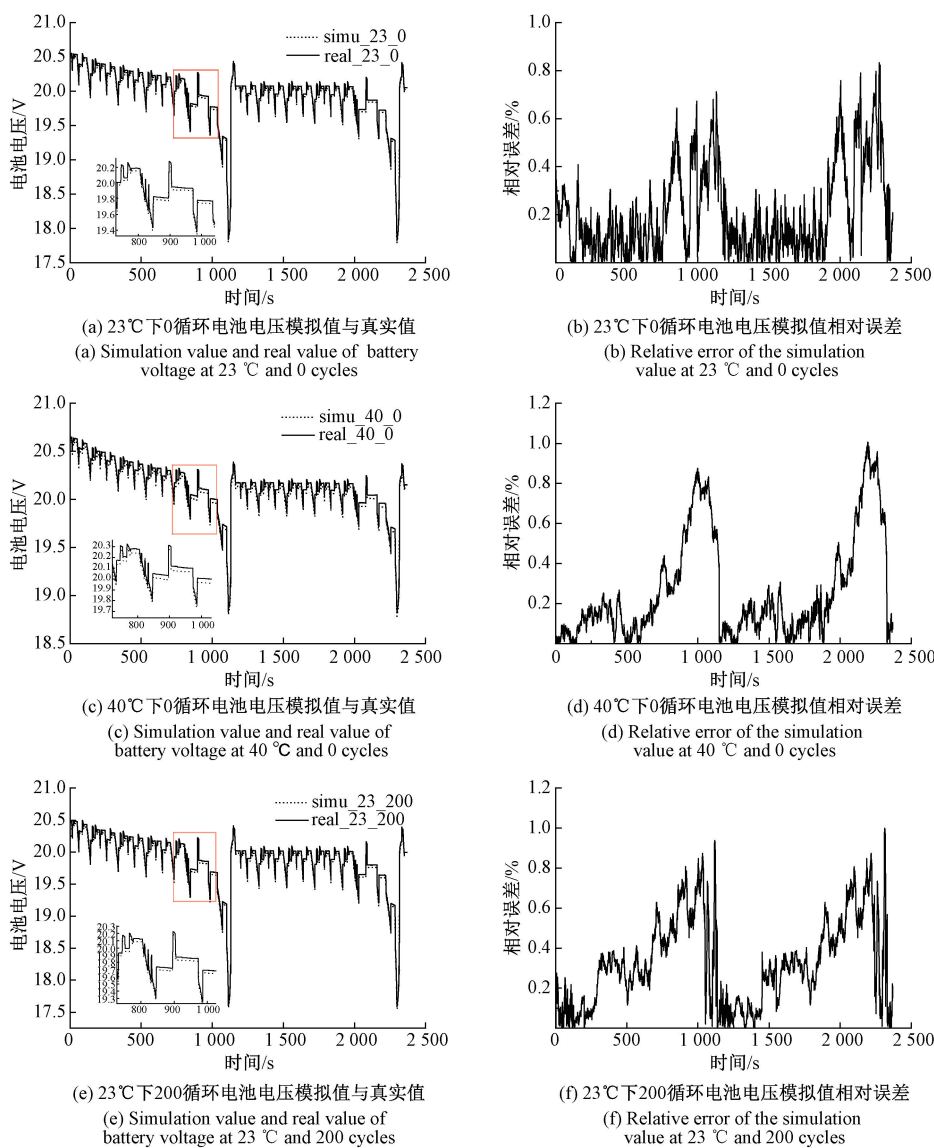


图 10 SCM 模型模拟电压与实验电压曲线及其相对误差

Fig.10 Curves of simulated voltage and experimental voltage and relative errors of the simulated voltage

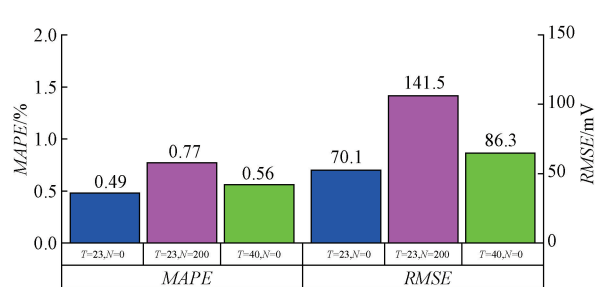


图 11 NEDC 工况下模型电压误差

Fig.11 Model voltage errors at NEDC condition

图 12 中,图(a)、(c)、(e)为不同场景下 SCM 模型、ECM 模型和实验值所得出的 SOC 值,图(b)、(d)、(f)为

表 2 ECM 模型初始参数

Table 2 Initial parameter list of ECM model

参数	$R_0(\Omega)$	$R_1(\Omega)$	$C_1(\text{F})$	$\tau(\text{s})$	SOC_0
初始值	0.03	0.02	300	6	90%

对应的 SCM 模型和 ECM 模型估计的 SOC 值相对于实验值的误差的绝对值,基于本文 SCM 模型的 SOC 估计值与基于 ECM 模型的估计值相比,最大误差都不超过 3%。从图 13 中可以看出,本文提出的 SCM 模型在常温(23℃)下表现最好,环境温度升高或者电池循环次数增加后误差有所增大,但仍处于较低的水平。误差对比图也表明,在环境温度为 23℃ 下 0 循环时,SCM 模型与

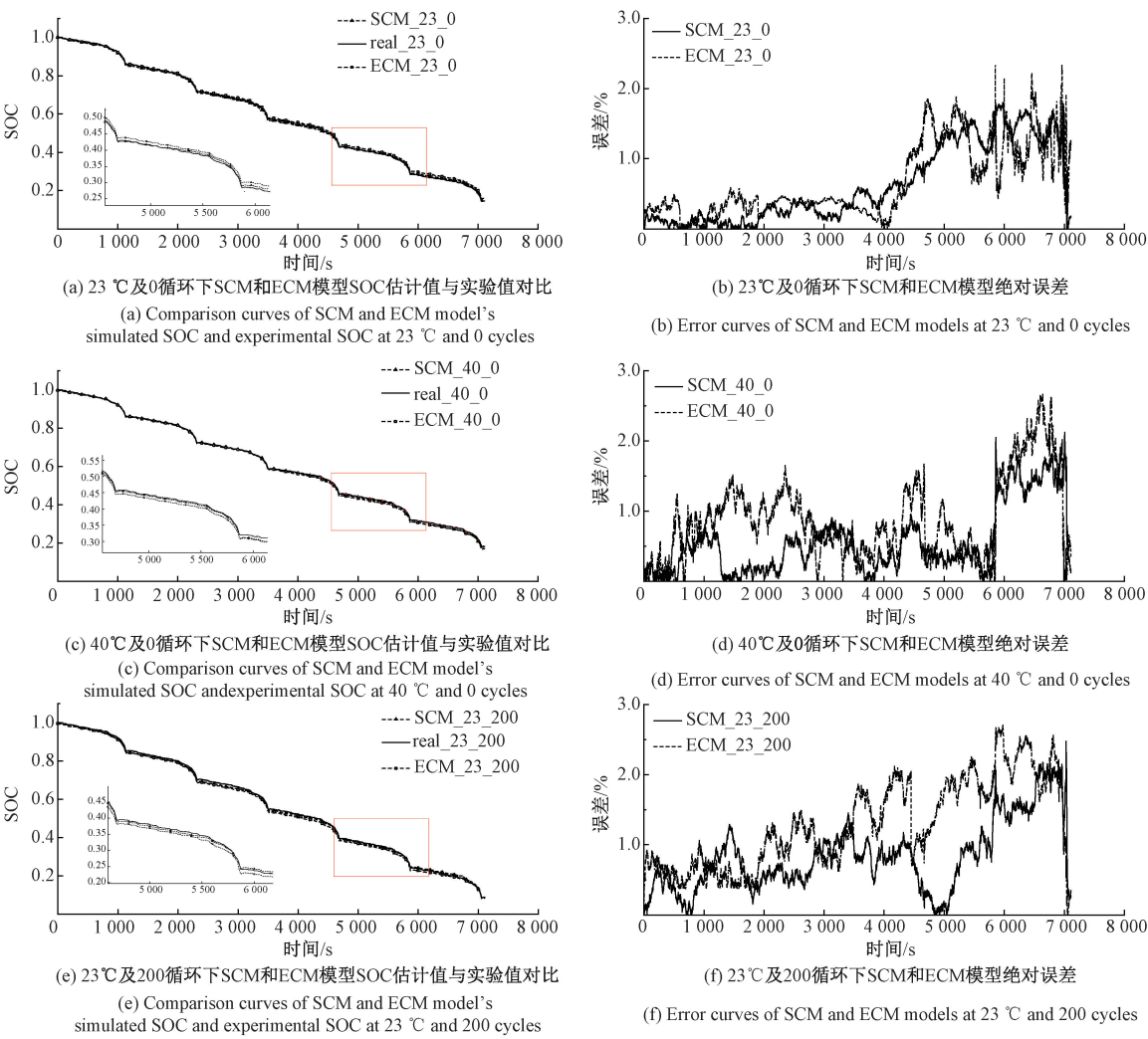


图 12 基于 SCM 模型、ECM 模型估计 SOC 值与 SOC 实验值曲线及绝对误差

Fig.12 Comparison curves of SCM and ECM model's simulated SOC and experimental SOC and error curves

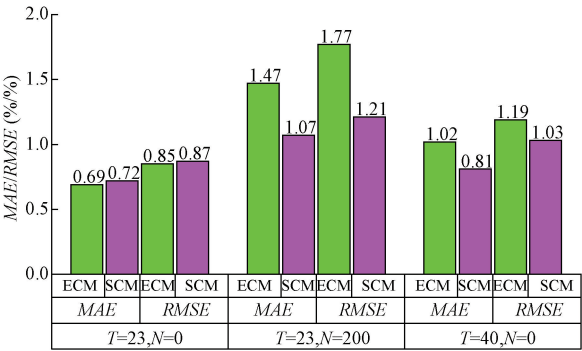


图 13 NEDC 工况下模型 SOC 误差对比

Fig.13 SOC errors at NEDC condition

ECM 模型在估计 SOC 时表现较为接近,但随着温度的变化和循环次数的增加,SCM 模型具有更高的准确性和稳定性,显示了本文模型的优越性。

图 14 所示为不同场景下的基于 SCM 模型直接 SOC 估计结果对比,对比 simu_23_0 和 simu_40_0 两条曲线,具有相同循环次数但所处环境温度不同,由本文前面所分析的结果,温度增加直接的影响是内阻减小且可用容量增加,故实际所放出的总电量是更多的。对比 simu_23_0 和 simu_23_200 两条曲线,具有相同环境温度但循环次数不同,由本文前面所分析的结果,循环次数的增加使得锂电池内阻不断增大且可用容量逐渐减小,故实际能放出的总电量更少。图 14 中曲线趋势符合预期。3 条曲线的放电时间截至点对应的剩余的 SOC 值可以看出,在实际放出电量相同的情况下(放电工况相同),温度越高、循环次数越少的锂电池,剩余 SOC 值越大,该结果与实际情况接近。

为验证本文所提出方法在实际应用时的效果,使用奇瑞艾瑞泽 5e 纯电动车作为测试平台,并执行 NEDC 测试工况,测试用车载环境如图 15 所示,测试并记录 SOC

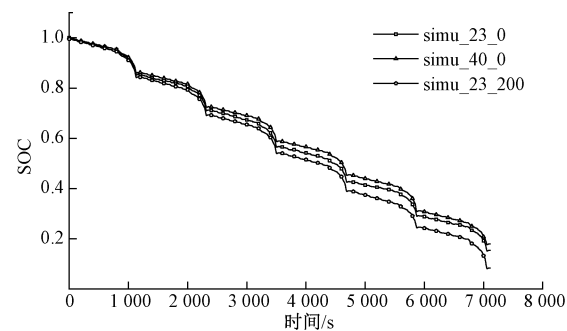


图 14 SCM 模型 SOC 估计值对比曲线

Fig.14 Comparison curves of SCM model's SOC estimation values

的真值和估计值结果及对应的误差如表 3 所示。在实际车载测试时,由于 SOC 真值难以确定,因此采用同等条件下实验室测试方法获得。



图 15 车载测试环境

Fig.15 Vehicle-based test environment

表 3 车载 SOC 测试结果

Table 3 Vehicle SOC test results

序号	循环次数/次	环境温度/℃	采样点	真值	估计值	误差/%
1	0	23	1	0.173	0.180	0.72
2			2	0.537	0.545	0.77
3			3	0.837	0.822	1.53
4	0	40	1	0.144	0.153	0.93
5			2	0.497	0.489	0.82
6			3	0.852	0.834	1.81
7	200	23	1	0.165	0.174	0.90
8			2	0.541	0.554	1.30
9			3	0.860	0.887	2.73

在不同场景下选择同一放电周期 3 个不同的采样

点,用以代表电池包放电周期的前、中、后期。由表 3 可知,估计值在放电的前、中期误差较小,后期误差相对较大,实验结果与前文在实验室环境中对电池包的 SOC 估计结果的整体趋势较为接近,且误差在允许范围内($\leq 3\%$)。因此本文方法可用于实际系统,在应用于电动汽车的 SOC 估计时具有良好的实用价值。

5 结 论

本文提出一种考虑电池温度和循环次数影响的电池模型,并基于此模型运用 EKF 算法估计 SOC 值。通过对满电开路电压、极化常数、可用容量、内阻的热建模,以及受循环次数影响的内阻和可用于容量进行循环损失建模,得到基于改进的 Shepherd 模型的组合模型(SCM)。电池包及车载实验表明,所提出的模型及方法具有两个方面的优势:1)同时考虑了温度和循环次数对锂电池相关参数的影响,提高了模型及其用于 SOC 估计的精度;2)降低了热建模和循环损失建模的复杂度并简化了模型参数辨识过程,增加了模型的实用性。本文利用锂离子电池表面热电偶实时测量温度的做法在实际应用中存在一定的成本高和可靠性不足的问题,未来的工作应当考虑建立时间尺度下的温度变化模型来为电池模型提供实时的温度信息。

参考文献

[1] 印学浩,宋宇晨,刘旺,等. 基于多时间尺度的锂离子电池状态联合估计[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 118-126.

YIN X H, SONG Y CH, LIU W, et al. Multi-scale state joint estimation for lithium-ion battery [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 118-126.

[2] LAI X, ZHENG Y J, SUN T. A comparative study of differ-rent equivalent circuit models for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries [J]. Electrochimica Acta, 2018, 259(1): 566-577.

[3] CHANG W Y. The state of charge estimating methods for battery: A review [J]. ISRN Applied Mathematics, 2013:1-7.

[4] 郭向伟,华显,付子义,等. 模型参数优化的卡尔曼滤波 SOC 估计[J].电子测量与仪器学报,2018,32(8): 186-192.

GUO X W, HUA X, FU Z Y, et al. SOC estimation of Kalman filter based on the model data optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,

- 2018,32(8):186-192.
- [5] LIU Z, LI H X. A spatiotemporal estimation method for temperature distribution in lithium ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10 (4): 2300-2307.
- [6] FOTOUHI A, AUGER D J, PROPP K, et al. A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium-Sulphur[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 56(4): 1008-1021.
- [7] ZHANG C P, JIANG J CH, GAO Y, et al. Charging optimization in lithium-ion batteries based on temperature rise and charge time [J]. Applied energy, 2017, 194(15): 569-577.
- [8] HE F, LI X S, MA L. Combined experimental and numerical study of thermal management of battery module consisting of multiple Li-ion cells [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2014, 72 (5): 622-629.
- [9] LI J, CHENG Y, JIA M, et al. An electrochemical thermal model based on dynamic responses for lithium ion phosphate battery[J]. Journal of Power Sources, 2014, 255 (1):130-143.
- [10] ZHANG CH, LI K, DENG J, et al. Improved realtime state-of-charge estimation of LiFePO₄ battery based on a novel thermoelectric model [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(1): 654-663.
- [11] ZOU Y, HU X S, MA H M, et al. Combined state of charge and state of health estimation over lithium-ion battery cell cycle lifespan for electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2015, 273(1): 793-803.
- [12] HU X S, YUAN H, ZOU CH F, et al. Co-estimation of state of charge and state of health for lithium-ion batteries based on fractional-order calculus[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10319-10329.
- [13] LI X Y, WANG ZH P, ZHANG L, et al. State-of-health estimation for Li-ion batteries by combing the incremental capacity analysis method with grey relational analysis[J]. Journal of Power Sources, 2019, 410-411(1): 106-114.
- [14] MA Z Y, YANG R X, WANG ZH P. A novel data-model fusion state-of-health estimation approach for lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2019, 237(3): 836-847.
- [15] TREMBLAY O, DESSAINT L A. Experimental validation of a battery dynamic model for EV applications [J]. World Electric Vehicle Journal, 2009, 3(2): 289-298.
- [16] 何耀,曹成荣,刘新天,等. 基于可变温度模型的锂电池 SOC 估计方法[J]. 电机与控制学报, 2018, 22(1): 43-52.
- HE Y, CAO CH R, LIU X T, et al. SOC estimation method for lithium battery based on variable temperature model [J]. Electric Machines and Control, 2018, 22(1): 43-52.
- [17] TROXLER Y, WU B, MARINESCU M, et al. The effect of thermal gradients on the performance of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2014, 247(2): 1018-1025.
- [18] HAN X B, OUYANG M G, LU L G, et al. A comparative study of commercial lithium ion battery cycle life in electric vehicle: Capacity loss estimation [J]. Journal of Power Sources, 2014, 268(12): 658-669.
- [19] JAGUEMONT J, BOULON L, VENET P, et al. Lithium-ion battery aging experiments at subzero temperatures and model development for capacity fade estimation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65 (6): 4328-4343.
- [20] ZHENG Y, HE Y B, QIAN K, et al. Deterioration of lithium iron phosphate/graphite power batteries under high rate discharge cycling [J]. Electrochimica Acta, 2015, 176(9): 270-279.
- [21] TRANSTRUM M K, SETHNA J P. Improvements to the Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares minimization[J]. Physics: Data Analysis, Statistics and Probability, 2012, arXiv:1201.5885.
- [22] LI ZH, ZHANG P, WANG ZH F, et al. State of charge estimation for Li-ion battery based on extended Kalman filter[J]. Energy Procedia, 2017, 105(5): 3515-3520.
- [23] 赵天意,彭喜元,彭宇,等. 改进卡尔曼滤波的融合型锂离子电池 SOC 估计方法[J]. 仪器仪表学报,2016, 37(7): 1441-1448.
- ZHAO T Y, PENG X Y, PENG Y, et al. Lithium-ion battery SOC estimation method with fusion improved Kalman filter algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 1441-1448.
- [24] GUO L, LI J Q, FU Z J. Lithium-Ion battery SOC estimation and hardware-in-the-Loop simulation based on EKF[J]. Energy Procedia, 2019, 158(2): 2599-2604.
- [25] LIU ZH X, LI ZH, ZHANG J B, et al. Accurate and efficient estimation of Lithium-Ion battery state of charge with alternate adaptive extended Kalman filter and

Ampere-Hour counting methods [J]. Energies, 2019, 12(4): 757.

作者简介



刘征宇, 分别在 2001 年和 2004 年于浙江大学获得学士学位和硕士学位, 2019 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为合肥工业大学机械电子工程系副主任, 主要研究方向为新能源汽车能量系统建模与控制、智能制造与工业物联网。

E-mail: liuzhengyu@hfut.edu.cn

Liu Zhengyu received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Zhejiang University in 2001 and 2004, respectively, and his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2019. He is currently the deputy director in the School of

Mechanical Engineering at Hefei University of Technology. His main research interests include modeling and control of energy system for the new energy vehicle and intelligent manufacturing and industrial internet.



朱诚诚 (通信作者), 2017 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为新能源汽车电池管理系统、均衡控制系统。

E-mail: myzcc@mail.hfut.edu.cn

Zhu Chengcheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2017. He is currently a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include battery management system for the new energy vehicle and equalization control system.