

基于 DTW-KiBaM 模型的锂电池 SOC 估计

杨小龙, 刘学桂[†], 陈涛, 毛先文
(湖南大学 机械与运载工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 锂离子电池工作温度及老化程度是影响其荷电状态(State of Charge, SOC)估计算法准确性的关键因素. 在二阶 RC 等效电路模型的基础上, 提出了一种由动态时间规整算法(Dynamic Time Warping, DTW)与 KiBaM 模型(Kinetic Battery Model, KiBaM)相结合的混合模型. 利用 DTW 算法基于充电电压数据确定电池老化状态, 通过 KiBaM 模型计算电池由于电流效应导致的不可用容量, 结合二阶 RC 等效电路模型推导新的 SOC 计算矩阵, 采用无迹卡尔曼滤波算法(Unscented Kalman Filter, UKF)实现 SOC 估计. 基于城市道路循环工况(Urban Dynamometer Driving Schedule, UDDS)验证了混合模型的准确性, 实验结果表明, 在 10 °C 低温环境或经过 200 次循环老化后工作的锂离子电池, 模型估计 SOC 的最大误差小于 2%.

关键词: 锂电池; 荷电状态; 动态时间规整算法; KiBaM

中图分类号: TM912.9 **文献标志码:** A

Lithium Battery SOC Estimation Based on DTW-KiBaM Model

YANG Xiaolong, LIU Xuegui[†], CHEN Tao, MAO Xianwen
(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: The operating temperature and battery aging are the key factors that affect the accuracy of estimation of the state of charge (SOC) of lithium-ion batteries. A hybrid model combining Dynamic Time Warping (DTW) and Kinetic Battery Model (KiBaM) is proposed based on the second-order RC equivalent circuit mode. The DTW algorithm is used to calculate the aging state of the battery based on data on the charging voltage, and the KiBaM model can get the unavailable capacity of the battery due to the current effect. The second-order RC equivalent circuit model is combined to derive the new SOC calculation matrix. After that, the unscented Kalman filter algorithm is used to estimate SOC. The accuracy of the hybrid model is verified based on the Urban Dynamometer Driving Schedule operating conditions. The experimental results show that the max error of the model is less than 2% under the low temperature of 10 °C environments and 200-cycle aging conditions.

Key words: lithium battery; state of charge; dynamic time warping; Kinetic Battery Model (KiBaM)

* 收稿日期:2023-02-14

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51775179), National Natural Science Foundation of China(51775179); 汽车仿真与控制国家重点实验室基金项目(20201210), Foundation of State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control(20201210)

作者简介:杨小龙(1973—), 男, 湖南桃源人, 湖南大学副教授, 博士生导师

[†] 通信联系人, E-mail: liuxg156@163.com

近年来,电动汽车得到了普遍的认可和广泛使用,锂离子电池作为电动汽车的主要动力之一,得到了快速发展.准确估算电池荷电状态(State of Charge, SOC),对防止电池过充过放、延长电池使用寿命具有重要意义^[1].然而,在实际应用中SOC估计仍有一些关键问题需要解决.锂离子电池具有强时变性、非线性等特征,很难从外部特性估计内部状态^[2].而随着电池老化、环境温度的变化,电池SOC估计精度随之下降.可靠的电池管理系统需要对处于各状态下的电池均实现准确的SOC估计.因此,考虑环境温度与老化状态的SOC估计算法是必不可少的.

基于模型的SOC估算方案应用广泛,该方案需要精确的电池模型,这类模型主要有Rint模型、Thevenin模型等等效电路模型及其优化形式,准二维模型、单粒子模型等电化学模型^[3-5].车用电池使用工况复杂,实现低温和老化环境下的高精度SOC计算具有工程实际意义和经济意义,同时也是研究的重点与难点.在离线状态下,通过大量的实验数据获得电池工作温度范围内模型特征参数如开路电压、欧姆内阻以及极化电容等与SOC之间的关系曲线或关系图,通过自适应联合卡尔曼滤波算法或查表法更新SOC估计中的模型参数,可以实现不同环境温度下的SOC估计^[6-7].基于实验数据搭建了长短期记忆人工神经网络,把环境温度变化作为训练数据的一部分,将该模型计算SOC作为UKF算法的修正参考值,也可以在不同温度下进行SOC估计^[8].

于智龙等学者设计了脉冲校准实验,降低了电池老化对模型参数和放电容量的影响,加入遗忘因子改良拓展卡尔曼滤波算法(Extended Kalman Filter, EKF),提高了老化状态下电池SOC的计算精度^[9].将电池容量作为状态量,通过递推最小二乘法(Recursive Least Square, RLS)进行在线计算,建立双时间尺度的SOC估计器或进行联合估计,降低由于老化、容量衰减导致的SOC估计误差^[10-11].Yu等^[12]利用充电容量数据训练Elman神经网络,实现电池可用容量的预测,最后基于自适应拓展卡尔曼滤波算法(Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF)计算电池SOC.为保证复杂环境下电池模型的适用性,基于蒙特卡洛思想确定系数的迁移模型,从而在老化状态和环境温度影响未知时保证搭建模型的准确性^[13].将老化与温度进行耦合,建立多级电池老化-温度联合模型,采用容积卡尔曼滤波对模型的状态进行计

算,实现在不同老化程度和温度情况下的电池SOC估计^[14].将环境温度、电池工作电流与电压作为训练数据,搭建动态驱动神经网络模型,可以很好地表现工作温度与老化对电池特性的非线性影响,进而提高SOC估计的准确性^[15].

综上所述,建立环境温度、电池循环老化状态与电池模型参数之间的关系,结合先进算法可以很好地平衡SOC估计算法在复杂工况下的计算量与计算精度,在此基础上,考虑放电过程对放电容量的影响,通过DTW算法降低电池容量的获取难度,可进一步提高模型在实际工程应用中的可行性.本文搭建的DTW-KiBaM模型,将环境温度变化和电池老化状态引入SOC计算矩阵,采用UKF算法实现SOC的高精度估计,最后在低温和老化实验中验证了混合模型的准确性.

1 DTW-KiBaM模型搭建

1.1 总体架构及实验设备

本文搭建的DTW-KiBaM混合模型结构如图1所示,由DTW算法、KiBaM模型、二阶RC等效电路三部分组成.

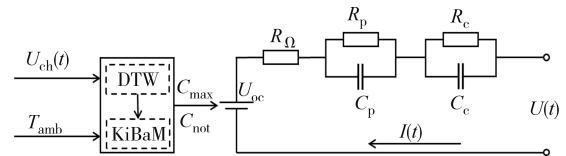


图1 DTW-KiBaM混合模型结构

Fig.1 The structure of DTW-KiBaM hybrid model

图1中, $U(t)$ 为电池的输出电压, $I(t)$ 为电池工作电流,模型基本工作原理是基于DTW算法,利用电池恒流恒压充电数据 $U_{ch}(t)$ 与环境温度 T_{amb} ,得到电池的老化状态 t_c 以及最大可用容量 C_{max} ,将 t_c 和 T_{amb} 作为自变量,利用参数图,得到KiBaM模型参数中的容量比 c 扩散速率 k' ,而后基于KiBaM模型计算电池的不可用容量函数 $C_{not}(t)$.利用带遗忘因子的递归最小二乘法(Forgetting Factor Recursive Least Square, FFRLS)通过输出电压与工作电流进行在线参数辨识,得到二阶RC模型中的欧姆内阻 R_{Ω} 、电化学极化内阻 R_p 、浓差极化内阻 R_c 以及对应的极化电容 C_p 和 C_c ,结合 C_{max} 、 $C_{not}(t)$ 推导SOC计算矩阵,最后使用UKF算法估计电池SOC,整体流程如图2所示.

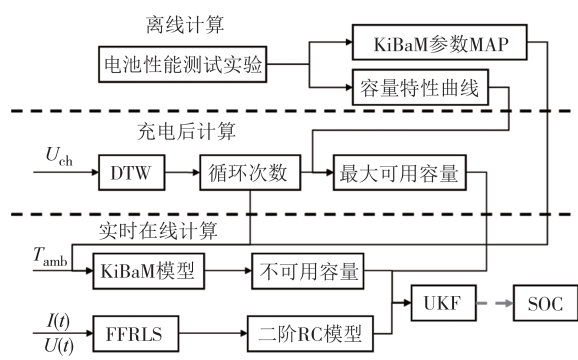


图 2 基于 DTW-KiBaM 模型 SOC 估计方案流程图

Fig. 2 The flow chart of SOC estimation scheme based on DTW-KiBaM model

实验测试平台如图 3 所示,包括电池检测系统、恒温恒湿箱、实验电池,以及用于控制实验设备的上位机。电池检测系统为电池充放电测试仪(新威 BTS-5V50A 电池检测设备),电压与电流测量精度为 0.1% FS。

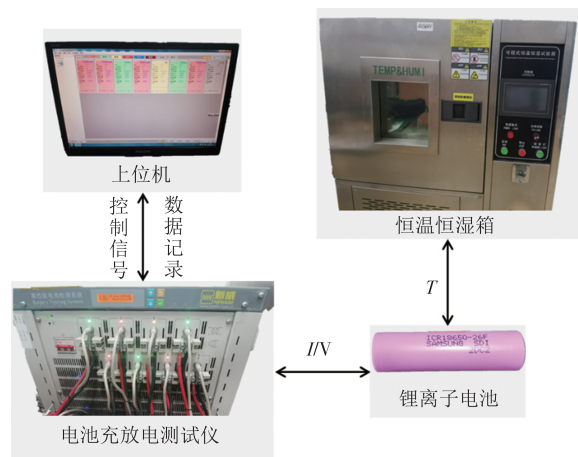


图 3 实验测试平台

Fig. 3 The platform of experimental test

采用三星的 ICR18650-26F 电池进行本次实验,该款电池的额定电压为 3.7 V,充放电终止电压为 4.2 V 及 2.75 V,初始额定容量为 2.6 Ah。基于现行国家标准及文献报告^[16-17],同批次电池出厂容量差值低于额定容量的 5%,故采用三枚同批次电池进行实验,分别标记为 A、B 和 C 电池,其中 A 电池用于统计循环老化充电电压数据以及最大放电容量数据,B 电池进行关于 KiBaM 模型的参数辨识,C 电池用于验证计算。

1.2 二阶 RC 等效电路模型

图 4 为二阶 RC 等效电路模型,根据基尔霍夫定律,推导二阶 RC 等效电路模型的状态方程,如式(1)

所示。

$$\begin{cases} U(t) = U_{oc}(t) - I(t)R_{\Omega} - U_p(t) - U_c(t) \\ U_p(t) = U_p(t-1) \cdot e^{-\frac{t}{\tau_p}} + I(t-1) \cdot R_p(1 - e^{-\frac{t}{\tau_p}}) \\ U_c(t) = U_c(t-1) \cdot e^{-\frac{t}{\tau_c}} + I(t-1) \cdot R_c(1 - e^{-\frac{t}{\tau_c}}) \end{cases} \quad (1)$$

时间常数 $\tau_p = R_p \cdot C_p$ 、 $\tau_c = R_c \cdot C_c$, 电池 SOC 常用估计方法可表述如下:

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \frac{\eta \int_{t_0}^t i(t) dt}{C_{max}} \quad (2)$$

式中: η 为电池充放电效率; C_{max} 表示当前老化状态下的电池最大可用容量。

模型的参数辨识采用 FFRLS 算法在线进行,该算法可以在保证计算简便的同时,解决旧数据堆叠导致新数据影响力过低的问题,保证算法长时间运行下的高辨识精度^[18-19]。

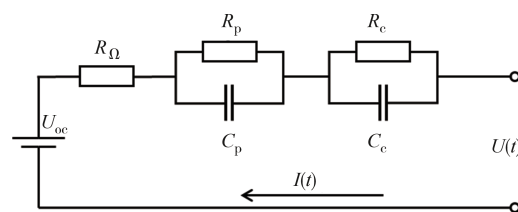


图 4 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 4 The second-order RC equivalent circuit model

1.3 DTW 算法

DTW 算法的主要思想是基于动态规划的方法,对两个时间序列进行延伸或缩短,进而计算两者之间的相似距离,最终得到两者之间的最短距离(即 DTW 距离),最早应用于语音识别领域,而后在电池数据分析领域也得到了一定的应用^[20-21]。电池具有相对稳定的充电环境,获取充电数据的难度低而准确性高,基于该特点可以利用电池的恒流恒压充电数据,建立充电电压曲线与循环次数的对应关系。在电池循环次数未知的情况下,使用 DTW 算法,利用电池的实际充电电压数据,计算与不同循环老化的充电电压数据之间的最小 DTW 距离,实现对当前电池循环状态的计算。DTW 算法结构如图 5 所示。 $V_{1,m}$ 、 $V_{2,n}$ 分别是实验记录充电电压数据和辨识电压数据,通过 DTW 算法计算得到的两组电压数据的 DTW 距离矩阵 $V_{n \times m}$ 如图 6 所示。

图 6 中, $D(n, m)$ 的值为序列 $V_{1,m}$ 、 $V_{2,n}$ 的 DTW 距

算法 1:DTW 算法	
输入:	时间序列 $V_{1,m}$ 、 $V_{2,n}$
输出:	$D_{m \times n}$
1.	$D_{m \times n} = \text{inf}$
2.	for ($j = 1; j \leq n; j++$) do
3.	for ($i = 1; i \leq m; i++$) do
4.	$D(i, j) = V_{1,i} - V_{2,j} + \min \{D(i-1, j-1), D(i-1, j), D(i, j-1)\}$
5.	end for
6.	end for

图5 DTW 算法结构

Fig.5 The structure of DTW algorithm

	$V_{1,1}$	$V_{1,2}$...	$V_{1,m}$
$V_{2,1}$	$D(1, 1)$	$D(1, 2)$...	$D(1, m)$
$V_{2,2}$	$D(2, 1)$	$D(2, 2)$...	$D(2, m)$
...
$V_{2,n}$	$D(n, 1)$	$D(n, 2)$...	$D(n, m)$

图6 双时间序列 DTW 矩阵图

Fig.6 The matrix figure of dual time series

离,寻找辨识电压数据与不同循环状态下的充电电压数据之间的最小 $D(n, m)$ 值,可得到该电池所处的循环状态.

1.4 KiBaM 模型

电流效应是电池由于静置或倍率充放电导致可用容量变化现象的统称,与电池在工作状态下实际使用容量密切相关,而环境温度与老化状态是关键影响因素^[22-23].现有算法进行 SOC 计算时,修正了电池在不同工作状态下最大容量的变化情况,忽略了电池工作时由于电流效应导致实际放出容量的波动.通过 KiBaM 模型计算的不可用容量可以修正由于该效应产生的 SOC 计算误差.

KiBaM 模型是一种直观而简单的分析模型,通过动力学方程组描述了电池的电流效应发生的过程^[24].该模型假定电池有两个容量井,并且容量井以容量比 $c(0 < c < 1)$ 分布,如图 7 所示.

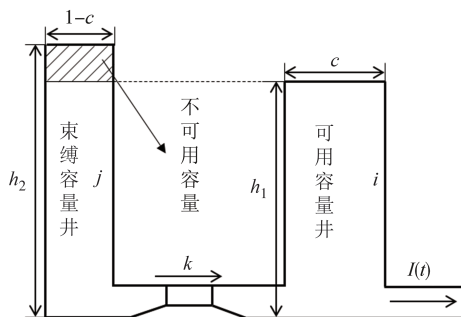


图7 KiBaM 模型结构

Fig.7 The structure of KiBaM model

图7中右边部分 i 称为可用容量井,可直接对外输出电荷,而左边部分 j 为束缚容量井,束缚容量需通过阀门 k 转换成可用容量才能对外输出,两者高度

差部分的容量为不可用容量.

可用容量井的电荷流速由使用电流决定,束缚容量井的电荷流速由阈值 k 和两个容量井的高度差 $(h_2 - h_1)$ 决定,当右侧容量井的高度 $h_1 = 0$ 时,表示电池处于电量耗尽状态.取放电电流为正,则 KiBaM 模型的控制方程如式(3)所示.

$$\begin{cases} \frac{di}{dt} = -I(t) + k(h_2 - h_1) \\ \frac{dj}{dt} = -k(h_2 - h_1) \end{cases} \quad (3)$$

对式(3)通过拉氏变换求解微分方程,如式(4)所示:

$$\begin{cases} i(t) = i(0) + (Q(0)k'c + I) \cdot (1 - e^{-k't})/k' + Ic(1 - e^{-k't})/k' \\ j(t) = j(0) + Q(0)(1 - c)(1 - e^{-k't}) + I(1 - c)(k't - 1 + e^{-k't})/k' \\ \delta(t) = h_2(t) - h_1(t) = j(t)/(1 - c) - i(t)/c \end{cases} \quad (4)$$

式中: $k' = k/[c(1 - c)]$ 是关于电池扩散速率的常数; $\delta(t)$ 表示左右两个电荷井的高度差; $Q(0)$ 表示电池的总初始容量,满电量状态时等于电池的额定容量. $i(0)$ 为可用容量井的初始电量; $j(0)$ 为束缚容量井的初始电量,满足如下对应关系: $i(0) = c \cdot Q(0)$, $j(0) = (1 - c) \cdot Q(0)$.

已知电池的不可用容量 $C_{\text{not}}(t) = (1 - c) \cdot \delta(t)$,结合公式(4)得到下式:

$$C_{\text{not}}(t) = \begin{cases} (1 - c) \left[\delta(t_0)e^{-k'(t-t_0)} - \frac{I}{c} \cdot \frac{1 - e^{-k'(t-t_0)}}{k'} \right] & (t_0 < t < t_d) \\ (1 - c) \cdot \delta(t_d)e^{-k'(t-t_d)} & (t_d < t < t_r) \end{cases} \quad (5)$$

其中电池在 t_0 至 t_d 时刻以电流 I 进行放电,在 t_d 至 t_r 时刻静置,初始条件 $\delta(t_0) = 0$ 且 $C_{\text{not}}(t_0) = 0$.

1.5 混合模型 SOC

混合模型在 SOC 计算中用不可用容量函数来反映电流效应对电池的影响,动态导入电池的最大放电容量 C_{max} 表征循环老化的影响,则 SOC 的表达式可以修正为式(6)、式(7):

$$\text{SOC}(t) = \text{SOC}(t_0) + \frac{\int_{t_0}^t I(t)dt - C_{\text{not}}(t)}{C_{\text{max}}} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \text{SOC}(t+1) = \text{SOC}(t) + \frac{1 - F_{\text{not}}(t)}{C_{\text{max}}} \cdot I(t) \\ F_{\text{not}}(t+1) = \frac{C_{\text{not}}(t+1) - C_{\text{not}}(t)}{I(t+1)} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\text{SOC}(t_0)$ 为初始 SOC; $F_{\text{not}}(t)$ 是电池不可用容量函数. 混合模型的 SOC 计算矩阵如下:

$$\begin{pmatrix} \text{SOC}(k) \\ U_p(k) \\ U_c(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & a_1 & 0 \\ 0 & 0 & a_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{SOC}(k-1) \\ U_p(k-1) \\ U_c(k-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1 - F_{\text{not}}(k-1)}{C_{\text{max}}} \\ b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} I(k-1) + \omega(k-1) \quad (8)$$

$$U(k) = U_{\text{oc}}(k) - I(k)R_{\Omega} - U_p(k) - U_c(k) + \nu(k) \quad (9)$$

其中:

$$\begin{cases} a_1 = e^{-\frac{\Delta T}{\tau_p}} \\ a_2 = R_p(1 - e^{-\frac{\Delta T}{\tau_p}}) \\ b_1 = e^{-\frac{\Delta T}{\tau_c}} \\ b_2 = R_c(1 - e^{-\frac{\Delta T}{\tau_c}}) \end{cases} \quad (10)$$

取 $x(k) = [\text{SOC}(k), U_p(k), U_c(k)]$ 为状态变量; $u(k) = I(k)$ 为控制变量; $y(k) = U(k)$ 为输出状态. 可将公式(8)、公式(9)转化成非线性离散系统的空间状态方程:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ y_k = g(x_k, u_k) + v_k \end{cases} \quad (11)$$

UKF 算法采用 UT 变换与卡尔曼滤波算法结合, 在不增加算法复杂度的前提下, 实现对非线性系统的预测计算. 算法流程图如图 8 所示^[25].

其中输入量中 $U(t)$ 、 $I(t)$ 为电流电压测量值, X_0 取 $[0.8, 0, 0]$, 测试噪声 $R = [1, 0.1, 0.01] \cdot 10^{-5}$, UT 变换中 $\alpha = 0.1$, $\beta = 2$, $\kappa = 0$, 而 W_c 与 W_m 为权重矩阵, 其余量为测量数据基于 FFRLS 算法进行在线辨识得到的实时数据.

2 基于 DTW-KiBaM 模型的 SOC 估计

2.1 最大容量计算

图 9 为 A 电池在老化过程中记录的恒流恒压充电电压曲线和最大可用容量 C_{max} 曲线. 电池最大可

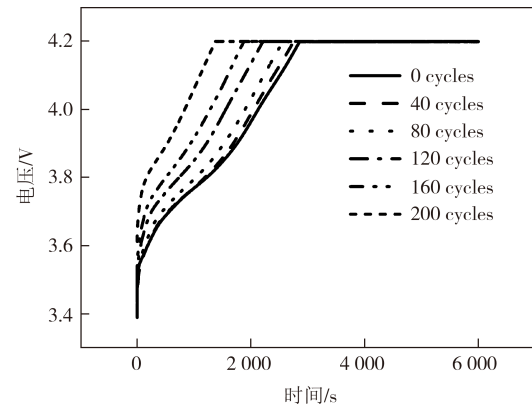
算法 2: UKF 算法

输入: $U_{\text{oc}}, U(t), I(t), R_{\Omega}, R_p, R_c, C_p, C_c$
输出: X

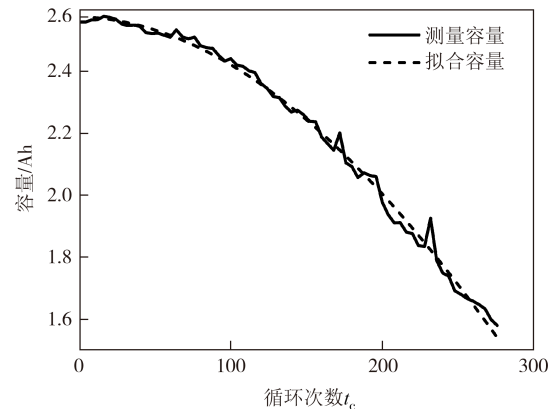
1. Initialize $X(0)$
2. $\bar{X}(0) = E[X(0)], P_0 = E[(X(0) - \bar{X}(0))(X(0) - \bar{X}(0))^T]$ //初始化
3. for $(k = 1; j \leq n; k++)$ do
4. $X_{k-1}^0 = \bar{x}(k-1)$
 $X_{k-1}^i = \bar{x}(k-1) + \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}, i = 1, 2, \dots, n$ //UT 变换
 $X_{k-1}^i = \bar{x}(k-1) - \sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}, i = n+1, \dots, 2n$
5. $\hat{x}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i X_{k/k-1}^i$ //计算状态协方差
 $P_{k/k-1} = [X_{k/k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}]^T \times \sum_{i=0}^{2n} W_c^i [X_{k/k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}] + Q_k$
6. $y_{k/k-1} = g(X_{k-1}, u_{k-1})$
 $\hat{y}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i y_{k/k-1}^i$ //计算系统观测均值
7. $P_{x_k y_k} = [y_{k/k-1}^i - \hat{y}_{k/k-1}]^T \times \sum_{i=0}^{2n} W_c^i [X_{k/k-1}^i - \hat{x}_{k/k-1}]$ //计算系统协方差
 $P_{y_k y_k} = [y_{k/k-1}^i - \hat{y}_{k/k-1}]^T \times \sum_{i=0}^{2n} W_c^i [y_{k/k-1}^i - \hat{y}_{k/k-1}] + R_k$
8. $K = P_{x_k y_k} P_{y_k y_k}^{-1}$ //计算卡尔曼增益
9. $\hat{x}_k = \hat{y}_{k/k-1} + K(y_k - \hat{y}_{k/k-1})$ //更新系统状态与协方差
 $P_k = P_{k/k-1} - K P_{y_k y_k} K^{-1}$
10. end for

图 8 UKF 算法结构

Fig.8 The structure of UKF algorithm



(a) 充电电压曲线



(b) 最大可用容量曲线

图 9 老化实验结果

Fig.9 The results of the aging test

用容量曲线经过多项式拟合, 可以得到与循环次数的函数关系. 电池循环次数 t_c 与 C_{max} 的拟合关系表达式如下:

$$C_{\max}(t_c) = 3.94 \cdot 10^{-9} \cdot t_c^3 - 1.51 \cdot 10^{-5} \cdot t_c^2 - 10^{-4} \cdot t_c + 2.574 \quad (12)$$

在整个电压使用周期内,充电电压曲线、电池最大可用容量都与循环次数有较强对应关系,通过 DTW 算法可以基于充电电压数据以循环次数作为中间变量,获得电池最大可用容量.

首先计算目标电池的充电电压曲线与图9(a)中各曲线 DTW 距离,最小 DTW 距离出现的循环次数即为目标电池循环状态,而后结合公式(12),可得到电池在该状态下的最大可用容量.

为了验证上面的方法,将C电池进行20次循环充放电后,记录最后一次充电电压数据,计算该数据与图9(a)各曲线 DTW 距离,其中实验室电压测量误差为±5 mV,为模拟电池数据的实际采集情况,在测量电压值的基础上增加均值为 10 mV、方差为 10⁻⁴、最大采样噪声为 52 mV 的有色噪声,再次计算 DTW 距离,得到图 10.

其中最小 DTW 距离出现在 20 次循环的位置,且最小值特性明显,与实际循环次数一致,同时增加有色白噪声后,DTW 曲线形状不变,不影响最小值的确定,可说明该算法对实际电池充电过程中电压数据可能存在的误差扰动具有很好的容忍度,即具有一定的鲁棒性.将通过 DTW 算法获得的循环老化次数代入式(12),获得电池在当前循环状态下的最大可用容量为 2.566 Ah.

在电动汽车的实际充电过程中,不完整的充电过程相对频繁.因此这里截取充电完整数据中的一部分,即 SOC 从 0~50%、20%~80% 以及 50%~100%

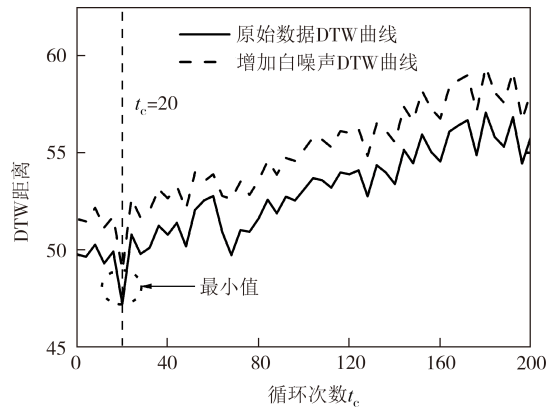
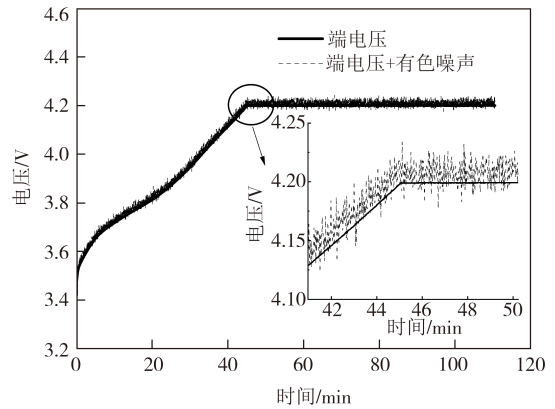


图 10 DTW 匹配结果

Fig.10 The results of DTW matching

的充电电压数据,基于部分充电电压数据计算 DTW 距离曲线,得到图 11.

图 11 中加深的曲线为选择的充电电压数据片段以及对应电池 SOC 变化范围,通过计算的 DTW 距离可以看出,基于部分充电电压数据依旧可以通过 DTW 算法获得与图 10 一样准确的电池老化循环次数.

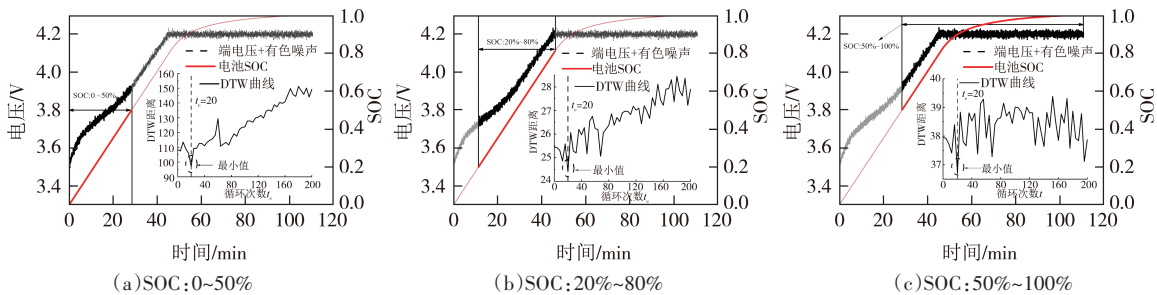


图 11 片段电压数据 DTW 计算结果

Fig.11 The results of DTW by partial voltage data

2.2 KiBaM 模型参数辨识

如前所述,为获得 KiBaM 模型参数,取高倍率(2 C)恒流放电容量作为 $i(0)$,低倍率(0.2 C)恒流放电容量作为 $Q(0)$,则 $c = i(0)/Q(0)$,将已知量代入公

式(4)即可求得参数 k' ,称该过程为倍率放电实验.在不同老化程度和环境温度下对 B 电池进行倍率放电实验,可得到系列容量 c 和扩散系数 k' 数值,整理绘制成参数图,结果如图 12 所示.

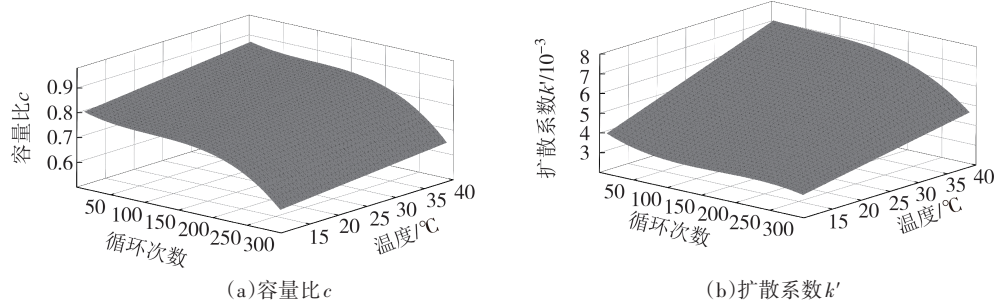


图 12 KiBaM 模型辨识结果

Fig.12 The results of KiBaM model identification

从图 12 中可以看出,在低温和老化状态下,模型的容量比和扩散速率都显著降低,即电池随着环境温度降低和老化,由于电流效应产生的不可用容量增加,对电池 SOC 的影响将更加显著.

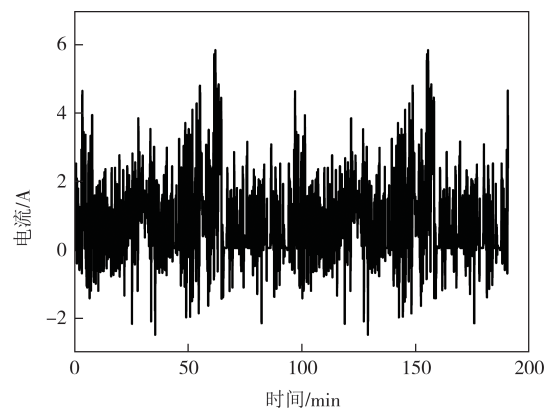
2.3 SOC 估计

本文搭建的 DTW-KiBaM 模型引入电池最大可用容量以及不可用容量,提高了 SOC 估计的准确性.为验证模型在动态工况下的计算精度,将循环 20 次充放电后的 C 电池在环境温度 25 °C 下进行 UDDS 工况实验.使用 FFRLS 算法基于电流电压数据进行参数在线辨识,电池最大可用容量已经由 DTW 算法结合实验数据计算获得,利用老化状态与环境温度得到 KiBaM 模型参数,最后通过 UKF 算法计算电池 SOC.其中 UDDS 测试的电流电压数据如图 13 所示.

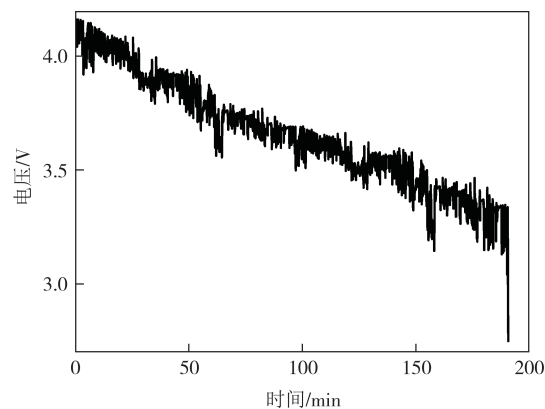
FFRLS 算法中的遗忘因子取 0.98,得到的辨识结果如图 14 所示.

图 14(f)为二阶 RC 模型端电压与实验测量电压的误差,误差保持在 ± 0.02 V 以内,表明 FFRLS 算法的辨识结果具有较好的可信度.根据参数辨识的结果,使用 UKF 算法计算电池 SOC,结果如图 15 所示.其中 SOC 实验值是基于电池实验实际放出电量通过安时积分法计算.

从图 15 中可知,混合模型的 SOC 初始误差为 20%,在 600 s 内收敛到准确值 2%,并持续保持在 $\pm 2\%$ 以内,取收敛后的数据进行分析,模型计算 SOC 的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 为 0.984%,均方误差 (Mean Square Error, MSE) 为 0.014%,均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 为 1.173%.从电压曲线可以看出,UKF 算法能够较好地进行反馈调节,取收敛后数据进行分析,模



(a) 电流响应曲线



(b) 电压响应曲线

图 13 UDDS 工况响应曲线

Fig.13 The condition response of UDDS

型计算输出电压的 MAE、MSE 以及 RMSE 分别为: 0.403%、0.003% 以及 0.570%. 结果表明, DTW-KiBaM 模型结合 UKF 算法可以在常温下对 SOC 进行高精度估计,在较高初始误差下可以收敛至准确值附近,具有较高的准确性.

3 低温环境及老化实验验证

锂电池在老化后或低温环境下放电困难导致 SOC 估计出现较大误差,而实验电池在 200 次循环老

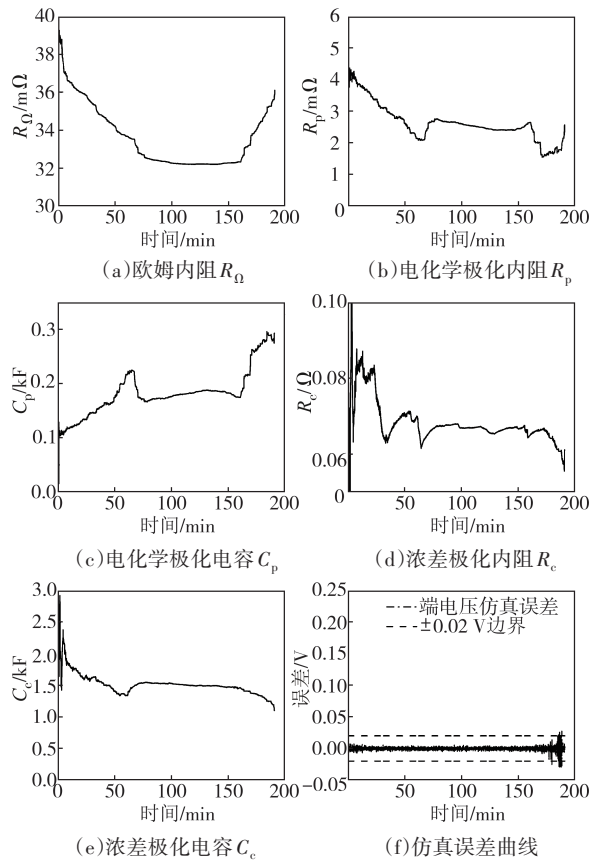


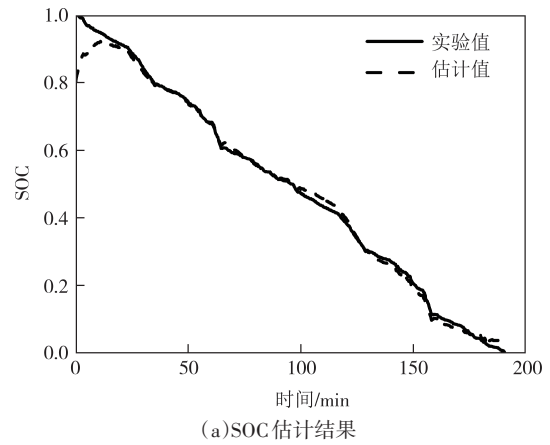
图14 二阶RC模型参数辨识结果及误差曲线

Fig.14 The results and error curves of the parameter identification of the second-order RC model

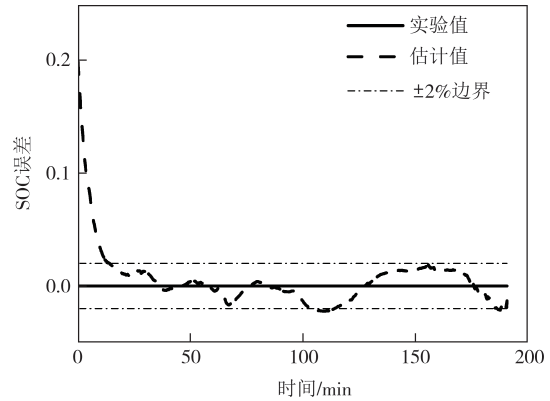
化后以及 10 °C 环境温度下放电容量为初始容量的 80% 左右,为验证混合模型在该状态下 SOC 估计的准确性,在 10 °C 低温环境温度下,使 C 电池以 UDSS 工况进行放电,验证低温条件下混合模型 SOC 估计的准确性,结果如图 16 所示.然后将该电池循环老化 200 次后,在 25 °C 环境温度下,再以 UDSS 工况进行放电,验证电池老化后混合模型对 SOC 估计的准确性,结果如图 17 所示.

由图 16 可知,在 UKF 算法的调节下,两个模型计算 SOC 都在 600 s 内收敛到 2% 误差附近,而二阶 RC 模型由于未考虑环境温度的影响因素,整体计算精度低于 DTW-KiBaM 混合模型.混合模型将温度的影响通过 KiBaM 模型体现在不可用容量函数中,并导入 SOC 计算矩阵,在保证 SOC 估计的误差在 ±2% 以内的同时,于放电截止时,混合模型计算 SOC 接近 0,与实际相符.

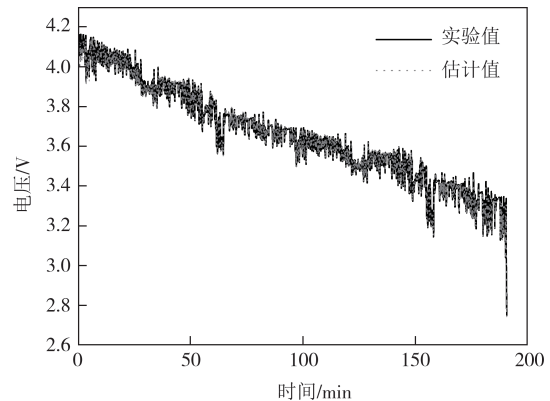
图 17 为 200 次循环后电池在 25 °C 环境下的 SOC 估计结果,两个模型在 600 s 内完成 SOC 收敛计算,



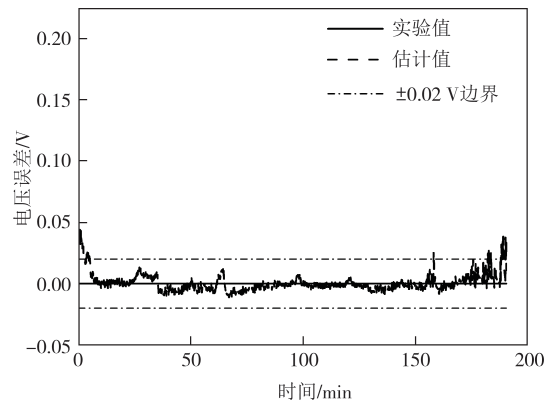
(a)SOC 估计结果



(b)SOC 估计误差



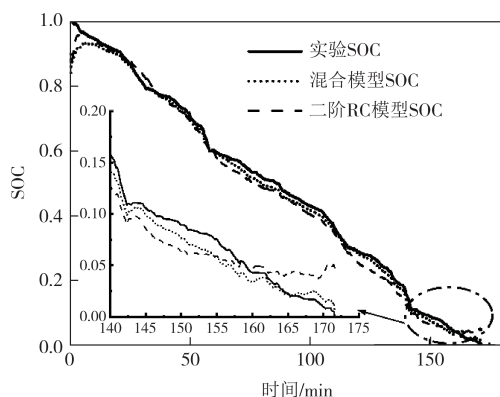
(c)模型电压与实际电压曲线



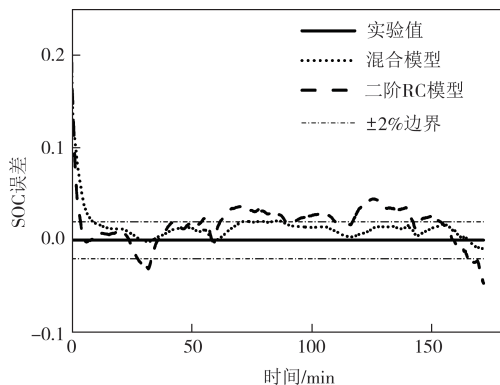
(d)模型电压误差

图 15 算法计算结果

Fig.15 The results of the algorithm



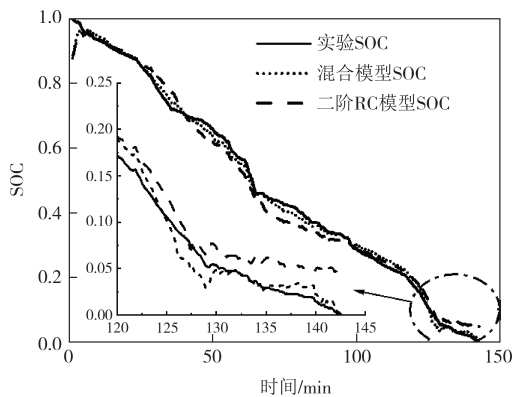
(a) 低温下不同模型 SOC 估计结果



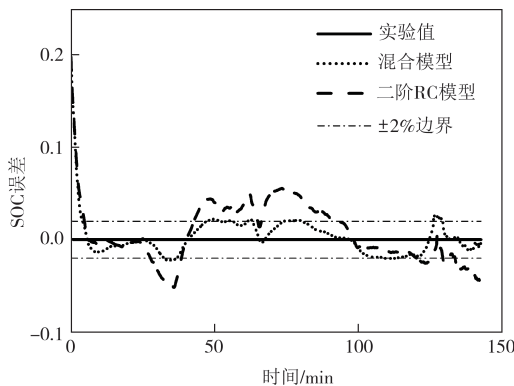
(b) 低温下不同模型 SOC 估计误差

图 16 10 °C SOC 估计结果

Fig.16 The results of SOC calculation at 10 °C



(a) 老化后不同模型 SOC 估计结果



(b) 老化后不同模型 SOC 估计误差

图 17 200 次循环 SOC 估计结果

Fig.17 The results of SOC calculation at 200 cycles aging

但是二阶 RC 模型忽略了电池老化导致最大可用容量的变化,使得后续仿真计算精度无法得到保证.而混合模型通过 DTW 算法主动求解电池老化状态,实现了最大可用容量的估计,同时基于 KiBaM 模型考虑了老化对电池电流效应的影响,保证了 SOC 估计的误差在 $\pm 2\%$ 以内,实现了老化状态下的 SOC 的准确估计.分别计算低温环境以及电池老化后两种模型下 SOC 的 MAE、MES 以及 RMSE,结果如表 1 所示.

表 1 模型 SOC 估计误差评价对比表

Tab.1 The table of SOC calculation error

电池状态	MAE/%	MSE/%	RMSE/%
	二阶 RC 模型/ 混合模型	二阶 RC 模型/ 混合模型	二阶 RC 模型/ 混合模型
低温环境	2.131/1.124	0.058/0.016	2.405/1.253
老化状态	2.407/1.213	0.083/0.020	2.879/1.414

从表 1 中可看出,DTW-KiBaM 模型在低温环境下的 MAE、MSE、RMSE 分别为 1.124%、0.016%、1.253%,相较于二阶 RC 等效电路模型分别降低了 1.007%、0.042%、1.152%.在电池处于老化状态时,DTW-KiBaM 模型的 MAE、MSE、RMSE 相对于二阶 RC 等效电路模型降低了 1.194%、0.063%、1.465%.可以说明,搭建的 DTW-KiBaM 模型可以有效地提高电池在低温环境以及老化后的 SOC 计算准确性.

4 结论

在二阶 RC 等效电路模型的基础上,考虑电池的工作环境温度以及老化状态,设计了 DTW-KiBaM 混合电路模型,实现了基于 DTW 算法定位电池的循环老化次数,获得电池最大可用容量,引入 KiBaM 模型描述电池在电流效应影响下的实际容量变化情况,提高电池全放电过程中的 SOC 计算精度.

通过 DTW-KiBaM 模型对 UDDS 工况进行 SOC 估计,结果表明混合电路模型在正常工况、10 °C 低温工况以及 200 次循环老化工况下都可以在初始误差为 20% 的情况下,收敛至与真实 SOC 误差在 2% 以内,相较于二阶 RC 等效电路模型在精度上有着明显的提高,增加了模型在复杂工况下的适用性与准确性.

同时本文的研究工作还存在着一些不足,如增加了环境温度对电池状态影响,未考虑电池内部温度的影响以及该模型算法对电池组 SOC 计算的应用.

参考文献

- [1] LI N, ZHANG Y, HE F X, et al. Review of lithium-ion battery state of charge estimation [J]. *Global Energy Interconnection*, 2021, 4(6): 619-630.
- [2] CHEN T, HUO M M, YANG X L, et al. A fast lithium-ion battery impedance and SOC estimation method based on two-stage PI observer[J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2021, 12(3): 108.
- [3] 卢林. 动力电池SOC估算等效电路模型研究论述[J]. *汽车实用技术*, 2021, 46(14): 160-162.
LU L. Research on equivalent circuit model of power battery SOC estimation [J]. *Automobile Applied Technology*, 2021, 46(14): 160-162. (in Chinese)
- [4] ANDERSSON M, STREB M, KO J Y, et al. Parametrization of physics-based battery models from input-output data: a review of methodology and current research[J]. *Journal of Power Sources*, 2022, 521: 230859.
- [5] 程泽, 吕继考, 刘继光, 等. 等效滞回模型在锂离子电池SOC估计中的应用[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2015, 42(4): 63-70.
CHENG Z, LÜ J K, LIU J G, et al. Application of equivalent hysteresis model in estimation of state of charge of lithium-ion battery [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2015, 42(4): 63-70. (in Chinese)
- [6] WANG Q T, QI W. New SOC estimation method under multi-temperature conditions based on parametric-estimation OCV [J]. *Journal of Power Electronics*, 2020, 20(2): 614-623.
- [7] CHIN C, GAO Z C, CHIEW J, et al. Nonlinear temperature-dependent state model of cylindrical LiFePO₄ battery for open-circuit voltage, terminal voltage and state-of-charge estimation with extended Kalman filter[J]. *Energies*, 2018, 11(9): 2467.
- [8] YANG F F, ZHANG S H, LI W H, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries using LSTM and UKF [J]. *Energy*, 2020, 201: 117664.
- [9] 于智龙, 李龙军, 韦康. 考虑老化的修正EKF算法估计锂电池SOC[J]. *哈尔滨理工大学学报*, 2022, 27(4): 125-132.
YU Z L, LI L J, WEI K. Modified EKF algorithm considering aging to estimate the SOC of lithium-ion battery [J]. *Journal of Harbin University of Science and Technology*, 2022, 27(4): 125-132. (in Chinese)
- [10] WEI Z B, ZHAO J Y, JI D X, et al. A multi-timescale estimator for battery state of charge and capacity dual estimation based on an online identified model[J]. *Applied Energy*, 2017, 204: 1264-1274.
- [11] LI X Y, WANG Z P, ZHANG L. Co-estimation of capacity and state-of-charge for lithium-ion batteries in electric vehicles [J]. *Energy*, 2019, 174: 33-44.
- [12] YU Q Q, XIONG R, YANG R X, et al. Online capacity estimation for lithium-ion batteries through joint estimation method [J]. *Applied Energy*, 2019, 255: 113817.
- [13] TANG X P, WANG Y J, ZOU C F, et al. A novel framework for lithium-ion battery modeling considering uncertainties of temperature and aging [J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 180: 162-170.
- [14] WU Y, ZHAO H, WANG Y C, et al. Research on life cycle SOC estimation method of lithium-ion battery oriented to decoupling temperature [J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 4182-4195.
- [15] CHAOUI H, IBE-EKEOCHA C C. State of charge and state of health estimation for lithium batteries using recurrent neural networks [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(10): 8773-8783.
- [16] 电动汽车用动力蓄电池电性能要求及试验方法: GB/T 31486—2015[S]. 北京: 中国标准出版社, 2015.
Electrical performance requirements and test methods for traction battery of electric vehicle: GB/T 31486—2015 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2015. (in Chinese)
- [17] VITOLS K, GRINFOGELS E, NIKONOROV D. Cell capacity dispersion analysis based battery pack design [C]//2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE). November 8-10, 2018. Vilnius, Lithuania: IEEE, 2018: 1-5.
- [18] LAO Z Z, XIA B Z, WANG W, et al. A novel method for lithium-ion battery online parameter identification based on variable forgetting factor recursive least squares [J]. *Energies*, 2018, 11(6): 1358.
- [19] XIA B Z, LAO Z Z, ZHANG R F, et al. Online parameter identification and state of charge estimation of lithium-ion batteries based on forgetting factor recursive least squares and nonlinear Kalman filter [J]. *Energies*, 2017, 11(1): 3.
- [20] YAN N, YAO Y B, JIA Z D, et al. Online battery health diagnosis for electric vehicles based on DTW-XGBoost [J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 121-128.
- [21] ZHOU K Q, QIN Y, LAU B P L, et al. Lithium-ion battery state of health estimation based on cycle synchronization using dynamic time warping [C]//IECON 2021-47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, October 13-16, 2021. Toronto, ON, Canada: IEEE, 2021: 1-6.
- [22] RODRIGUES L, MONTEZ C, MORAES R, et al. A temperature-dependent battery model for wireless sensor networks [J]. *Sensors*, 2017, 17(2): 422.
- [23] FENNER G P, RAMOS L F, CANHA L N. Battery analysis using kinetic battery model with voltage response [C]//2020 55th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), September 1-4, 2020. Turin, Italy: IEEE, 2020: 1-5.
- [24] YANG X L, CHEN Y J, LI B, et al. Battery states online estimation based on exponential decay particle swarm optimization and proportional-integral observer with a hybrid battery model [J]. *Energy*, 2020, 191: 116509.
- [25] SHEHAB EL DIN M, HUSSEIN A A, ABDEL-HAFEZ M F. Improved battery SOC estimation accuracy using a modified UKF with an adaptive cell model under real EV operating conditions [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2018, 4(2): 408-417.