

不同温度下锂离子电池自适应多状态联合估计*

王中伟¹ 杨坤¹ 马超¹ 王记磊² 王杰¹

(1. 山东理工大学, 淄博 255000; 2. 长春汽车检测中心有限责任公司, 长春 130013)

【摘要】为了准确估计不同温度下电池参数、荷电状态及功率状态, 提出基于自适应遗忘因子的递推最小二乘法联合自适应扩展卡尔曼滤波算法。通过实时校正、更新参数, 提升电池参数辨识和荷电状态估计的精度; 以模型端电压辨识结果、荷电状态估计结果及电池最大放电电流为约束, 实现电池功率状态联合估计。试验结果表明: 动态应力测试工况下, 辨识电压最大绝对误差和荷电状态最大绝对误差结果分别为 62.699 mV 和 1.894%; 当持续放电时间为 5 s、30 s 和 120 s 时, 电池功率的平均误差分别为 5.6×10^{-3} W、 6.5×10^{-3} W 及 8.0×10^{-3} W, 所提出的自适应联合估计算法可有效提高参数辨识和状态估计的精度。

关键词: 锂离子电池 自适应遗忘因子递推最小二乘法 自适应扩展卡尔曼滤波 在线参数辨识 联合估计

中图分类号: U469.72 文献标志码: A DOI: 10.19620/j.cnki.1000-3703.20231131

Adaptive Multistate Combined Estimation for Lithium-Ion Battery at Different Temperatures

Wang Zhongwei¹, Yang Kun¹, Ma Chao¹, Wang Jilei², Wang Jie¹

(1. Shandong University of Technology, Zibo 255000; 2. Changchun Automotive Test Center Co., Ltd., Changchun 130013)

【Abstract】In order to accurately estimate the battery parameters, state of charge and power state at different temperatures, a recursive least squares method combined with adaptive extended Kalman filter algorithm based on adaptive forgetting factor is proposed. By correcting and updating parameters in real time, the accuracy of battery parameter identification and state-of-charge estimation is improved. Based on the constraints of the model terminal voltage identification results, the state-of-charge estimation results and the maximum discharge current of the battery, the joint estimation of the battery power state is realized. The test results show that the maximum absolute error of the identification voltage and the maximum absolute error of the state of charge are 62.699 mV and 1.894%, respectively under the dynamic stress test condition. When the continuous discharge time is 5 s, 30 s and 120 s, the average error of battery power is 5.6×10^{-3} W, 6.5×10^{-3} W and 8.0×10^{-3} W, respectively. The proposed adaptive joint estimation algorithm can improve the accuracy of parameter identification and state estimation effectively.

Key words: Lithium-ion battery, Adaptive Forgetting Factor Recursive Least Squares, Adaptive Extended Kalman Filter, Online parameter identification, Combined estimation

【引用格式】王中伟, 杨坤, 马超, 等. 不同温度下锂离子电池自适应多状态联合估计[J]. 汽车技术, 2025(4): 20-31.

WANG Z W, YANG K, MA C, et al. Adaptive Multistate Combined Estimation for Lithium-Ion Battery at Different Temperatures[J]. Automobile Technology, 2025(4): 20-31.

1 前言

作为电动汽车的主要能量源之一, 锂离子电池具有能量密度高、循环寿命长及无记忆效应等优点。电池管理系统(Battery Management System, BMS)是保证锂离子电池安全高效工作的核心组件, 其主要功能包括电池参

数辨识、荷电状态(State Of Charge, SOC)估计和功率状态(State Of Power, SOP)估计^[1]。由于电动汽车运行工况复杂多变, 容易对电池内部化学反应造成影响, 电池参数辨识是BMS安全运行的关键要素^[2]; SOC估计不仅能够预测车辆剩余行驶里程, 还可为下一时刻的参数辨识、SOP等状态估计提供依据^[3]; SOP反映了短期预测窗

*基金项目: 国家自然科学基金项目(51605265); 山东省重点研发项目(2018GGX105010)。

通信作者: 杨坤(1981—), 教授, 主要研究方向为新能源汽车关键技术及动力学控制, yangkun_sdut@163.com。

口内电池的峰值功率,能够满足电动汽车巡航、再生制动等工况的功率需求^[4-5]。因此,建立反映电池内部参数、SOC和SOP耦合关系的动力电池模型^[6],并设计联合估计算法成为电池状态估计领域的研究热点。

等效电路模型结构简单、精度高,常用于电池多状态联合估计。Chen等^[7]使用定遗忘因子递推最小二乘(Forgetting Factor Recursive Least Square, FFRLS)算法对电池的欧姆内阻、极化内阻、极化电容和端电压进行辨识,同时,将在线参数辨识算法和SOP估计算法应用于等效电路模型,模型端电压最大预测误差小于15 mV。Guo等^[8]基于Thevenin模型搭建锂离子电池在线SOC与SOP协同估计框架,采用双卡尔曼滤波算法对其进行估计,建立瞬时峰值功率在预测窗口下的多约束条件,SOC估计的平均误差为1.32%,瞬时峰值功率的平均误差低至0.288 W。Li等^[9]建立了SOC、SOP和电池可用容量协同估计框架,通过3个卡尔曼滤波器估计SOC,以容量和内阻为约束估计SOP,并在25℃和40℃环境中验证了该框架的可靠性。Long等^[10]提出一种M-1结构的双向长短时记忆神经网络算法,并基于SOC估计结果、电路模型和电池放电电流实现SOP估计。

由于电池实际工作易受到温度、工况变化等因素影响,且电池参数、荷电状态和功率状态间存在耦合关系,单一的状态估计无法兼顾估计精度和计算耗时。因此,为了提高估计精度并降低计算时间,本文提出一种基于自适应遗忘因子递推最小二乘法(Adaptive Forgetting Factor Recursive Least Squares, AFFRLS)联合自适应扩展卡尔曼滤波(Adaptive Extended Kalman Filter, AEKF)算法进行参数辨识和SOC估计,同时,基于模型端电压辨识结果、SOC估计结果及电池最大放电电流完成SOP联合估计。最后,在不同温度、工况下验证本文方案对锂离子电池的估计精度和可靠性。

2 电池模型及在线参数辨识

2.1 电池模型

戴维宁(Thevenin)等效电路如图1所示,主要由开路电压 U_{oc} 、欧姆内阻 R_0 、极化内阻 R_s 和极化电容 C_s 组成。其中, R_0 反映电池充/放电时的瞬态响应, R_s 、 C_s 反映电池充/放电期间和充/放电结束后迟滞效应期间的响应。

根据基尔霍夫定律,Thevenin等效电路模型可表示为:

$$\begin{cases} U_b = U_{oc} - U_s - i_b R_0 \\ \dot{U}_s = -\frac{U_s}{R_s C_s} + \frac{i_b}{C_s} \end{cases} \quad (1)$$

式中: U_b 为电池端电压, U_s 为模拟电池的极化电压

(RC回路电压降), i_b 为电流。

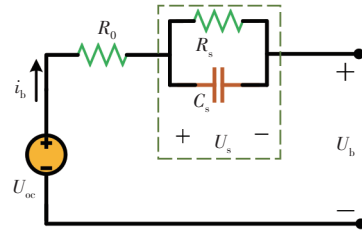


图1 Thevenin模型等效电路

2.2 开路电压-SOC-温度曲线拟合

由于SOC无法直接测量,而且电池中电荷转移速率及化学反应活性受温度 T 的影响较大,所以需要建立电池参数与SOC间关系,通过拟合法得到开路电压-SOC-温度关系式^[11],从而进行电池参数辨识与状态估计。其中,电池开路电压(Open Circuit Voltage, OCV)、温度均可由实际测量获得^[12]。具体步骤如下:

a. 电池采用恒流充电方式,达到充电终止电压时,转为恒压充电。当充电电流降至0.05 C时,停止充电,电池静置1 h。

b. 首先,以0.5 C放电电流使电池放电12 min后,静置100 min;再使用安时积分法计算当前时刻的SOC;重复上述步骤,直至达到截止电压。

c. 获取不同温度下的电池放电数据。

电池以低倍率放电,试验过程中设置静置时间,能够缓解电池的迟滞效应对OCV的影响。通过上述步骤采集并处理数据,得到开路电压-SOC-温度的五次多项式:

$$\begin{aligned} f(x,y) = & 2.307 + 14.85x - 6.617 \times 10^{-3}y - 73.64x^2 - \\ & 1.8 \times 10^{-3}xy + 2.53 \times 10^{-4}y^2 + 169.2x^3 + \\ & 6.895 \times 10^{-2}x^2y - 1.397 \times 10^{-3}xy^2 - 178.3x^4 - (2) \\ & 0.2323x^3y + 4.1 \times 10^{-3}x^2y^2 + 70.77x^5 + \\ & 0.211x^4y - 3.576 \times 10^{-3}x^3y^2 \end{aligned}$$

式中: $f(x,y)$ 为开路电压函数, x 为SOC, y 为温度。

拟合公式的决定系数 $R^2=0.9954$,其值越接近1,表示拟合精度越高。

2.3 在线参数辨识

在线参数辨识根据实时采集的电流、电压和温度等数据对电池参数进行实时辨识,其结果的精度反映了电池状态估计的准确性及电池管理的有效性^[13]。

作为常用的在线参数辨识方法,递推最小二乘法通过定期对参数进行校正,有效克服外部环境对模型参数的影响,但该方法极易出现数据饱和现象^[14]。鉴于电池是一个慢性时变系统,定遗忘因子无法准确表达电池各时刻变化,因此,可在递推最小二乘算法中引入自适应遗忘因子完成在线参数辨识,提高辨识结果的可靠性。

将Thevenin等效电路模型转化成最小二乘形式,对

公式(1)进行拉氏变换,可得:

$$U_{oc} = \frac{R_s}{R_s C_s s + 1} i_b + i_b R_0 + U_b \quad (3)$$

令 $\tau = R_s C_s$, $a = R_0 + R_s$, $b = \tau R_0$, $c = \tau$, $s = (X_k - X_{k-1}) / \Delta t$, 其中, Δt 为时间间隔(通常为 1 s), 整理可得:

$$U_{oc,k} - U_{b,k} = \frac{c}{\Delta t + c} (U_{oc,k-1} - U_{b,k-1}) + \frac{a\Delta t + b}{\Delta t + c} i_{b,k} - \frac{b}{\Delta t + c} i_{b,k-1} \quad (4)$$

令待定系数 d_1 , d_2 和 d_3 分别为:

$$\begin{cases} d_1 = \frac{c}{\Delta t + c} \\ d_2 = \frac{a\Delta t + b}{\Delta t + c} \\ d_3 = -\frac{b}{\Delta t + c} \end{cases} \quad (5)$$

结合式(3)~式(5), k 时刻电池的端电压为 $U_{b,k} = (1 - d_1)U_{oc,k} + d_1 U_{b,k-1} - d_2 i_{b,k} - d_3 i_{b,k-1}$ 。将其转化为向量形式, 得到:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\phi}_k = [1 \quad U_{b,k-1} \quad i_{b,k} \quad i_{b,k-1}] \\ \boldsymbol{\theta}_k = [(1 - d_1)U_{oc,k} \quad d_1 \quad -d_2 \quad -d_3]^T \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\phi}_k$ 为数据变量, $\boldsymbol{\theta}_k$ 为参数变量。

为了减少环境因素、传感器精度对电池模型的影响, 在电池的数学模型中加入噪声影响因子 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$, 得到:

$$U_{b,k} = \boldsymbol{\phi}_k \boldsymbol{\theta}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (7)$$

式中: $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为零均值高斯白噪声。

此时, 电池的参数解析式可表示为:

$$\begin{cases} U_{oc,k} = \frac{\boldsymbol{\theta}_k[1]}{(1 - \boldsymbol{\theta}_k[2])} \\ R_0 = -\frac{\boldsymbol{\theta}_k[4]}{\boldsymbol{\theta}_k[2]} \\ \tau_k = \frac{\boldsymbol{\theta}_k[2]\Delta t}{(1 - \boldsymbol{\theta}_k[2])} \\ R_s = \frac{-(\boldsymbol{\theta}_k[3] + \boldsymbol{\theta}_k[4])}{(1 - \boldsymbol{\theta}_k[2]) - R_0} \end{cases} \quad (8)$$

为了消除旧数据的影响, 通过在递推最小二乘算法中加入自适应遗忘因子, 得到带自适应遗忘因子的递推最小二乘法的表达式为:

$$\begin{cases} \mathbf{e}_k^x = y_k - \boldsymbol{\phi}_k \boldsymbol{\theta}_{k-1} \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \mathbf{K}_k^x \mathbf{e}_k^x \\ \mathbf{K}_k^x = (\mathbf{P}_k \boldsymbol{\phi}_k^T) / (\lambda_k - 1 + \boldsymbol{\phi}_k^T \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\phi}_k) \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{K}_k^x \boldsymbol{\phi}_k^T \mathbf{P}_{k-1}) / \lambda_{k-1} \\ \lambda_k = \lambda_{\max} - (1 - \lambda_{\min}) 2^{r_k} \\ r_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \mathbf{e}_i^x (\mathbf{e}_i^x)^T \end{cases} \quad (9)$$

式中: \mathbf{e}_k^x 为当前时刻电压的测量值与估计值误差, y_k 为当前时刻的系统输出变量, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ 为当前时刻的参数估计

值, \mathbf{K}_k^x 为当前时刻的系统增益, \mathbf{P}_k 为当前时刻的协方差矩阵, λ_k 为当前时刻的遗忘因子, λ_{\max} , λ_{\min} 分别为最大和最小遗忘因子, r_k 为当前时刻遗忘因子的误差系数, M 为窗口大小。

3 电池状态联合估计

3.1 基于AEKF算法的SOC估计

在实际测量电池的电压、电流及温度时, 测量值易受传感器精度、环境噪声以及测量噪声等因素干扰。而在电池状态估计中, 常利用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)使非线性系统线性化, 且该算法需要假设噪声不变, 这与电池复杂的运行工况不相符^[15]。因此, 通过噪声信息协方差匹配算法, 确保噪声特性随着估计结果进行自适应更新, 可有效解决EKF算法中的噪声问题。自适应扩展卡尔曼滤波算法的具体过程如下:

a. 建立非线性离散系统状态方程与观测方程:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_{k-1} \approx \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} + \boldsymbol{\omega}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \approx \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{D}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (10)$$

式中: \mathbf{x}_k 为系统当前时刻的状态, \mathbf{u}_k 为系统当前时刻的输入, \mathbf{y}_k 为系统当前时刻的观测值, $f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1})$, $h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$ 为系统状态函数和观测函数, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{D} 分别为状态转移矩阵、输入控制矩阵、系统测量矩阵和线性化系数矩阵, $\boldsymbol{\omega}_k$ 、 \mathbf{v}_k 分别为均值为零的过程噪声和测量噪声。

b. 设置状态观测器的初始值。

c. 先验状态预估。将状态变量和误差协方差从上一时刻的真实值更新为当前时刻的预测值, 更新后的表达式为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1} + \boldsymbol{\omega}_{k-1} \\ \hat{\mathbf{P}}_k^- = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{W}_{k-1} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 、 $\hat{\mathbf{P}}_k^-$ 分别为当前时刻的状态先验估计和误差协方差先验估计, \mathbf{x}_{k-1} 、 \mathbf{P}_{k-1} 分别为上一时刻的状态和误差协方差, \mathbf{W}_{k-1} 为 $\boldsymbol{\omega}_{k-1}$ 的协方差矩阵。

d. 后验估计修正, 即从当前时刻的预测值修正为当前时刻的真实值。计算信息误差 \mathbf{e}_k^y 和卡尔曼增益矩阵 \mathbf{K}_k^y , 再根据 k 时刻的观测值 \mathbf{y}_k 校正状态估计 \mathbf{x}_k 和协方差 \mathbf{P}_k , 得到:

$$\begin{cases} \mathbf{e}_k^y = \mathbf{y}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{K}_k^y = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{C}_k^T + \mathbf{V}_k)^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k^y \mathbf{e}_k^y \\ \hat{\mathbf{P}}_k^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^y \mathbf{C}_k) \hat{\mathbf{P}}_k^- \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 、 $\hat{\mathbf{P}}_k^+$ 分别为当前时刻修正后的系统状态和误差

协方差, \mathbf{P}_k^- 为当前时刻的预估误差协方差, \mathbf{I} 为单位矩阵。

同时,对噪声协方差矩阵进行自适应更新:

$$\begin{cases} \mathbf{H}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \mathbf{e}_i^\gamma (\mathbf{e}_i^\gamma)^\top \\ \mathbf{V}_k = \mathbf{H}_k - \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^\top \\ \mathbf{W}_k = \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k^\top \end{cases} \quad (13)$$

式中: \mathbf{H}_k 为噪声自适应修正因子, \mathbf{V}_k 为 \mathbf{v}_k 的协方差矩阵。

e. 输出修正后 k 时刻的状态和协方差矩阵,同时计算 $(k+1)$ 时刻的状态估计。

获得电池参数后,根据电压、电流、容量及SOC间的关系建立电池空间状态方程:

$$\begin{cases} U_{oc} = U_{b,k} + U_{s,k} + i_{b,k} R_0 \\ \dot{U}_s = -\frac{U_{s,k}}{R_s C_s} + \frac{i_{b,k}}{C_s} \\ n_{SOC,k} = n_{SOC,k-1} - \frac{1}{Q_0} \int_{t_0}^t \eta i_k dt \end{cases} \quad (14)$$

式中: $n_{SOC,k}$ 为当前时刻的电池SOC, η 为电池放电效率, Q_0 为电池额定容量。

为了便于BMS应用,需将电池状态方程进行离散化处理,并考虑RC回路中的零状态响应和零输出响应状态。其中,零状态响应指电路的初始状态为零且存在电流激励,此时的极化电容的电压为零,该响应下电池极化电压为:

$$U_{s,zs} = i_{b,k} R_s (1 - e^{-\Delta t/\tau}) \quad (15)$$

零输出响应指电路中电流为零,此时的RC回路利用电容放电维持工作状态,则该响应下电池极化电压为:

$$U_{s,zi} = U_R = U_C = i_{b,k} R_s = e^{-\Delta t/\tau} U_{s,k-1} \quad (16)$$

式中: U_R 、 U_C 分别为极化电阻和极化电容电压。

电池的极化电压为零状态响应和零输入响应的电压之和,即: $U_{s,k} = i_{b,k} R_s (1 - e^{-\Delta t/\tau}) + e^{-\Delta t/\tau} U_{s,k-1}$ 。因此,电池空间状态方程离散化后的表达式为:

$$U_{b,k} = U_{oc}(n_{SOC,k} - T_k) - i_{b,k} R_0 - U_{s,k} \quad (17)$$

式中: $U_{oc}(n_{SOC,k} - T_k)$ 为 k 时刻由开路电压-SOC-温度曲线确定的开路电压。

系统变量设置为 $\mathbf{x} = [n_{SOC,k} U_{s,k}]^\top$, 则线性函数的表达式为:

$$f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau} \end{pmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{pmatrix} -\frac{1}{Q_0} \int_{t_0}^t \eta dt \\ R_s (1 - e^{-\Delta t/\tau}) \end{pmatrix} \mathbf{u}_k \quad (18)$$

非线性函数的表达式为:

$$h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = U_{oc}(\mathbf{x}_k[1]) - i_{b,k} R_0 - \mathbf{x}_k[2] \quad (19)$$

系数矩阵表达式分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{A}_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau} \end{pmatrix} \\ \mathbf{B}_k = \begin{pmatrix} -\frac{1}{Q_0} \int_{t_0}^t \eta dt \\ R_s (1 - e^{-\Delta t/\tau}) \end{pmatrix} \\ \mathbf{C}_k = \begin{pmatrix} \frac{\partial U_{oc}(n_{SOC,k} - T_k)}{\partial n_{SOC,k}} - 1 \end{pmatrix} \\ \mathbf{D}_k = U_{oc}(\mathbf{x}_k[1]) - i_{b,k} R_0 - \mathbf{x}_k[2] - \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k \end{cases} \quad (20)$$

3.2 基于多约束条件的SOP估计

SOP是动力电池在预定时间间隔内持续释放/吸收的最大功率。准确估计动力电池峰值功率,可满足整车的巡航、加速、爬坡及制动等工况的功率需求。

由于电池是一个强耦合、非线性时变系统,电池的实时峰值功率主要受电压、电流、温度及SOC等因素的影响。为了保证电池的安全性,需要将工作电流和电压限制在一定范围内,以模型端电压辨识结果、SOC估计结果及电池最大放电电流为约束,对电池持续峰值放电功率进行实时估计。

基于模型端电压约束的SOP估计旨在通过模拟电池放电特性,进而计算电池极限放电电流。因此,需要对模型端电压与电池极限放电电流进行解耦,电池电压的工作范围受电池充放电截止电压限制为 $U_{\min} \leq U_b \leq U_{\max}$, 其中, U_{\min} 、 U_{\max} 分别为电池放电和电池充电的截止电压。在实际运行中,电池持续放电,不同放电周期内的电池端电压、电池的持续峰值放电电流分别为:

$$\begin{cases} U_{b,k+1} = U_{oc}^{est}(n_{SOC,k} - T_k) - i_{\max,L}^{est,V} [R_0 + R_s (1 - e^{-(L \times \Delta t)/\tau}) + \frac{L \times \Delta t \times \eta}{Q_0} \frac{\partial U_{oc}^{est}(n_{SOC,k} - T_k)}{\partial n_{SOC,k}}] - (e^{-(L \times \Delta t)/\tau}) U_{s,k} \\ i_{\max,L}^{est,V} = \frac{U_{oc}^{est}(n_{SOC,k} - T_k) - (e^{-(L \times \Delta t)/\tau}) U_{s,k} - U_{\min}}{R_0 + R_s (1 - e^{-(L \times \Delta t)/\tau}) + \frac{L \times \Delta t \times \eta}{Q_0} \frac{\partial U_{oc}^{est}(n_{SOC,k} - T_k)}{\partial n_{SOC,k}}} \end{cases} \quad (21)$$

式中: $U_{oc}^{est}(n_{SOC,k} - T_k)$ 为 k 时刻的模型校正后开路电压, L 为放电持续周期。

根据电池的开路电压,验证基于模型端电压约束的SOP估计的准确性,得到实际电池的持续峰值放电电流为:

$$i_{\max,L}^{real,V} = \frac{U_{oc}^{real}(n_{SOC,k} - T_k) - (e^{-(L \times \Delta t)/\tau}) U_{s,k} - U_{\min}}{R_0 + R_s (1 - e^{-(L \times \Delta t)/\tau}) + \frac{L \times \Delta t \times \eta}{Q_0} \frac{\partial U_{oc}^{real}(n_{SOC,k} - T_k)}{\partial n_{SOC,k}}} \quad (22)$$

式中: $U_{oc}^{real}(n_{SOC,k} - T_k)$ 为 k 时刻的参考开路电压,由校正前的开路电压-SOC-温度关系式确定。

当电池SOC接近最低值时,应降低电池放电电流,

避免电池过度放电。在考虑电池SOC约束时,电池的持续峰值放电电流为:

$$i_{\max,L}^{\text{est,soc}} = \frac{n_{\text{SOC,est},k} - n_{\text{SOC,min}}}{L \times \Delta t \times \eta / Q_0} \quad (23)$$

式中: $n_{\text{SOC,est},k}$ 为k时刻的SOC估计值, $n_{\text{SOC,min}}$ 为电池最低SOC放电限制。

基于SOC参考值,电池的持续峰值放电电流为:

$$i_{\max,L}^{\text{real,soc}} = \frac{n_{\text{SOC,real},k} - n_{\text{SOC,min}}}{L \times \Delta t \times \eta / Q_0} \quad (24)$$

式中: $n_{\text{SOC,real},k}$ 为电池SOC参考值,由放电过程中容量的变化确定。

在考虑最大放电电流、端电压和SOC约束时,电池持续峰值放电电流估计值和参考值分别为:

$$\begin{cases} i_{\max,\text{bat}}^{\text{est}} = \min \{ i_{\max,\text{bat}}^{\text{est,V}}, i_{\max,L}^{\text{est,soc}} \} \\ i_{\max,\text{bat}}^{\text{real}} = \min \{ i_{\max,\text{bat}}^{\text{real,V}}, i_{\max,L}^{\text{real,soc}} \} \end{cases} \quad (25)$$

式中: $i_{\max,\text{bat}}^{\text{est}}$ 、 $i_{\max,\text{bat}}^{\text{real}}$ 分别为电池持续峰值放电电流估计值和参考值, $i_{\max,\text{bat}}$ 为电池自身最大放电电流限制。

因此,电池持续峰值放电功率估计值和参考值分

别为:

$$\begin{cases} P_{\max}^{\text{est}} = U_{\text{b},k}^{\text{est}} \times i_{\max,\text{bat}}^{\text{est}} \\ P_{\max}^{\text{real}} = U_{\text{b},k}^{\text{real}} \times i_{\max,\text{bat}}^{\text{real}} \end{cases} \quad (26)$$

式中: P_{\max}^{est} 、 P_{\max}^{real} 分别为电池持续峰值放电功率估计值和参考值, $U_{\text{b},k}^{\text{est}}$ 、 $U_{\text{b},k}^{\text{real}}$ 分别为电池端电压估计值和测量值。

3.3 多状态联合估计原理

电池参数辨识和多状态联合估计框架如图2所示。当电池在不同工况下工作时,传感器实时采集电池的电压、电流及温度;测量端电压分别输入至参数辨识单元、SOC观测器的电压误差更新模块,其中,电压误差分别校正电池参数辨识单元中的参数变量和SOC观测器的状态变量;经SOC观测器校正后,将SOC输入参数辨识单元与SOP观测器;参数辨识单元根据校正后的SOC和开路电压-SOC-温度关系式得到模型开路电压,进而在参数辨识单元完成电池参数辨识;SOP观测器根据校正后的SOC和辨识的端电压进行SOP估计;将更新后的电池参数重新输入状态观测器中,再次校正电池状态,最终,通过循环迭代完成电池在线参数辨识和多状态联合估计。

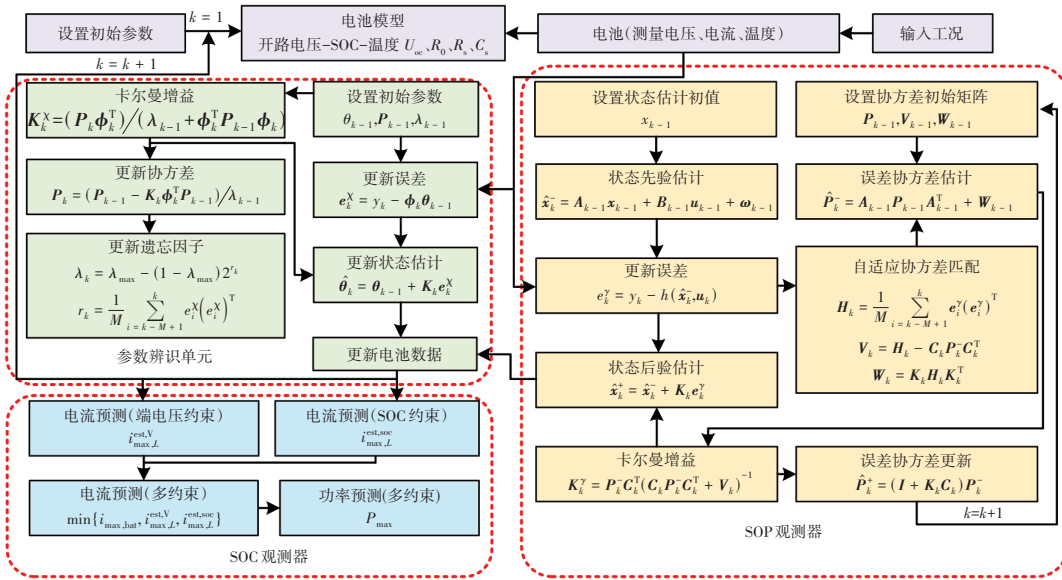


图2 电池在线参数辨识及多状态联合估计架构

4 试验验证与分析

4.1 方案设置

本文以锂离子电池为研究对象,其主要参数如表1所示。采用图3所示的动力电池充/放电测试平台进行试验,该测试平台主要包括动力电池充放电系统、工控机、主控软件、环境箱、辅助数据采集通道等。将电池单体放置在环境箱中,根据整车运行工况和充/放电测试项目,通过工控机设置充/放电系统的参数,进而完成电池充/放电测试。

表1 测试电池主要参数

电池	形状	额定容量 /A·h	充电终止电压/V	放电截止电压/V	最大允许持续放电电流/A
1号	圆柱	2	4.2	2.5	10
2号	方形	50	4.2	2.8	80

为了验证联合估计算法的有效性以及对温度的适应性,选用动态应力测试(Dynamic Stress Test, DST)作为1号电池的测试工况,该工况能够测试电池受到瞬时大电流冲击及充/放电快速切换的动态性能^[16]。不同温度下,电池放电电压和放电电流曲线如图4所示。

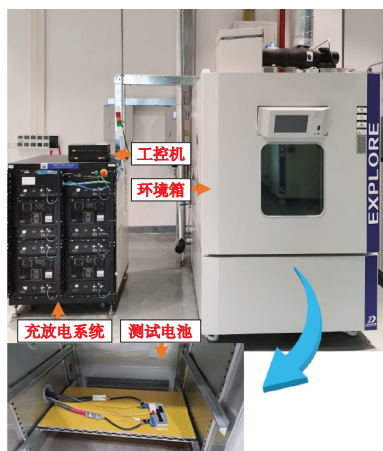
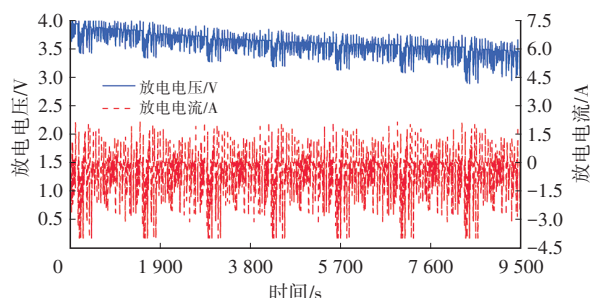
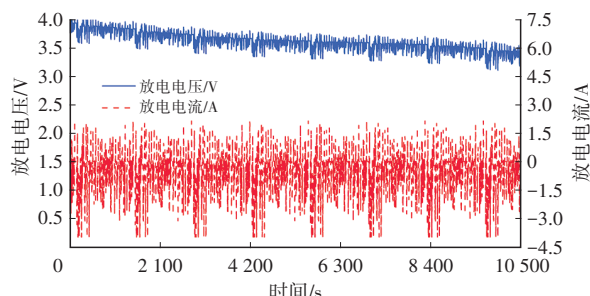


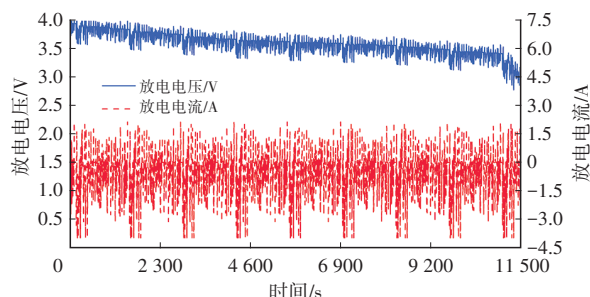
图3 动力电池充/放电测试平台



(a) $T=0\text{ }^{\circ}\text{C}$



(b) $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$



(c) $T=45\text{ }^{\circ}\text{C}$

图4 DST工况下电池放电电压及放电电流曲线

为了验证联合估计算法的可靠性,在静态工况中对2号电池进行验证,常温下($25\text{ }^{\circ}\text{C}$)的放电电压与放电电流曲线如图5所示。

4.2 DST工况验证

在DST工况下,参数辨识设置了2个对照试验:

a. 为了验证遗忘因子处理数据饱和的能力,在FFRLS算法中,将遗忘因子 F_{ff} 分别设为0.95和1。

b. 为了对比AFFRLS算法与FFRLS算法辨识的实时效果,同时探究AFFRLS算法中初始因子对辨识准确性的影响,将自适应遗忘因子的初始值 $F_{ff,initial}$ 分别设为0.95和1。

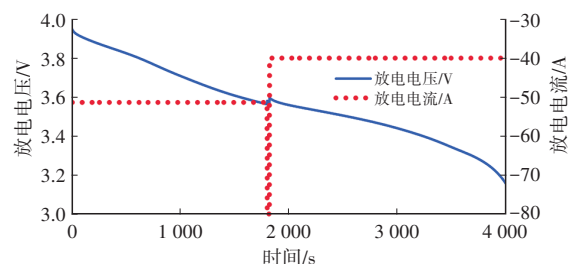
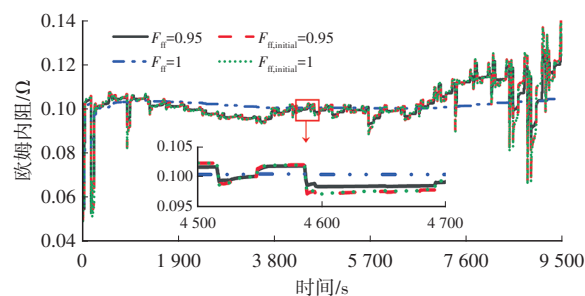
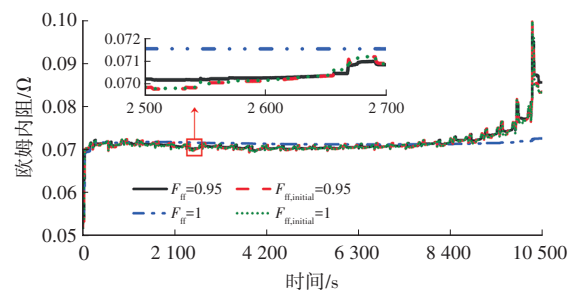


图5 放电电压和放电电流曲线

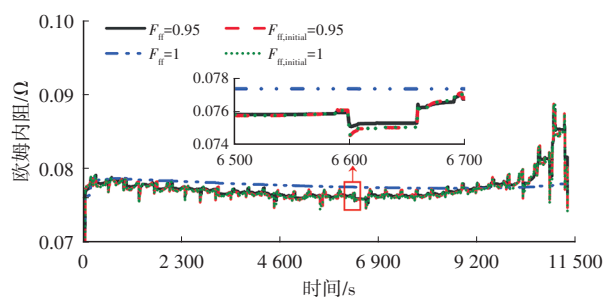
根据电池参数解析式、开路电压-SOC-温度关系式以及辨识算法进行电池参数辨识,不同温度下,电池的欧姆内阻、极化内阻、极化电容的辨识结果如图6~图8所示。



(a) $T=0\text{ }^{\circ}\text{C}$



(b) $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$



(c) $T=45\text{ }^{\circ}\text{C}$

图6 不同温度下电池欧姆内阻辨识结果

由欧姆内阻和极化内阻辨识结果可知:受初始值影响,在电池放电初期,辨识结果出现较大波动;放电中期辨识结果趋于稳定状态;在放电末期,由于电池内部反

应物质的活性降低,欧姆内阻和极化内阻均增大,导致辨识结果出现波动。结合图6~图8结果可知,在不同温度下,使用无遗忘因子的递推最小二乘法,电池欧姆内阻、极化内阻和极化电容的辨识结果均出现了数据饱和和现象,相反,带遗忘因子的递推最小二乘法未出现该现象,说明在递推最小二乘算法中加入遗忘因子能够有效避免数据饱和。

辨识电压的误差能够反映电池参数辨识的准确性,不同温度下的端电压误差结果如图9所示。

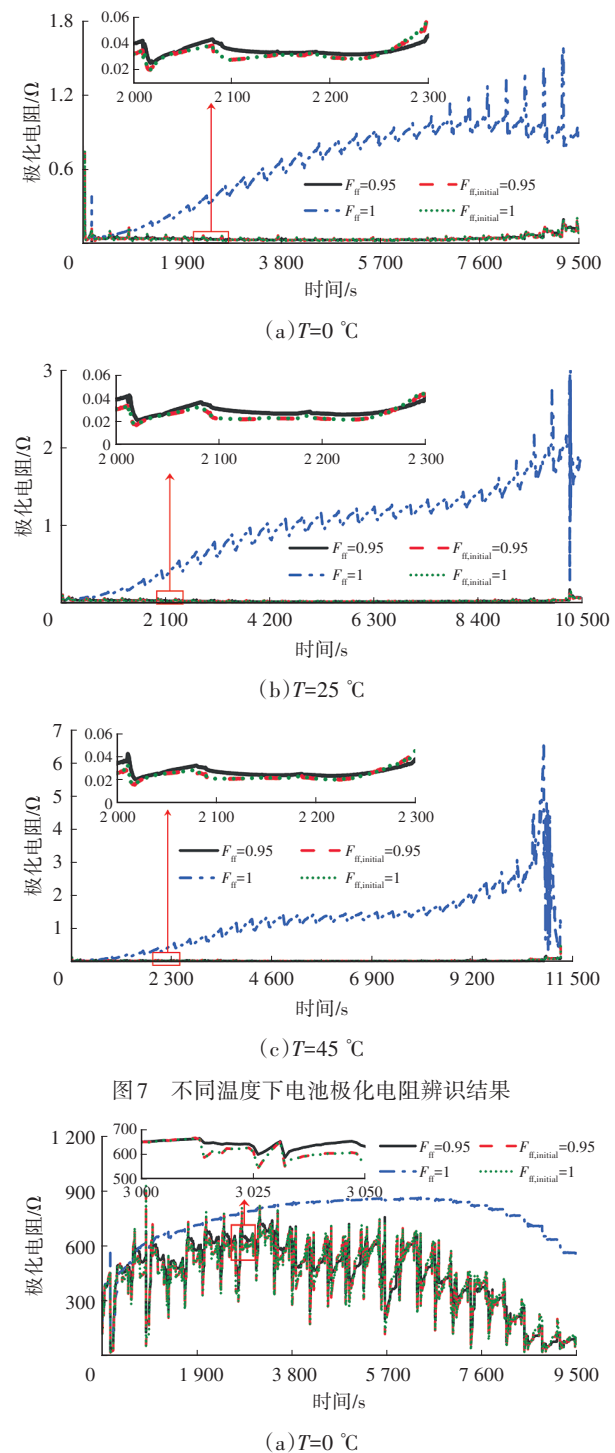


图7 不同温度下电池极化电阻辨识结果

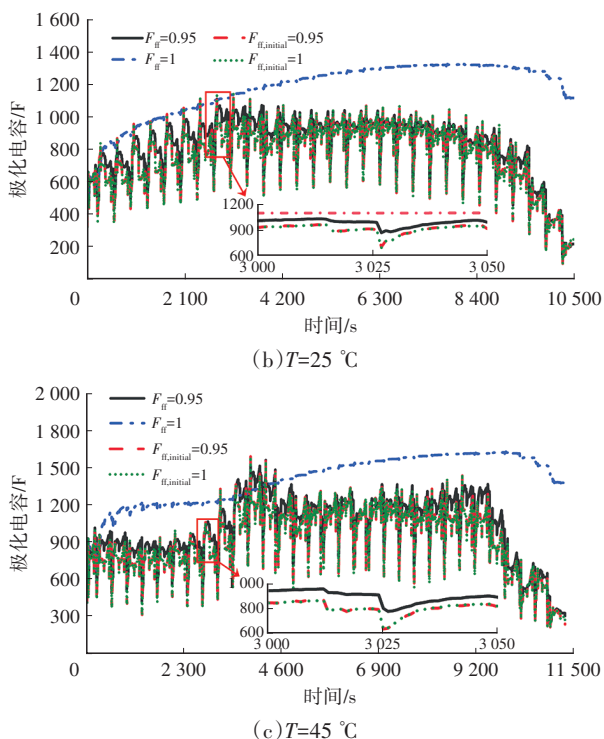
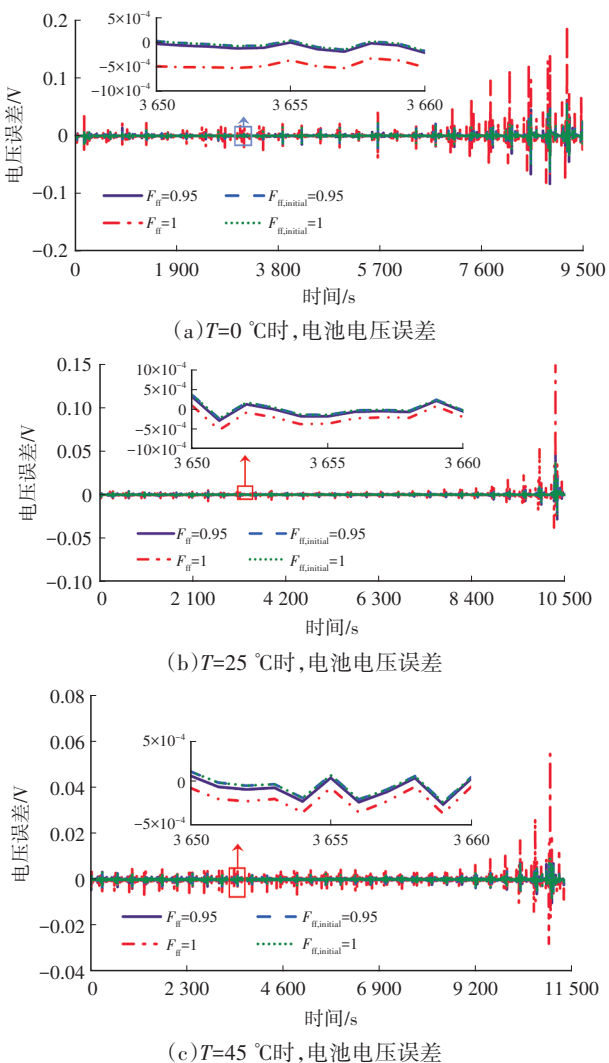


图8 不同温度下电池极化电容辨识结果



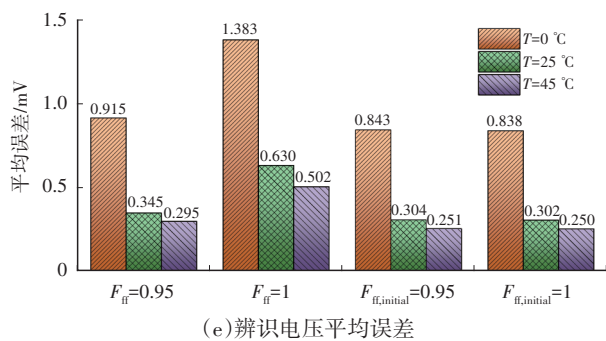
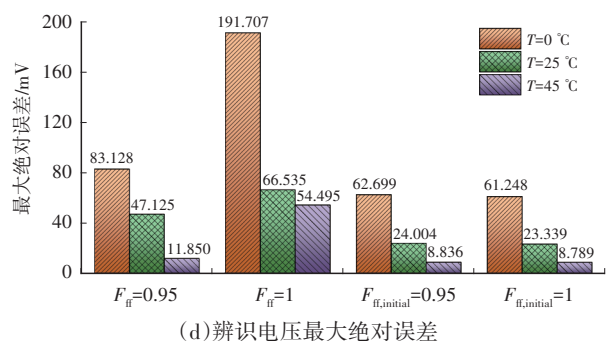


图9 电池电压辨识结果

由图9可知, $F_{ff}=0.95$ 、 $F_{ff,initial}=0.95$ 和 $F_{ff,initial}=1$ 时电压辨识误差均有较高的精度,但 $F_{ff,initial}=0.95$ 和 $F_{ff,initial}=1$ 时最大绝对误差和平均绝对误差均小于 $F_{ff}=0.95$ 时的误差;在AFFRLS算法中,初始因子为0.95和1时,电池的电压辨识误差相近,表明AFFRLS算法的辨识结果受初始因子的影响较小,在不同温度下均能够有效提高电池参数辨识精度。

为了验证AFFRLS-AEKF算法的有效性,对比自适应遗忘因子递推最小二乘法联合扩展卡尔曼滤波(AFFRLS-EKF)算法、定遗忘因子递推最小二乘法联合自适应扩展卡尔曼滤波(FFRLS-AEKF)算法及定遗忘因子递推最小二乘法联合扩展卡尔曼滤波(FFRLS-EKF)算法。本文试验用计算机的处理器为英特尔酷睿 i3-9100F,主频为 3.60 GHz,算法基于 MATLAB 运行。

将电池测试平台中容量变化作为SOC参考值,不同温度下,各算法的SOC估计结果及其最大绝对误差、平均误差及均方根误差对比结果如图10~图11所示,运行时间如表2所示。结果显示:各算法在工况前期,SOC估计的绝对误差相近;但在整个工况下,AFFRLS-AEKF算法通过实时更新遗忘因子和噪声协方差确保SOC的绝对误差最小,估计结果更加稳定。4种算法的运行时间相近,但在不同温度下,AFFRLS-AEKF算法的最大绝对误差低于2%、平均误差低于0.21%、均方根误差低于0.1%,各项误差指标均最小,具有明显优势。

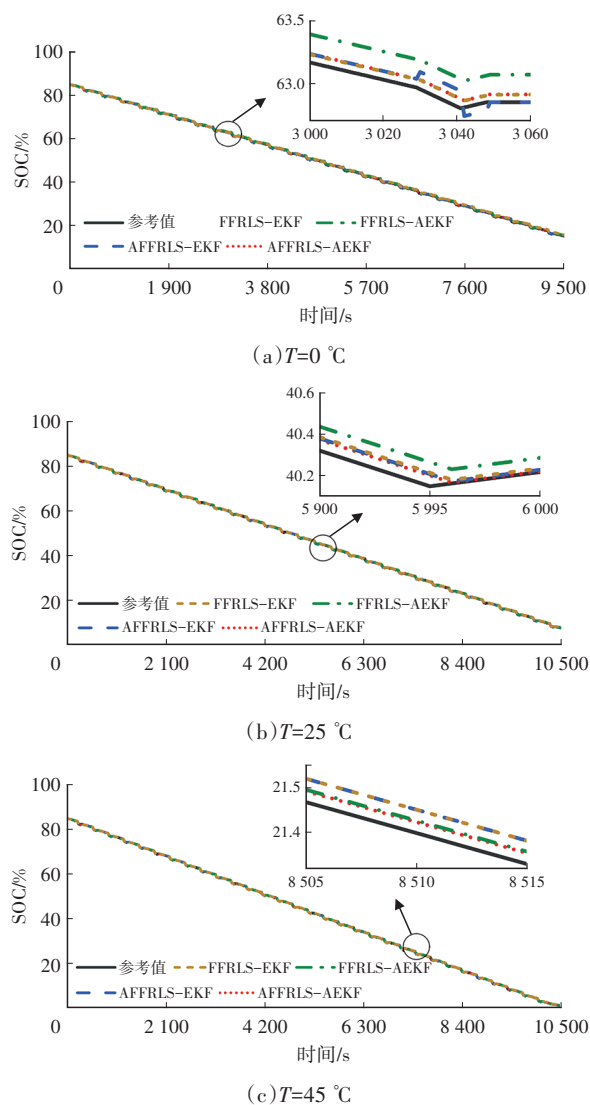
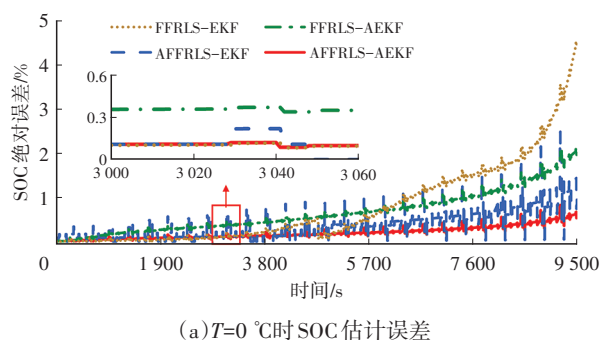
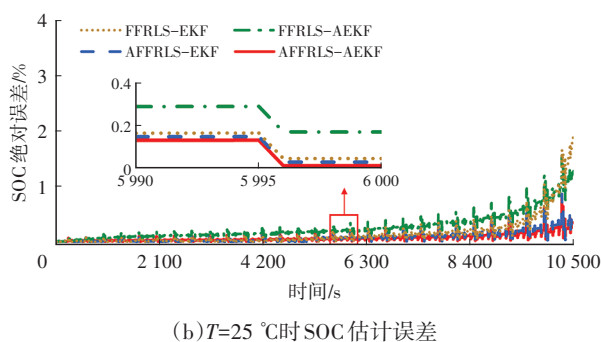


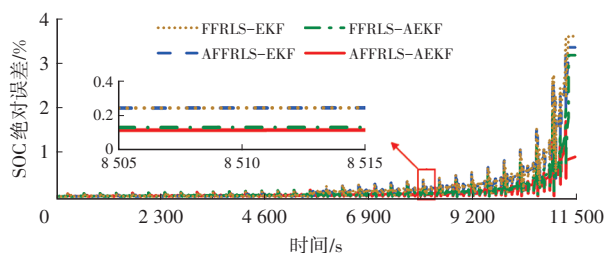
图10 不同温度下SOC估计对比



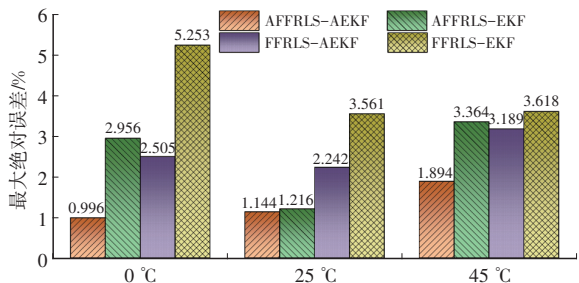
(a) $T=0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时SOC估计误差



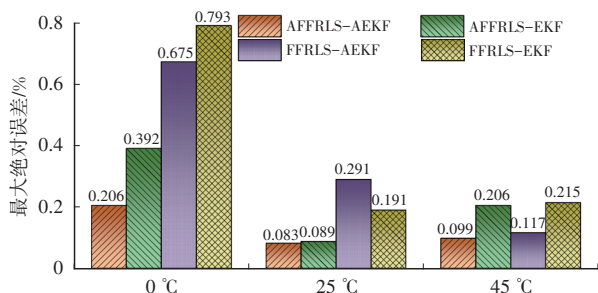
(b) $T=25\text{ }^{\circ}\text{C}$ 时SOC估计误差



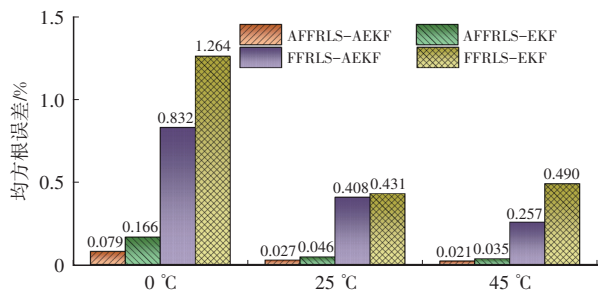
(c) $T=45^{\circ}\text{C}$ 时SOC估计误差



(d) SOC最大绝对误差



(e) SOC平均误差



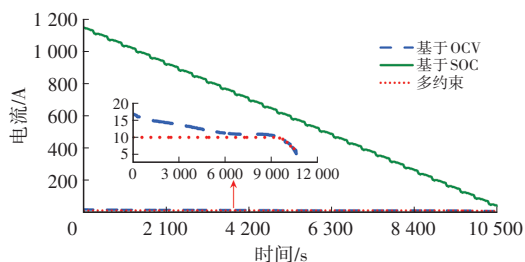
(f) SOC均方根误差

图11 不同温度下SOC估计误差对比

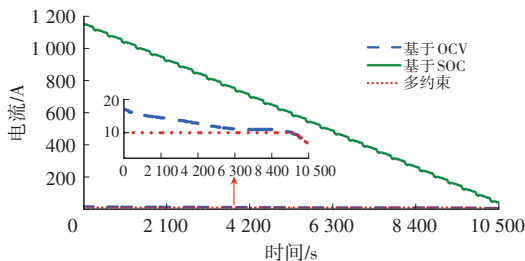
表2 不同算法计算时间

算法	0 °C	25 °C	45 °C
AFFRLS-AEKF	8.907 1	9.587 2	9.811 9
AFFRLS-EKF	8.682 9	9.532 7	9.768 6
FFRLS-AEKF	6.809 9	7.101 0	7.272 1
FFRLS-EKF	6.709 2	7.110 6	7.195 7

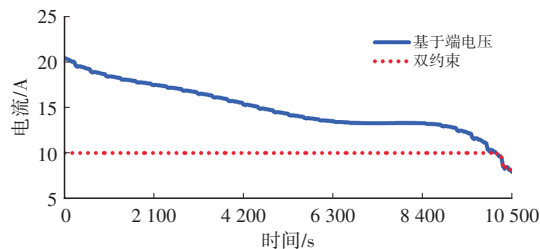
为了验证多约束条件下电池功率估计的有效性,将其与双约束条件进行对比试验。其中,双约束条件基于模型端电压以及电池放电电流限制,模型端电压仅考虑欧姆内阻的影响。两种方法持续峰值放电电流结果如图12~图14所示。由于电池放电电流与持续放电时间相关,为了模拟车辆持续放电工况,将持续放电时间分别设置为5 s、30 s及120 s。



(a) 参考电流

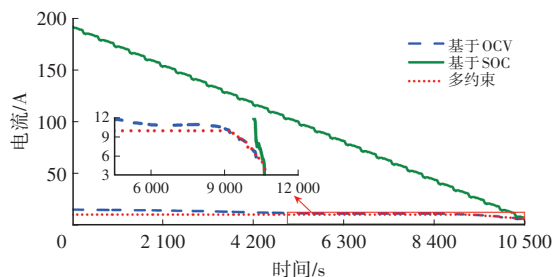


(b) 多约束电流估计

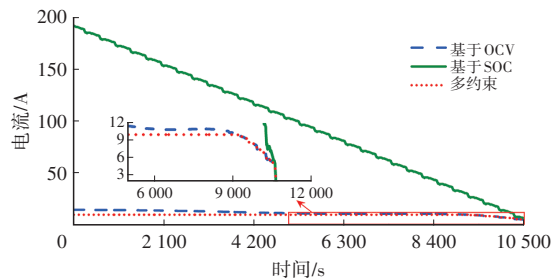


(c) 双约束电流估计

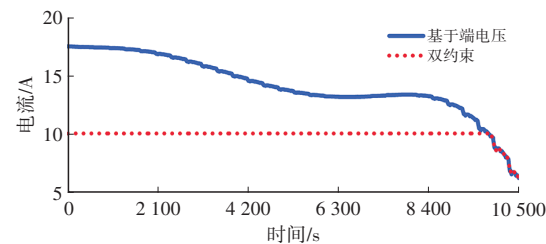
图12 5 s放电电流估计结果



(a) 参考电流

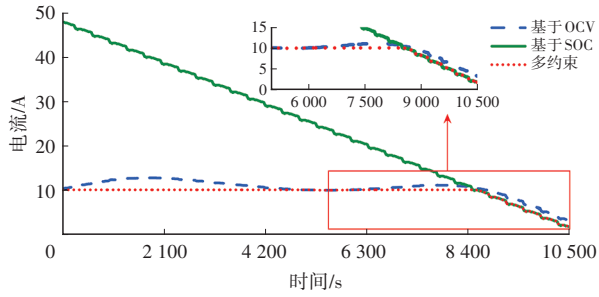


(b) 多约束电流估计

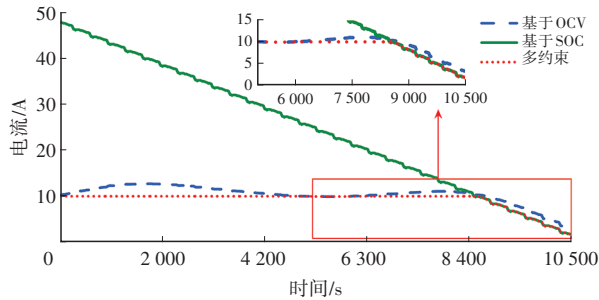


(c) 双约束电流估计

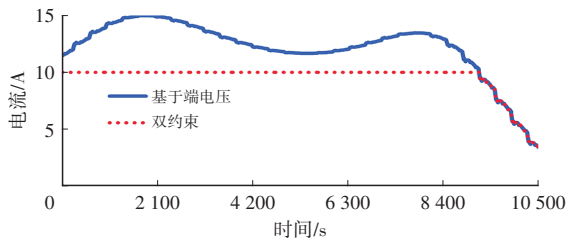
图13 30 s放电电流估计结果



(a)参考电流



(b)多约束电流估计

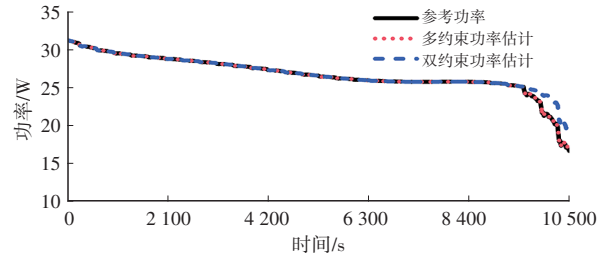


(c)双约束电流估计

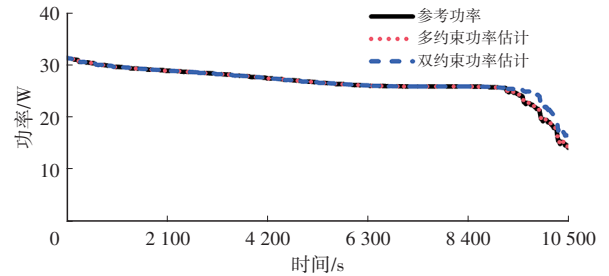
图14 120 s放电电流估计结果

由图12~图14可知:在多约束条件下,5 s持续输出电流主要受模型端电压和电池最大放电电流限制,其最小输出电流为5.11 A;持续放电时间为30 s和120 s时,在放电前、中期的持续输出电流受模型端电压和电池最大放电电流约束,在放电后期受电池SOC约束,电池最小输出电流分别为3.94 A和2.15 A。在双约束条件下,5 s、30 s和120 s的持续输出电流均受模型端电压和最大放电电流限制,最小输出电流分别为6.13 A、4.51 A及2.31 A。随着持续放电时间增加,电池持续放电能力逐渐降低,该结果符合实际情况。

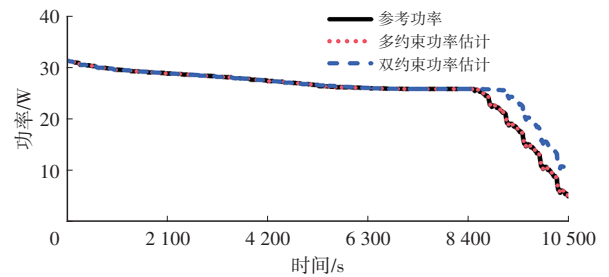
两种方法功率估计结果如图15所示,5 s、30 s和120 s的持续输出电流下:基于多约束条件的最大功率误差分别为0.159 W、0.178 W和0.135 W,平均功率误差分别为 5.6×10^{-3} W、 6.5×10^{-3} W和 8.0×10^{-3} W;基于双约束条件的最大功率误差分别为2.89 W、2.74 W和2.66 W,平均功率误差分别为0.21 W、0.25 W和0.27 W。基于双约束的功率估计由于未考虑极化内阻和SOC约束,放电末期功率估计结果高于基于多约束条件的功率估计,该工况下基于多约束条件的功率估计效果更好。



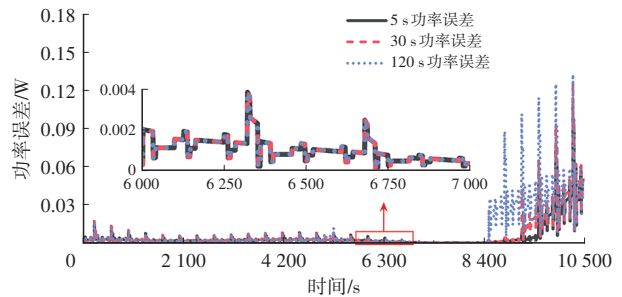
(a)5 s放电功率



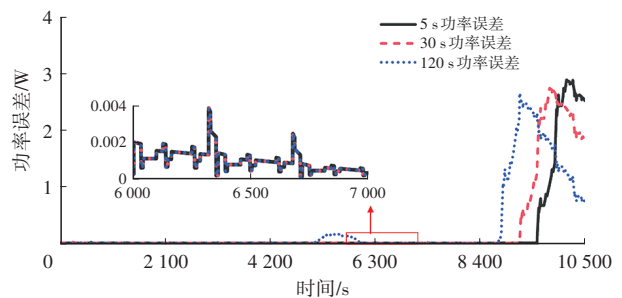
(b)30 s放电功率



(c)120 s放电功率



(d)多约束功率误差



(e)双约束功率误差

图15 DST工况下功率估计结果

4.3 静态工况验证

静态工况下,2号电池电压辨识结果与状态联合估计的结果如图16所示。端电压最大绝对误差为 1.75×10^{-3} V,平均绝对误差为 1.20×10^{-4} V。

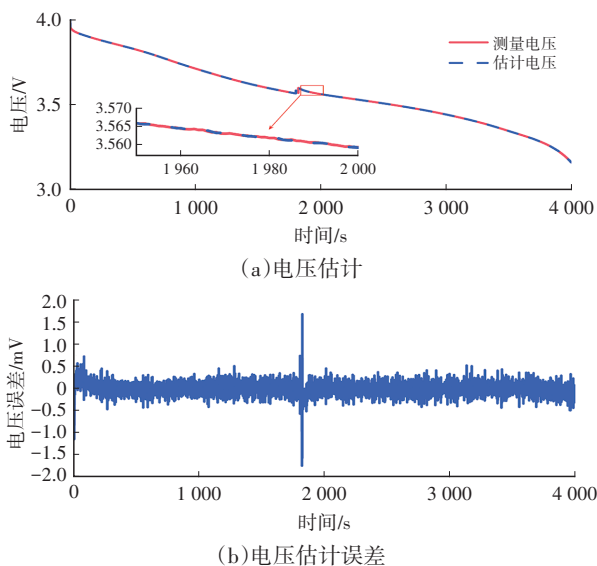


图16 静态工况下电压估计结果

对比不同算法的SOC估计结果及其误差、计算时间分别如图17和表3所示。4种算法的计算时间相近,基于AFFRLS-AEKF算法估计SOC的结果更加稳定、精度更高,且误差估计结果均最小,表明该算法更加有效、可靠。

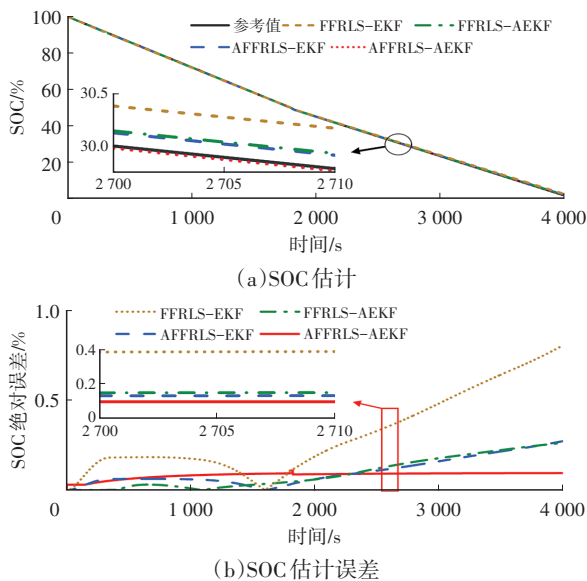


图17 静态工况下SOC估计结果

表3 不同算法的SOC估计结果

算法	最大绝对误差/%	平均误差/%	均方根误差/%	计算时间/s
AFFRLS-AEKF	0.109	0.084	0.085	3.948 7
AFFRLS-EKF	0.283	0.107	0.132	3.724 9
FFRLS-AEKF	0.268	0.099	0.133	3.356 8
FFRLS-EKF	3.357	0.319	0.393	3.326 4

功率估计结果见图18,放电末期,基于双约束条件的功率估计结果高于基于多约束条件的功率估计结果。5 s、30 s和120 s的持续输出电流下,基于多约束条件的最大功率误差分别为0.72 W、0.54 W和0.52 W,平均功率误

差分别为0.24 W、0.21 W和0.22 W;基于双约束条件的最大功率误差分别为19.69 W、47.72 W和58.47 W,平均功率误差分别为0.64 W、2.05 W和6.26 W。在不同工况下,基于多约束条件的功率估计仍能保持较高的精度,证明了该方法的有效性和可靠性;同时,进一步验证联合估计算法可有效提高参数辨识和SOC估计的估计精度。

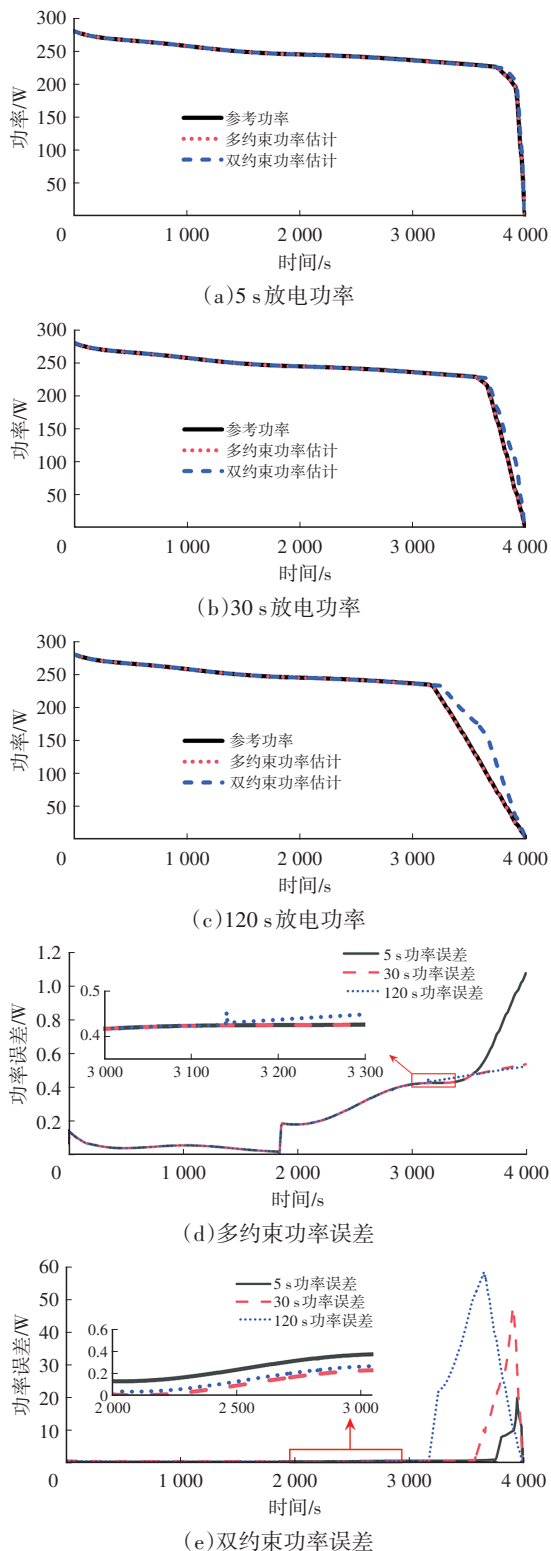


图18 静态工况下功率估计结果

5 结束语

本文通过温度对锂离子电池状态的影响,建立了开路电压-SOC-温度曲线,并基于 AFFRLS-AEKF 联合估计算法进行了锂离子参数辨识和 SOC 估计展开研究,完成了电池欧姆内阻、极化内阻、极化电容和端电压的准确辨识。同时,以模型端电压辨识结果、SOC 估计结果及电池最大放电电流为约束,实现了电池持续峰值功率的准确估计,提高了估计结果的精度与可靠性,为确保锂离子电池安全提供了科学依据。

参 考 文 献

- [1] OUYANG T C, XU P H, CHEN J X, et al. Improved Parameters Identification and State of Charge Estimation for Lithium-Ion Battery with Real-Time Optimal Forgetting Factor[J]. *Electrochimica Acta*, 2020, 353.
- [2] HU X S, JIANG H F, FENG F, et al. An Enhanced Multi-State Estimation Hierarchy for Advanced Lithium-Ion Battery Management[J]. *Applied Energy*, 2020, 257.
- [3] LI B H, HU C S. Multifunctional Estimation and Analysis of Lithium-Ion Battery State Based on Data Model Fusion under Multiple Constraints[J]. *Journal of the Electrochemical Society*, 2022, 169(11).
- [4] ZHOU Z K, KANG Y Z, SHANG Y L, et al. Peak Power Prediction for Series-Connected Linem Battery Pack Based on Representative Cells[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 230.
- [5] YANG L, CAI Y S, YANG Y X, et al. Supervisory Long-Term Prediction of State of Available Power for Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles[J]. *Applied Energy*, 2020, 257.
- [6] WU M Y, QIN L L, WU G, et al. State of Charge Estimation of Power Lithium-Ion Battery Based on a Variable Forgetting Factor Adaptive Kalman Filter[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 41.
- [7] CHEN W X, XU C, CHEN M L, et al. A Novel Fusion Model Based Online State of Power Estimation Method for Lithium-Ion Capacitor[J]. *Journal of Energy Storage*, 2021, 36.
- [8] GUO R H, SHEN W X. A Model Fusion Method for Online State Of Charge and State Of Power Co-Estimation of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(11): 11515-11525.
- [9] LI K, GAO X, LIU C X. A Novel Co-Estimation Framework of State-Of-Charge, State-Of-Power and Capacity for Lithium-Ion Batteries Using Multi-Parameters Fusion Method[J]. *Energy*, 2023, 269.
- [10] LONG T, WANG S L, CAO W, et al. A Novel M-1 Structured Bidirectional Long Short Term Memory-Rauch Tung Striebel Smoothing Algorithm for the Joint Estimation State of Charge and Multi-Constrained Sustained Peak Power of Lithium-Ion Batteries[J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 67.
- [11] XIAO R X, HU Y W, ZHANG W, 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.
- [12] TAKYI-ANINAKWA P, WANG S L, ZHANG H Y, et al. A Strong Tracking Adaptive Fading-Extended Kalman Filter for the State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries[J]. *International Journal of Energy Research*, 2022, 46(12): 16427-16444.
- [13] 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.
- [13] HU M H, ZHU G Y, LIUC 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.
- [14] 刘鹏, 李云伍, 梁新成. 基于遗忘递推最小二乘与自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J]. *汽车技术*, 2022(2): 21-27.
- [14] LIU P, LI Y W, LIANG X C. Estimation of Lithium Battery SOC Based on FFRLS and AUKF[J]. *Automobile Technology*, 2022(2): 21-27.
- [15] YANG X, WANG S L, XU W H, et al. A Novel Fuzzy Adaptive Cubature Kalman Filtering Method for the State of Charge and State of Energy Co-Estimation of Lithium-Ion Batteries[J]. *Electrochimica Acta*, 2022, 415.
- [16] 王建锋, 张照震, 李平. 基于加权自适应递推最小二乘法与 EKF 的锂离子电池 SOC 估计[J]. *汽车技术*, 2021(10): 16-22.
- [16] WANG J F, ZHANG Z Z, LI P. State Of Charge Estimation for Lithium-Ion Battery Based on Adaptive Recursive Weighted Least Squares and Extended Kalman Filter Algorithm[J]. *Automobile Technology*, 2021(10): 16-22.

(责任编辑 瑞 秋)

修改稿收到日期为 2024 年 3 月 11 日。