文章编号:1674-2974(2024)12-0057-10 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024251

基于温变RC模型与SMFEKF算法的电池SOC估计

程贤福†,李晓静,刘霏霏,曾建邦
(华东交通大学 载运工具与装备教育部重点实验室,江西 南昌 330013)

摘 要:针对SOC估计精度以及鲁棒性的要求,以锂离子电池单体为研究对象,考虑温度变化对开路电压、极化电阻、极化电容以及容量的影响,建立了温变二阶RC等效电路模型,仿真结果表明该模型比二阶RC模型具有更高的精度.基于该模型,采用了多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波算法进行SOC估计,结果表明,在变温工况下,相比EKF算法,基于变温模型和恒温模型的SMFEKF算法的SOC估计均方根误差分别减少了42.7%和48.2%,能够保证估算结果有较强的鲁棒性.在变温环境DST工况下,基于变温模型的SOC估计结果最大相对误差和均方根误差均小于恒温模型,证明该模型的温度适应性较强,在变温条件下能有较高的估计精度.

关键词:锂电池;荷电状态;次优渐消因子;温变等效电路模型;SMFEKF算法
中图分类号:U469.72 **文献标志码**:A

Battery SOC Estimation Based on Temperature-dependent RC Model and SMFEKF Algorithm

CHENG Xianfu†, LI Xiaojing, LIU Feifei, ZENG Jianbang
(Key Laboratory of Transport Tools and Equipment of the Ministry of Education, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: To meet the requirements of SOC estimation accuracy and robustness, a temperature-dependent second-order RC equivalent circuit model is established, taking a lithium-ion battery cell as the study object and considering the effects of temperature change on open-circuit voltage, polarization resistance, polarization capacitance, and capacity. Simulation results show that the model has higher accuracy than the second-order RC model. Based on this model, the extended Kalman filter algorithm with multiple suboptimal fading factor is used to estimate SOC. The results show that the root mean square error of SOC estimation of the SMFEKF algorithm based on the variable temperature model and the constant temperature model is reduced by 42.7% and 48.2%, respectively, compared with the EKF algorithm under variable temperature conditions, which can ensure strong robustness of estimation results. The maximum relative error and root mean square error of SOC estimation results based on the

* **收稿日期**:2023-11-01
基金项目:国家自然科学基金资助项目(52265031, 51765019), National Natural Science Foundation of China(52265031, 51765019);江西省自然科学基金重点项目(20242BAB26068), Natural Science Foundation of Jiangxi Province(20242BAB26068);江西省重点研发计划项目(20232BBE5008), Key Research and Development Program of Jiangxi Province (20232BBE5008)
作者简介:程贤福(1975—),男,江西上饶人,华东交通大学教授,博士生导师,博士
† 通信联系人,E-mail: chxf_xn@sina.com

variable temperature model are smaller than those of the constant temperature model under the DST condition in the variable temperature environment, which proves that the model has strong temperature adaptability and can have higher estimation accuracy under the variable temperature condition.

Key words: lithium battery; state of charge; suboptimal fading factor; temperature-dependent equivalent circuit model; SMFEKF algorithm

锂离子电池因其能量密度大、使用寿命长等优点被广泛应用于电动汽车.为保证汽车运行时的安全性和可靠性,需要利用电池管理系统对动力电池进行实时监控与管理,而准确的电池荷电状态(state of charge, SOC)估计是电池管理系统的核心功能之一[1].

SOC估计精度受电池模型影响,目前,常见的电池模型有电化学模型、黑箱模型和等效电路模型三种[2-4].等效电路模型以电路为基础描述电池外特性,结构简单,计算量较小,是目前锂离子电池模型的关注重点[5].目前,针对电池模型的相关研究有很多,如Xiong等[6]提出了采用面向优化的遗传算法求解最优极化时间电池型号常数的模型.但该模型会导致电流误差累积,并不适用于长时间的电池仿真.代云腾等[7]利用阻抗特性曲线拐点进行参数分离,提出了一种能适应高电流倍率的锂离子电池等效电路模型,但模型通过峰值电流进行参数辨识,其会随电池容量衰减而变化.Shan等[8]对串并联混合动力汽车在不同行驶条件下的充电状态进行了连续建模并对电池的充电状态进行了预测,但模型在其他状态下的适应性不能得到保证.Li等[9]和Rahimi-Eichi等[10]忽略了温度变化对内阻的影响,采用温度函数建立了电池模型,该模型结构比较简单,但温度适应性较差,使用时具有一定局限性.

上述模型在恒温工况下都能有较好的精度,但未在变温工况下进行验证,其温度适应性有待商榷.在实际使用过程中,散热结构参数对电池模组的散热性能有明显的影响[11-12].不同温度下电池的性能差异较大,如电池模型不考虑温变,则会影响SOC估计的准确性[13].胡明辉等[14]在低温以及变温环境温度条件下进行电池模型精度验证,相较于常温工况误差有所增加.部分研究在建立电池模型的时候将温度变化的影响引入模型中.王春等[15]利用粒子群算法辨识了几个温度点下的戴维南模型参数,并且采用最近邻点法建立了其与温度之间的映射关系,但采样温度间隔过大,低温环境下模型精度较低.Yazdanpour等[16]基于电化学模型考虑了温度的影响.何耀等[17]基于Nernst电化学方程提出一种可变温度模型的电池SOC估计方法,可通过较少的数据建立电池模型.但是电化学模型结构非常复杂,建立精确性高且适用范围广的电化学模型难度很大.

针对电池SOC估计结果精确性的要求,研究者已经提出了许多方法.Zou等[18]基于扩展卡尔曼滤波算法对SOC进行估计,一定程度上改善了安时积分法会导致误差累积的缺陷,但由于实际应用过程中影响因素更为复杂,仍需大量数据验证.Yang等[19]在基于等效模型变换的解耦滤波器框架基础上,将次优渐消因子引入扩展卡尔曼滤波算法中,提出了一种新型的强跟踪滤波器,但对于不同的通道,同一时刻数据的权重相同,方法有待优化.刘康等[1]提出了一种基于门控循环单元编解码器的估计方法,在变温环境下实现了小误差的SOC估计,但该方法无法进行大数据量的计算.朱浩等[20]提出了一种使用交互多模型和自适应电池状态估计器的估算方法,在系统输入信号存在噪声和单体间存在不一致性的情况下能够对SOC进行精确估计.申江卫等[21]基于二阶RC(resistance-capacitance)等效电路建立了迁移模型,利用粒子滤波算法实现了大温度范围全生命周期内锂离子电池的快速、准确估计.

在环境温度变化较大的条件下,温度对SOC的影响不可忽略.模型的精度对SOC估计的误差影响很大,但现有文献很少将温度影响量化到模型中.为了对SOC估计的精确性和鲁棒性进行优化,考虑温度变化对开路电压、极化电阻、极化电容以及容量的影响,建立温变二阶RC模型,该模型相较于二阶RC等效电路模型具有更强的鲁棒性.针对单重次优渐消因子的卡尔曼滤波算法不同通道下的数据渐消速度相同的缺点进行优化,将多重次优渐消因子引入

扩展卡尔曼滤波算法进行SOC估计,使系统具有应对突变状态的强跟踪能力,并进一步提高鲁棒性.

1　锂离子电池建模和参数辨识

1.1　模型建立

锂离子电池在不同的环境温度下工作,其内部的活性材料状态差异很大.低温条件下,电解液黏度变大,电荷转移的阻抗增加,电池表现出可用容量降低、放电能力变差、整体端电压降低的特点.高温条件下,锂离子电池内部化学反应较快,自放电速度加快,其端电压和最大可用容量较低温环境下变高[22].

恒温二阶等效电路模型不能定量地表示出温度对各参数的影响,因此,当锂离子电池工作环境温度发生较大变化时,SOC估计精度会大大降低,模型的鲁棒性较差.针对这个问题,在恒温二阶RC模型的基础上进行优化,建立了温变二阶RC模型.该模型考虑了温度变化对参数的影响,在对模型参数进行辨识时,拟合了SOC、温度和待辨识参数的关系曲面,与恒温二阶RC模型相比,优化后的模型可量化各参数对温度的依赖性,从而提高模型的精度和鲁棒性.

表征锂离子电池动态特性的温变二阶RC等效电路模型如图1所示.其中,U_{OC}表示开路电压,V;R_0代表电池的欧姆内阻,Ω;R_1、R_2代表极化内阻,Ω;C_1、C_2代表极化电容,F;U_1、U_2为电池极化电压,V;U_d为电池端电压,V;I为电流(充电为正,放电为负),A;T为温度,℃;t为时间,s.

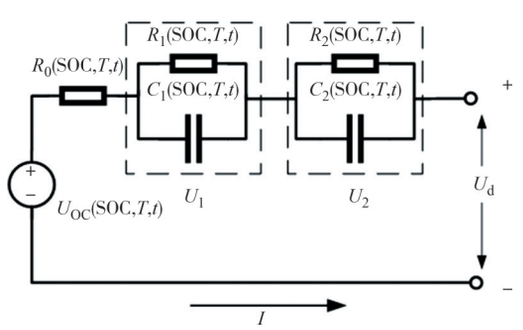


图1　温变二阶RC等效电路模型

Fig.1　Temperature-dependent second-order RC equivalent circuit model

根据基尔霍夫定律,锂离子电池温变二阶RC等效电路模型的动力学方程可表示为

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}U_1}{\mathrm{d}t}=\dfrac{I}{C_1}-\dfrac{U_1}{R_1C_1}\\[2ex]\dfrac{\mathrm{d}U_2}{\mathrm{d}t}=\dfrac{I}{C_2}-\dfrac{U_2}{R_2C_2}\\[2ex]U_{\mathrm{d}}=U_{\mathrm{OC}}+IR_0-U_1-U_2\end{cases}\tag{1}$$

结合安时法,设置采样间隔为Δt,将式(1)离散化得到

$$\begin{cases}U_1(k)=\mathrm{e}^{-\frac{\Delta t}{R_1C_1}}(U_1(k-1)-R_1I(k))+R_1I(k)\\U_2(k)=\mathrm{e}^{-\frac{\Delta t}{R_2C_2}}(U_2(k-1)-R_2I(k))+R_2I(k)\\U_{\mathrm{d}}(k)=U_{\mathrm{OC}}(k)+I(k)R_0(k)-U_1(k)-U_2(k)\\\mathrm{SOC}(k)=\mathrm{SOC}(k-1)+\dfrac{\eta\Delta t}{3\,600Q}I(k)\end{cases}\tag{2}$$

式中:Q为电池最大可用容量,A·h;η为充放电效率;k为第k个采样数据点.

电池的可用容量、开路电压、欧姆内阻、极化内阻和极化电容会随着所处环境温度的变化而变化,因此,电池等效电路模型中需要识别的参数为$\boldsymbol{\theta}=[R_0,R_1,R_2,C_1,C_2,U_{\mathrm{OC}},Q]$.

1.2　实验方案设计和参数辨识

1.2.1　实验准备

以某型号30 A·h磷酸铁锂电池为测试对象,具体参数如表1所示.

表1　电池主要性能参数

Tab.1　Main performance parameters of the battery

标称容量/(A·h)	标称电压/V	工作电压/V	直流内阻/mΩ	最大允许放电温度范围/℃	最佳放电温度范围/℃
30	3.2	2.0~3.65	3.0	−30~55	10~35

电池测试流程主要参考《电动汽车用动力蓄电池电性能要求及试验方法》(GB/T 31486—2015)和USABC《电动汽车电池试验手册》.测试内容包括静态容量测试、脉冲测试和动态工况测试.工况测试包括复合脉冲功率特性(hybrid pulse power characteristic,HPPC)测试、标准动态应力测试(dynamic stress test, DST)以及北京公交动态应力测试(Beijing bus dynamic stress test, BBDST),其测试平台如图2所示.

1.2.2　电池容量辨识

根据电池测试设备量程、测试电池性能参数以及恒温箱温度控制范围设计实验方案,首先对电池进行标准充电,并分别在−20 ℃、−15 ℃、−10 ℃、

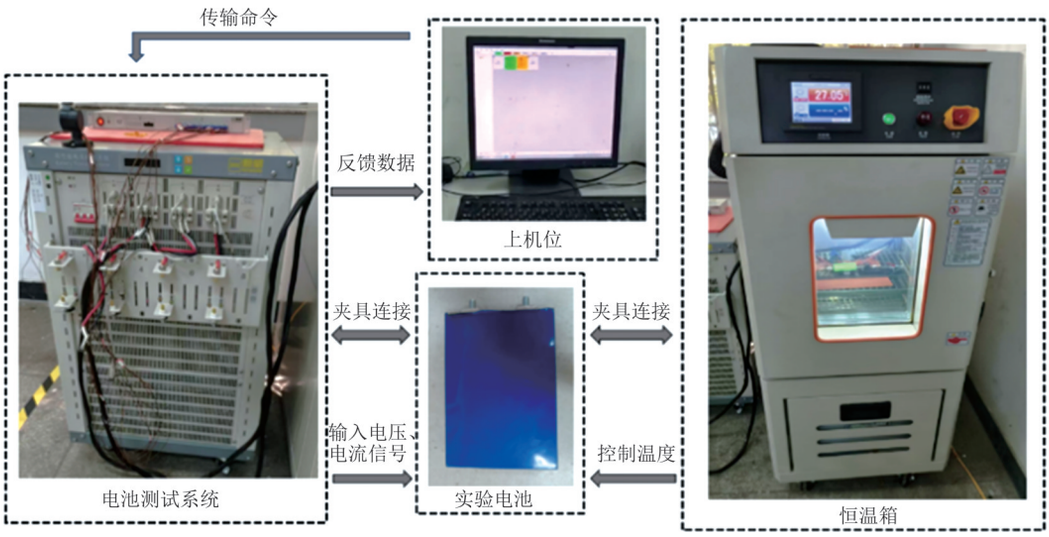


图2 电池测试平台

Fig.2 Battery test platform

-5 ℃、0 ℃、5 ℃、10 ℃、15 ℃、20 ℃、25 ℃、35 ℃、45 ℃环境下进行标准放电,每个温度做三次测试,各温度条件下容量测试电压与容量关系曲线如图3所示.

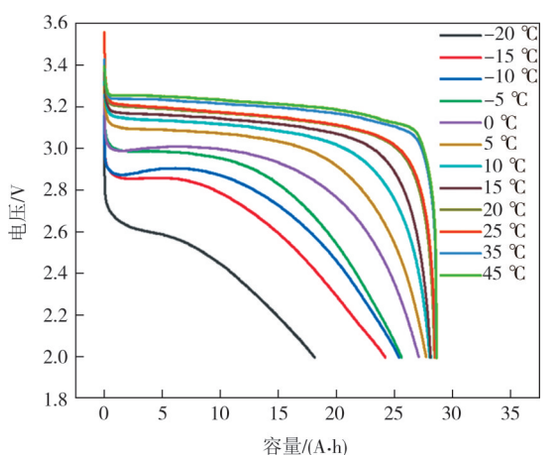


图3 各温度条件下容量测试容量-电压关系曲线

Fig.3 Capacity test capacity-voltage relationship curve under various temperature conditions

通过拟合得到测试电池的可用容量与温度的关系曲线,如图4所示.

由图3可知,在标准放电下,环境温度越低,开始放电的瞬间电压瞬态相应幅度越大,达到放电截止电压的速度越快.由图4可以看出,在-20~5 ℃范围内,随着环境温度的升高,容量上升的速度较快;5~45 ℃范围内,容量升高的速度变得平缓,可见在非最佳工作温度的范围内,电池的放电效率较低.-20 ℃与45 ℃的容量相差10.52 A·h,占电池额定容量的35.1%.显然,温度对容量的影响非常大,尤其在低温环境下,电池的放电性能极差,因此,在电池建

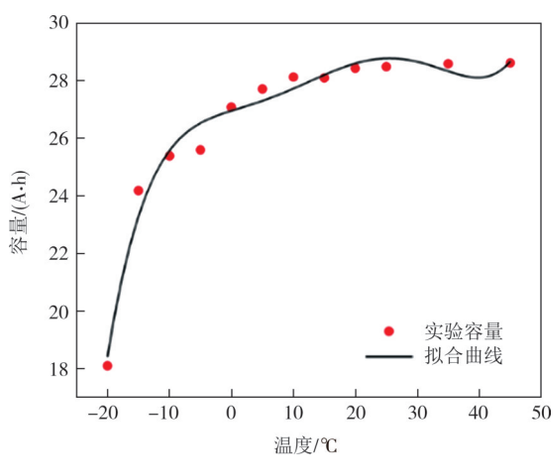


图4 可用容量与温度拟合曲线

Fig.4 Available capacity and temperature fitting curve

模过程中不能忽略温度对容量的影响.

1.2.3 电池开路电压辨识

由脉冲放电实验可以得到各环境温度条件下,开路电压和荷电状态的关系,因电池充放电电压存在迟滞现象[23],因此取充电和放电条件下的开路电压平均值作为最终取值.以35 ℃的环境温度为例,其开路电压测量结果如表2所示.其中$U_{OC_discharge}$为放电条件下的开路电压,U_{OC_charge}为充电条件下的开路电压,$U_{OC_average}$为平均开路电压,且该值为最终开路电压取值.

通过五次多项式拟合得到各温度条件下SOC与U_{OC}之间的关系曲线,拟合函数为

$$F(x)=P_5x^5+P_4x^4+P_3x^3+P_2x^2+P_1x+P_0 \tag{3}$$

式中:P_0~P_5为待拟合参数.

表2　35 ℃条件下开路电压测量结果

Tab.2　Measurement results of open-circuit voltage at 35 ℃

SOC	$U_{OC_discharge}$/V	U_{OC_charge}/V	$U_{OC_average}$/V
0.0	2.754 8	2.834 8	2.794 8
0.1	3.210 5	3.231 0	3.220 8
0.2	3.251 4	3.281 2	3.266 3
0.3	3.284 9	3.309 1	3.297 0
0.4	3.292 4	3.311 0	3.301 7
0.5	3.294 2	3.312 8	3.303 5
0.6	3.299 8	3.320 3	3.310 1
0.7	3.325 8	3.344 4	3.335 1
0.8	3.329 6	3.344 4	3.337 0
0.9	3.329 6	3.342 6	3.336 1
1.0	3.470 9	3.474 7	3.472 8

各温度条件下的SOC-U_{OC}曲线拟合程度较好,随后通过空间平面拟合得到电池SOC-T-U_{OC}曲面,结果如图5所示.

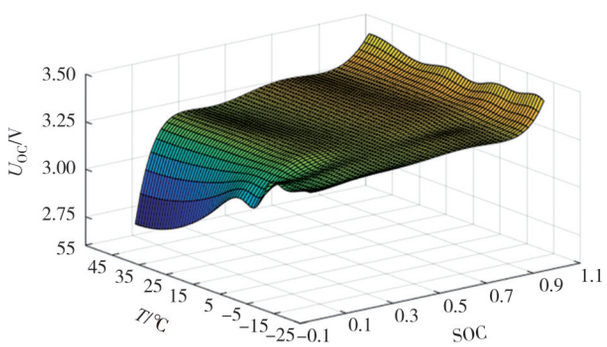


图5　SOC-T-U_{OC}曲面

Fig.5　SOC-T-U_{OC} surface

1.2.4　电容和内阻参数辨识

通过各温度条件下HPPC测试数据得出模型所需的内阻和电容参数取值.以35 ℃为例,其测试结果如图6所示.

图6中A_1B_1、C_1D_1段体现放电时R_0的内阻特性,A_2B_2、C_2D_2段体现充电时R_0的内阻特性.通过欧姆定律,可以分别求出充放电时R_0的值,以两者平均值作为最终取值,计算公式如下.

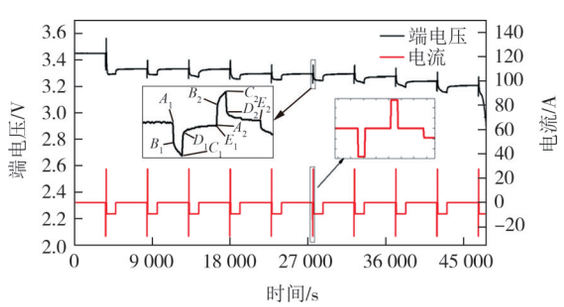


图6　35 ℃条件下HPPC测试结果

Fig.6　HPPC test results at 35 ℃

$$R_0=\frac{1}{2}\left[\frac{\left(U_{A_1}-U_{B_1}\right)+\left(U_{C_1}-U_{D_1}\right)}{2I_d}+\frac{\left(U_{A_2}-U_{B_2}\right)+\left(U_{C_2}-U_{D_2}\right)}{2I_c}\right] \tag{4}$$

式中:U_{A_1}~U_{D_1}为放电时各点测得的端电压,V;U_{A_2}~U_{D_2}为充电时各点测得的端电压,V;I_d为放电电流,A;I_c为充电电流,A.

求出欧姆内阻最终取值,绘制曲面图,如图7所示.

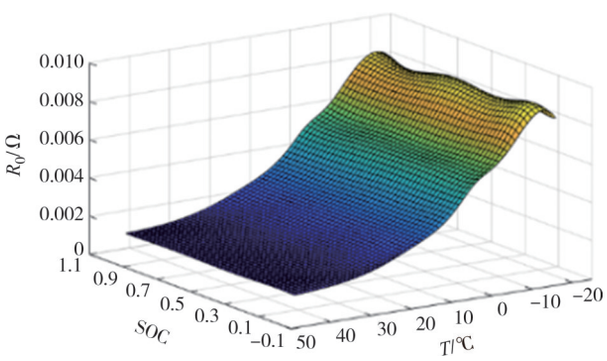


图7　SOC-T-R_0曲面

Fig.7　SOC-T-R_0 surface

DE段可以看成RC回路脉冲电流撤去后电压的零输入响应,以D点作为0时刻,对DE段进行指数拟合,端电压拟合函数表达式为

$$U_d(t)=b_0-b_1e^{-\frac{t}{\tau_1}}-b_2e^{-\frac{t}{\tau_2}} \tag{5}$$

式中:b_0、b_1、b_2、τ_1和τ_2为待拟合系数.

BC段近似于RC回路的零状态响应,以B点作为0时刻,BC段端电压指数拟合表达式为

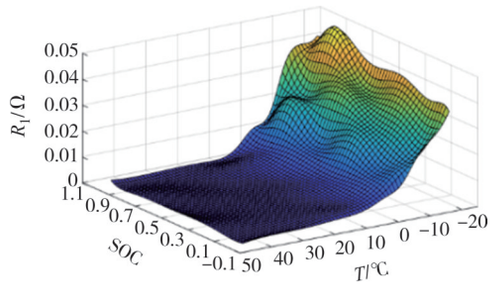
$$U_d(t)=a_0-a_1\left(1-e^{-\frac{t}{\tau_1}}\right)-a_2\left(1-e^{-\frac{t}{\tau_2}}\right) \tag{6}$$

式中:a_0~a_2为待拟合系数,常系数a_0为拟合数据段对应的开路电压.

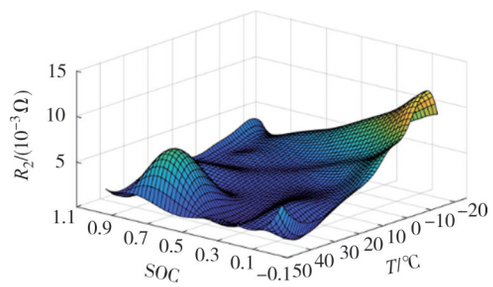
利用HPPC测试实验数据,根据上述公式可拟合得到各温度点对应的SOC值下拟合函数,并代入式(7)可以得到R_1、R_2、C_1和C_2的值.

$$\begin{cases}\tau_1=R_1C_1,\tau_2=R_2C_2\\ a_1=IR_1,a_2=IR_2\end{cases} \tag{7}$$

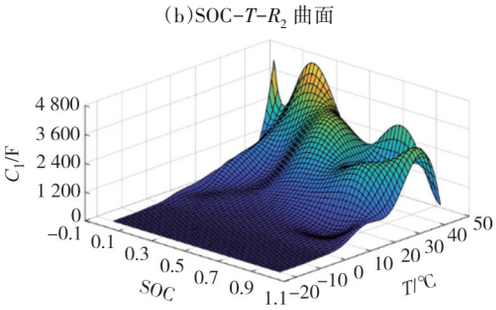
将其结果绘制成曲面图,如图8所示,可以看出在不同温度以及不同SOC下各参数数值都有所不同.利用查表模块可以根据目前电池的工作环境温度以及荷电状态确定各个参数的值.



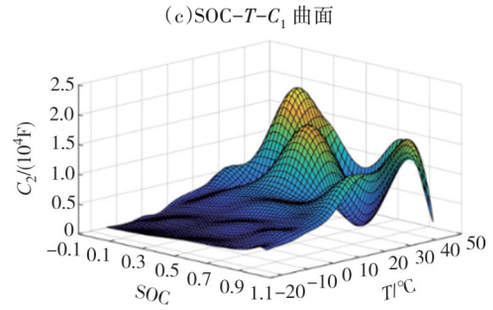
(a)SOC-T-R_1 曲面



(b)SOC-T-R_2 曲面



(c)SOC-T-C_1 曲面



(d)SOC-T-C_2 曲面

图 8 R_1、R_2、C_1和 C_2计算结果

Fig.8 Calculation results for R_1, R_2, C_1 and C_2

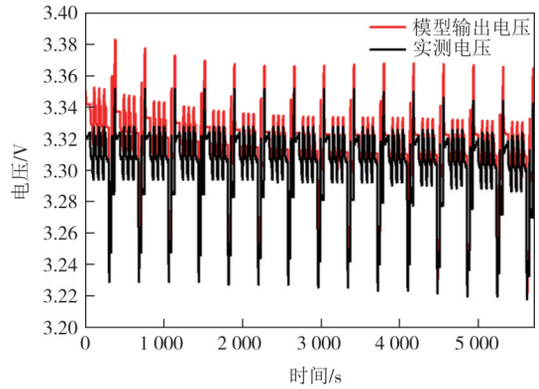
1.3 等效电路模型验证

1.3.1 恒温环境下模型精度验证

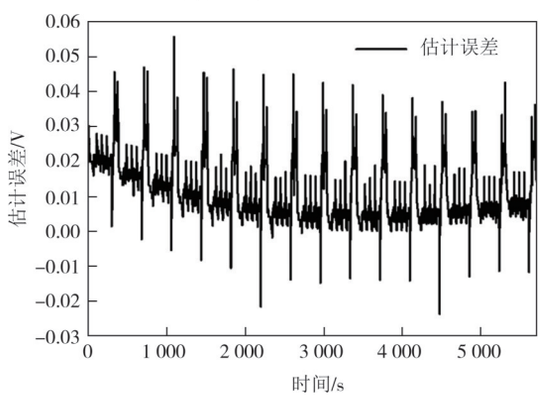
将待测试电池单体放入恒温箱,温度调节为 25 ℃,静置 2 h 后进行 DST 工况循环放电测试.将 15 个 DST 循环工况的实测数据输入仿真模型中,将模型的电压输出值与实际测试的电压值进行对比,对比结果如图 9 所示.从图中可以看出,模型的误差介于-0.025~0.06 V 之间,可见建立的温变二阶 RC 等效电路模型在恒温条件下有较高的估计精度.

1.3.2 变温环境下模型精度验证

电池在实际工作过程中,环境温度不是定值,为了模拟电池实际使用环境温度,对被测电池进行变温环境下的工况测试.在测试开始前,被测单体电池在初始设定温度-20 ℃环境下静置 2 h.测试时,使电池的环境温度从-20 ℃逐渐上升到 45 ℃,温度每上升 5 ℃停留 900 s,并在这个过程中进行变温条件下的工况测试.得到测试数据后,将采集到的实测数据作为所建立的恒温二阶 RC 等效电路模型以及温变二阶 RC 等效电路模型的输入,包括电流数据和温度数据.将恒温模型与变温模型的输出电压和测试采集到的实际电压作对比,结果如图 10 所示.



(a)仿真与实测电压对比

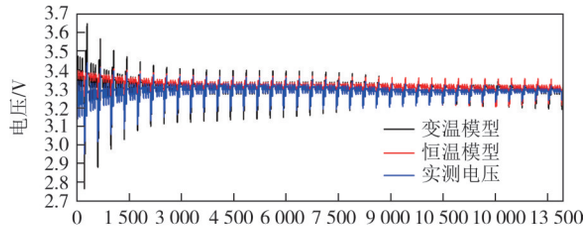


(b)估计误差

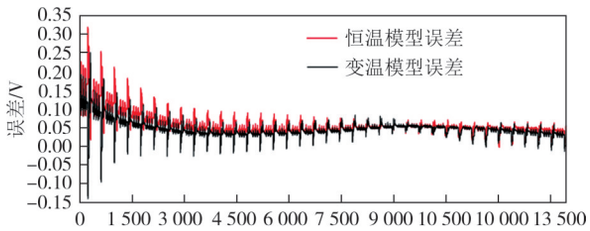
图 9 25 ℃条件下 DST 工况仿真与实测电压

Fig.9 Simulation and measured voltage of DST condition at 25 ℃

由图 10 可以得出,在 0~6 000 s 范围内,此阶段温度从-20 ℃上升到 10 ℃,实测电压波动较大;6 000 s 之后,环境温度进入电池的最佳工作温度区间,随着温度的上升,电压波动逐渐减小.可见在 6 000 s 之前的低温环境条件下,模型电压估计难度较大,但温变二阶 RC 模型的误差仍可控制在-0.188~0.260 V 之间,而恒温模型的误差最大值达到 0.316 V.恒温模型的均方根误差为 0.036 V,温变二阶 RC 模型的均方根误差为 0.028 V,温变二阶 RC 等效电路模型的误差减小了 22.22%.



(a)变温DST工况下电压对比



(b)变温DST工况下模型估计误差

图 10　变温 DST 工况下两种模型的精度对比

Fig.10　Accuracy comparison of the two models under variable temperature DST condition

2　基于多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波算法的电池SOC估计

2.1　多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波算法

扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法简单且可以解决非线性问题,而电池系统具有非线性特点,因此EKF算法常被用于电池SOC估计.但EKF算法非常依赖模型的精度,当模型精度较低时,算法的精度会大幅降低.单重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波(suboptimal fading extended Kalman filter, SFEKF)算法利用对应时刻的残差信息计算次优渐消因子,能够调节不同时刻数据的权重来控制渐消速度,精度比EKF算法有较大提高[19].但对于同一时刻的元素,SFEKF算法都采用同一个次优渐消因子调控.基于二阶RC等效电路建立的电池离散模型的状态向量内部包含三个元素,分别为SOC和两个RC回路端电压,只考虑时间维度上的变化,利用同一个常数控制、调节显然不符合实际情况,因此对次优渐消因子进行优化,对不同的状态元素的时变次优渐消因子都进行计算,对不同数据进行区分,可获得性能更高的多重次优渐消因子扩展卡尔曼滤波(suboptimal multiple fading extended Kalman filter , SMFEKF)算法[24].

建立如下电池离散模型:

$$\begin{cases} x_{k+1} = \boldsymbol{A}_k x_k + \boldsymbol{B}_k \boldsymbol{u}_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ y_k = \boldsymbol{C}_k x_k + \boldsymbol{D}_k \boldsymbol{u}_k + v_k \end{cases} \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{A}_k$为状态转移矩阵;$\boldsymbol{B}_k$为控制输入矩阵;$\boldsymbol{C}_k$为状态观测矩阵;$\boldsymbol{D}_k$为前馈矩阵;x_k和x_{k+1}为第k个数据点和第k+1个数据点的系统状态估计值;y_k为系统观测值;$\boldsymbol{u}_k$为输入变量矩阵;$\boldsymbol{\omega}_k$为过程噪声;v_k为测量噪声.

SMFEKF算法的迭代步骤如下:

1)初始化状态x_0、误差协方差矩阵$\boldsymbol{P}_0$;

2)状态变量估计:

$$x_{k+1} = \boldsymbol{A}_k x_k + \boldsymbol{B}_k \boldsymbol{u}_k \tag{9}$$

3)引入次优渐消因子的误差协方差估计.

单重次优渐消因子的协方差估计为

$$P_{k+1} = \lambda_k \boldsymbol{A}_k P_k \boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_k \tag{10}$$

式中:λ_k为第k个数据点的次优渐消因子;$\boldsymbol{Q}_k$为系统状态噪声矩阵.

为了对不同通道以不同的速率进行渐消,将单重次优渐消因子改进为多重次优渐消因子,协方差估计如下:

$$P_{k+1} = \mathrm{LMD}_k \boldsymbol{A}_k P_k \boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_k \tag{11}$$

式中:$\mathrm{LMD}_k=\mathrm{diag}[\lambda_{1,k}, \lambda_{2,k}, \cdots, \lambda_{n,k}]$;$\lambda_{i,k}$为多重渐消因子($\lambda_{i,k}\geqslant 1$, i=1, 2, …, n).由先验知识可得$\lambda_{1,k}:\lambda_{2,k}:\cdots:\lambda_{n,k}=\alpha_1:\alpha_2:\cdots:\alpha_n$,则$\lambda_{i,k}$近似算法为

$$\lambda_{i,k} = \begin{cases} \lambda_{0i,k}, & \lambda_{0i,k} > 1 \\ 1, & \lambda_{0i,k} \leqslant 1 \end{cases} \text{时}, i = 1, 2, \cdots, n \tag{12}$$

式中:$\lambda_{0i,k} = \alpha_i \cdot c_k$;

$$c_k = \frac{\mathrm{tr}[N_k]}{\sum_{i=1}^{n} \alpha_i M_{ii,k}};$$

$M_{ii,k}$为k时刻矩阵$\boldsymbol{M}$中第i行第i列的元素值.

$N_k = V_{0,k} - \boldsymbol{Q}_k - \boldsymbol{C}_k \boldsymbol{Q}_{1,k-1} \boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}}$;

$M_k = \boldsymbol{A}_{k-1} P_{k-1} \boldsymbol{A}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}_k$;

$$V_{0,k} = \begin{cases} \boldsymbol{\gamma}_1 \boldsymbol{\gamma}_1^{\mathrm{T}}, & k = 0; \\ \dfrac{\rho V_{0,k-1} + \boldsymbol{\gamma}_k \boldsymbol{\gamma}_k^{\mathrm{T}}}{1+\rho}, & k \geqslant 1. \end{cases}$$

式中:ρ为遗忘因子;$\boldsymbol{\gamma}_k$为残差序列, $\boldsymbol{\gamma}_k$=$y_k - y_{k-1}$.

4)计算卡尔曼增益:

$$L_k = P_k \boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{C}_k P_k \boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1} \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{R}_k$为系统观测噪声矩阵.

5)更新状态变量:

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + L_k \boldsymbol{\gamma}_k \tag{14}$$

6)协方差估计更新:

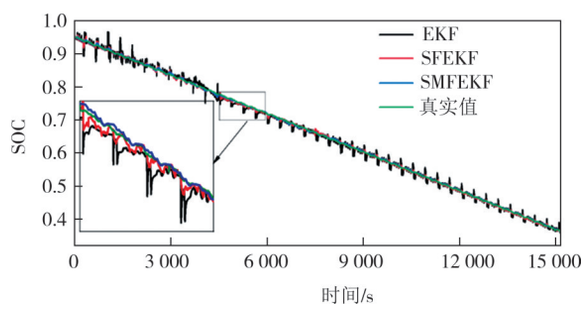
$$P_{k+1}=(I-L_kC_k)P_k \tag{15}$$

根据式(9)~式(15)更新迭代,可实现基于多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波算法的SOC估计.

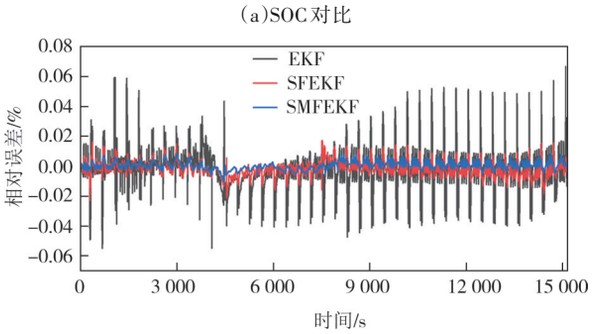
2.2 SOC估计精度验证

2.2.1 恒温工况下SOC估计精度验证

为了验证算法精度,在DST工况和BBDST工况下进行循环放电试验,待测电池初始SOC为95%,进行40个循环工况测试.分别用EKF算法、SFEKF算法以及SMFEKF算法进行SOC估计,估计结果如图11和图12所示.



(a)SOC对比



(b)各算法估计结果相对误差对比

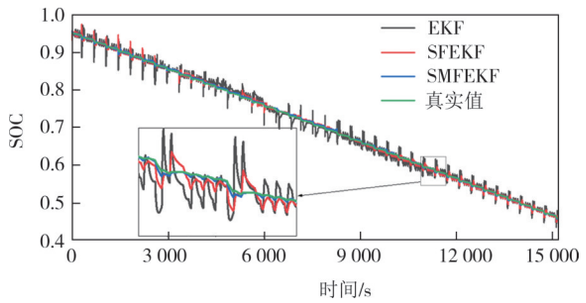
图11 恒温条件DST工况下SOC仿真与实测值结果

Fig.11 Results of SOC simulation and measured values under constant temperature condition DST condition

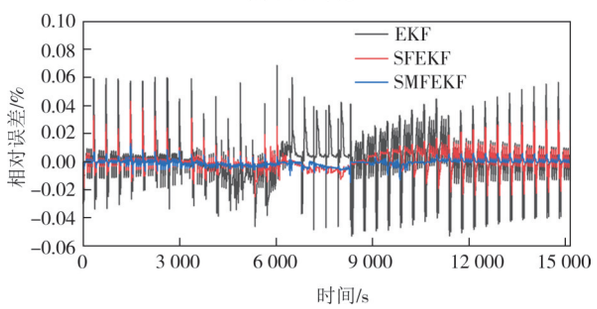
在两种工况下,SFEKF算法和SMFEKF算法的误差波动范围与EKF算法比有很大程度的缩小,尤其在输入电流突变的时候,EKF算法估计误差波动范围最大,SFEKF算法次之,SMFEKF算法波动范围最小.DST工况与BBDST工况下各算法SOC估计误差如表3所示,SMFEKF算法的估计误差在不同工况下相较于其他算法的最大相对误差和均方根误差都更小,说明面对不同的工况有较高的普适性.

2.2.2 变温工况下SOC估计精度验证

在变温环境下作DST工况测试,并输入DST工况数据,分别基于恒温模型和变温模型,利用三个算法进行荷电状态估计,两种模型的SOC估计值和相对误差对比如图13和图14所示.



(a)SOC对比



(b)各算法估计结果相对误差对比

图12 恒温条件BBDST工况下SOC仿真与实测值结果

Fig.12 Results of SOC simulation and measured values under constant temperature condition BBDST condition

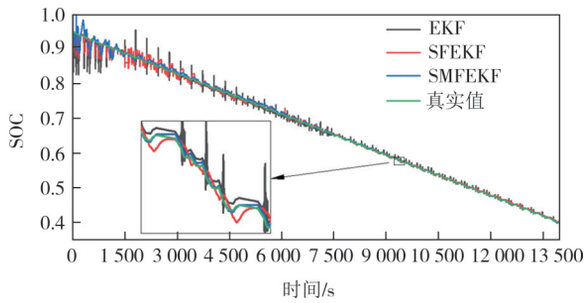
表3 DST工况与BBDST工况下各算法SOC估计误差

Tab.3 SOC estimation error of each algorithm under DST condition and BBDST condition

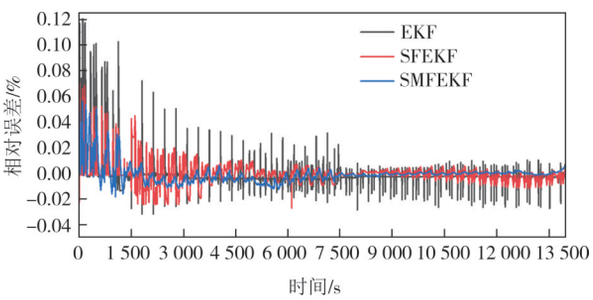
工况	SOC估计误差					
	EKF算法		SFEKF算法		SMFEKF算法	
	最大相对误差/%	均方根误差	最大相对误差/%	均方根误差	最大相对误差/%	均方根误差
DST	8.33	0.008 1	2.27	0.003 2	1.04	0.001 7
BBDST	6.83	0.010 0	4.28	0.004 3	1.48	0.001 7

为了更加直观分析模型的精度和鲁棒性,计算出了各算法估计结果的最大相对误差和均方根误差,结果如表4所示.

在变温工况下进行荷电状态估计,可以发现,当环境温度较低时SOC的估计误差较大,尤其是利用基于恒温二阶RC模型的EKF算法进行SOC估计时,部分区间的估计误差大于10%,大于行业标准《电动汽车用电池管理系统技术条件》(QC/T897—2011)规定的最大SOC估计误差.随着温度渐渐上升,模型的SOC估计误差也逐渐减小.通过对比两模型的最大相对误差和均方根误差,可以进一步确定基于变温模型的SOC估计误差峰值比恒温模型更小,精度更高.SMFEKF算法在两个模型下的均方根误差都小于其他算法,因此可以证明该算法的温度适应性更优.



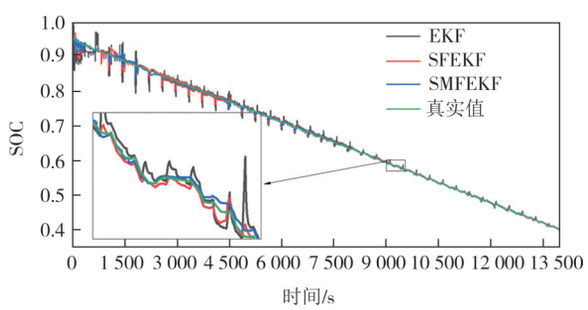
(a)SOC对比



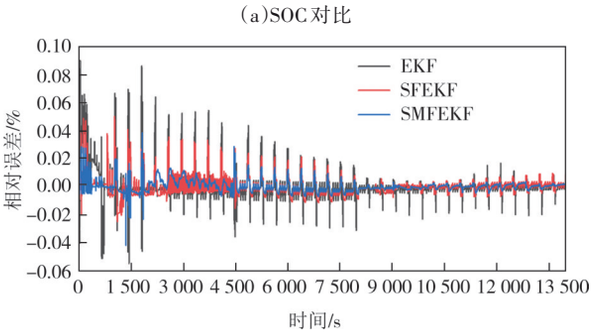
(b)各算法估计结果相对误差对比

图 13　变温DST工况下基于恒温模型的SOC估计误差

Fig.13　SOC estimation error based on constant temperature model under variable temperature DST condition



(a)SOC对比



(b)各算法估计结果相对误差对比

图 14　变温DST工况下基于变温模型的SOC估计误差

Fig.14　SOC estimation error based on variable temperature model under variable temperature DST condition

在恒温模型下,SFEKF算法和SMFEKF算法的均方根误差分别比EKF算法减少了39.2%和48.2%;在变温模型下,SFEKF算法和SMFEKF算法的均方根误差分别比EKF算法减少了36.6%和42.7%,可见,SMFEKF算法对等效电路模型精度的要求较低,具有更强的鲁棒性.

表 4　基于恒温和变温模型各算法的SOC估计误差

Tab.4　SOC estimation error of each algorithm based on constant and variable temperature model

算法	SOC 估计误差			
	恒温模型		变温模型	
	最大相对误差/%	均方根误差	最大相对误差/%	均方根误差
EKF	12.05	0.012 94	9.93	0.009 76
SFEKF	7.04	0.007 87	5.02	0.006 19
SMFEKF	5.62	0.006 70	2.36	0.005 59

3　结 论

测试了不同温度条件下的电池基本性能和动态工况,利用测试数据完成了参数辨识,考虑温度变化的影响建立了温变二阶RC等效电路模型,该模型的仿真电压比恒温模型的仿真电压均方根误差减小了22.22%.针对SFEKF算法对每个通道的渐消速度都相同的缺陷,采用SMFEKF算法对SOC进行估计,结果表明,在等效电路模型精度较低的情况下,基于SMFEKF算法的SOC估计与其他算法相比,其均方根误差降低的幅度更大,可见SMFEKF算法具有较强的鲁棒性.因此,基于温变二阶RC模型和SMFEKF算法的SOC估计能够提高SOC估计精度并保证荷电状态估计结果的鲁棒性.

参考文献

[1]　刘康, 康龙云, 岳睿, 等. 基于门控循环单元编解码器的锂离子电池荷电状态估计[J/OL]. 电网技术: 1-10. https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0882.
LIU K, KANG L Y, YUE R, et al. A novel method based on gated recurrent unit encoder-decoder for li-ion battery state of charge estimation[J/OL]. Power System Technology: 1-10. https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0882.(in Chinese)

[2]　LI Y, YANG J, LIU W L, et al. Multi-level model reduction and data-driven identification of the lithium-ion battery[J]. Energies, 2020, 13(15): 3791.

[3]　LI J R, HUANG X F, TANG X P, et al. The state-of-charge predication of lithium-ion battery energy storage system using data-driven machine learning[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2023, 34: 101020.

[4]　LIU K, KANG L Y, XIE D. Online state of health estimation of lithium-ion batteries based on charging process and long short-term memory recurrent neural network[J]. Batteries, 2023, 9(2): 94.

[5] 刘芳, 邵晨, 苏卫星,等. 基于全新等效电路模型的电池关键状态在线联合估计器[J]. 控制与决策,2023,38(6):1620-1628.
LIU F,SHAO C,SU W X, et al. Online joint estimator of battery key states based on a new equivalent circuit model[J]. Control and Decision,2023,38(6):1620-1628.(in Chinese)

[6] XIONG R, SUN F C, HE H W. Data-driven state-of-charge estimator for electric vehicles battery using robust extended Kalman filter[J]. International Journal of Automotive Technology, 2014,15(1):89-96.

[7] 代云腾,彭乔,刘天琪,等. 适应高电流倍率工况的锂离子电池等效电路模型[J]. 储能科学与技术,2023,12(11):3528-3537.
DAI Y T, PENG Q, LIU T Q, et al. Application of equivalent circuit model of lithium-ion batteries to high current rate condition [J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(11): 3528-3537.(in Chinese)

[8] SHAH N L, KURCHANIA A K. Comparative analysis of predictive models for SOC estimation in EV under different running conditions [J]. e-Prime-Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy, 2023, 5: 100207.

[9] LI X Y, CHOE S Y, JOE W T. A reduced order electrochemical and thermal model for a pouch type lithium ion polymer battery with $LiNi_xMnyCo_{1-x-y}O_2$/$LiFePO_4$ blended cathode [J]. Journal of Power Sources, 2015, 294: 545-555.

[10] RAHIMI-EICHI H, BARONTI F, CHOW M Y. Online adaptive parameter identification and state-of-charge coestimation for lithium-polymer battery cells[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(4): 2053-2061.

[11] 刘霏霏, 鲍荣清, 程贤福,等. 翅片参数对热管式动力电池模组散热性能的影响[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2022, 49(12): 39-48.
LIU F F, BAO R Q, CHENG X F, et al. Influence of fin parameters on heat dissipation performance of power battery module with heat pipe[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences),2022,49(12): 39-48.(in Chinese)

[12] XU X M, FU J Q, JIANG H B, et al. Research on the heat dissipation performance of lithium-ion cell with different operating conditions [J]. International Journal of Energy Research,2017,41(11):1642-1654.

[13] AUNG H, LOW K S. Temperature dependent state-of-charge estimation of lithium ion battery using dual spherical unscented Kalman filter[J]. IET Power Electronics, 2015, 8(10): 2026-2033.

[14] 胡明辉,朱广曜,刘长贺,等. 考虑迟滞特性的卡尔曼滤波和门控循环单元神经网络的锂离子电池SOC联合估计[J]. 汽车工程,2023,45(9):1688-1701.
HU M H,ZHU G Y,LIU C H, et al. Joint estimation of state of charge for lithium-ion battery with Kalman filtering and gated recurrent unit neural networks considering hysteresis characteristics[J]. Automotive Engineering,2023,45(9):1688-1701.(in Chinese)

[15] 王春,唐滔,张永志. 考虑环境温度影响的超级电容SOC加权融合估计方法[J]. 汽车工程,2023,45(4): 627-636.
WANG C, TANG T, ZHANG Y Z. A supercapacitor SOC estimation method based on weighted fusion considering ambient temperature variation[J]. Automotive Engineering,2023,45(4): 627-636.(in Chinese)

[16] YAZDANPOUR M,TAHERI P,MANSOURI A, et al. A circuit-based approach for electro-thermal modeling of lithium-ion batteries [C]//2016 32nd Thermal Measurement, Modeling & Management Symposium (SEMI-THERM). San Jose,CA,USA. IEEE, 2016: 113-127.

[17] 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 C 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.(in Chinese)

[18] ZOU Y, HU X S, MA H, 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, 273:793-803.

[19] YANG H T,MENG X X,LI H, et al. Strong tracking filter for nonlinear systems with randomly delayed measurements and correlated noises [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018,2018:8052967.

[20] 朱浩,陈华. 一种基于IMM-ABSE算法的锂离子电池组SOC估算[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2019,46(10):85-95.
ZHU H, CHEN H. A state-of-charge estimation method for lithium-lion battery pack based on IMM-ABSE algorithm [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences),2019,46(10): 85-95.(in Chinese)

[21] 申江卫,高承志, 舒星, 等. 基于迁移模型的锂离子电池宽温度全寿命SOC与可用容量联合估计[J]. 电工技术学报,2023, 38(11): 3052-3063.
SHEN J W,GAO C Z,SHU X, et al. Joint estimation of SOC and usable capacity of lithium-ion battery with wide temperature and full life based on migration model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(11):3052-3063.(in Chinese)

[22] SHI X J, MA N Y, WU Y X, et al. Fabrication and electrochemical properties of LATP/PVDF composite electrolytes for rechargeable lithium-ion battery[J]. Solid State Ionics,2018, 325:112-119.

[23] 魏久洋,胡锦东,刘旸,等. 高性能壳聚糖基准固态离子热原电池构建及其热电性能研究[J]. 高分子学报,2023,53(12): 1911-1923.
WEI J Y,HU J D,LIU Y, et al. Construction of high performance chitosan based solid state ion thermoelectric battery and thermoelectric performance [J]. Acta Polymerica Sinica, 53(12): 1911-1923.(in Chinese)

[24] 汪凤翔,柯哲涵,柯栋梁,等. 基于强跟踪扩展卡尔曼观测器的三电平逆变器永磁同步电机无模型预测电流控制[J]. 中国电机工程学报,2023,43(22):8910-8922.
WANG F X, KE Z H, KE D L, et al. Model-free predictive current control of three-level inverter-fed PMSM based on strong tracking extended Kalman observer [J]. Proceedings of the CSEE,2023,43(22):8910-8922.(in Chinese)