

车用锂离子动力电池自适应状态联合估计研究

曹 铭^{1,2†}, 黄菊花^{1,2}, 杨志平², 鄢琦昊¹

(1. 南昌大学 机电工程学院, 江西 南昌 330031; 2. 江西省汽车电子工程技术研究中心, 江西 南昌 330031)

摘要: 为确定动力电池的剩余电量和峰值功率这两个关键指标, 提出一种基于数据驱动的在线参数辨识方法, 通过递归最小二乘法精确计算电池的实时参数; 然后设计了一种基于自适应扩展卡尔曼滤波的多状态联合估计算法, 准确估计电池的实时荷电状态; 并在电压、剩余电量和单体峰值电流的多约束条件下, 建立多采样间隔持续峰值功率估算的数学模型。最后在MATLAB/Simulink环境下搭建基于纯电动汽车实际运行工况的硬件在环测试模型。结果表明: 在初始误差较大时, 剩余电量的估计误差在3%左右, 硬件在环测试系统的端电压误差保持在±20 mV以内, 峰值功率的平均误差为4.9745 W, 为联合估计算法的准确性提供了可靠理论依据。

关键词: 峰值功率; 多状态联合估计; 自适应扩展卡尔曼滤波; 带遗忘因子的最小二乘法; 硬件在环测试系统

引用格式: 曹铭, 黄菊花, 杨志平, 等. 车用锂离子动力电池自适应状态联合估计研究. 控制理论与应用, 2020, 37(9): 1951–1962

DOI: 10.7641/CTA.2020.00147

Research on adaptive state of charge and state of power joint estimation algorithm of vehicle lithium ion power batteries

CAO Ming^{1,2†}, HUANG Ju-hua^{1,2}, YANG Zhi-ping², YAN Qi-hao¹

(1. School of Mechatronics Engineering, Nanchang University, Nanchang Jiangxi 330031, China;
2. Jiangxi Automotive Electronics Engineering Technology Research Center, Nanchang Jiangxi 330031, China)

Abstract: In order to determine the two key indicators of power battery's remaining power and peak power, a data-driven online parameter identification method is proposed. The real-time parameters of the battery are accurately calculated by recursive least squares method. Then, a multi-state joint estimation algorithm based on adaptive extended Kalman filter is designed to accurately estimate the real-time state of charge (SOC) of the battery. Based on the multi-constraint condition of voltage, residual power and single peak current, the mathematical model of continuous peak power estimation under multi-sampling interval is established. Finally, a hardware-in-the-loop (HIL) test model based on the actual operating conditions of pure electric vehicles is built in the MATLAB/Simulink environment. The results show that when the initial error is large, the estimated error of the remaining power is about 3%, and the terminal voltage error of the HIL test system is kept within ±20 mV, and the average error of the peak power is 4.9745 W.

Key words: peak power; multi-state joint estimation; adaptive extended Kalman filter; forgetting factor least square; HIL test system

Citation: CAO Ming, HUANG Juhua, YANG Zhiping et al. Research on adaptive state of charge and state of power joint estimation algorithm of vehicle lithium ion power batteries. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(9): 1951–1962

1 引言

锂离子动力电池凭借质量轻、能量密度高、功率密度高、自放电率低以及循环寿命长等优点, 被广泛用作电动汽车的动力源, 相比于铅蓄电池, 锂离子动力电池拥有更加复杂的瞬态特性, 如明显的迟滞特性。为了实时监测管理电池的状态信息, 并精确预测电动汽车在不同工况下的功率需求, 一套高精度的电池管

理系统 (battery management system, BMS) 就显得尤为重要。

实时准确估算电池的荷电状态 (state of charge, SOC)、健康度(state of health, SOH)和功率状态(state of power, SOP)是BMS的关键功能之一, 其中研究SOC与SOH的估计方法最为广泛, 但是针对功率状态的估计却鲜见报导。为了精确估测出电池的SOC, 文

收稿日期: 2020-03-16; 录用日期: 2020-04-17。

†通信作者。E-mail: caoming@ncu.edu.cn; Tel.: +86 18170884648。

本文责任编辑: 裴海龙。

国家自然科学基金项目(51762034), 江西省教育厅科技落地项目(KJLD11022)资助。

Supported by the National Science Foundation of China (51762034) and the Science and Technology Implementation Project of Jiangxi Provincial Department of Education (KJLD11022).

献[1]基于二阶电阻-电容电路(resistor-capacitance, RC)电路模型,在卡尔曼滤波算法的基础上,加入了噪声修正功能,用测量数据不断估计和修正状态变量,进而准确地估计出电池的SOC,最后在循环工况实验验证下,其估算误差在3%以内,实现了SOC的精确估计;文献[2]考虑了温度影响因子对电池内阻的影响,采用扩展卡尔曼滤波法将开路电压法和改进的安时积分法有效地结合起来,该算法对初值有极强的修正作用,与基于经验公式的卡尔曼滤波方法相比,提高了估算精度,使平均误差降低到2.46%,最后还验证了该算法的可靠性;文献[3-5]分别使用人工神经网络、模糊逻辑和支持向量机的算法对SOC进行实时估算,均实现了很好的估算精度。

但是,对BMS来说,仅关注对电池SOC的研究还远不够,精确的SOP不仅可以满足车辆急加速、爬坡等工况的功率需求,还可以优化电池容量,延长电池寿命,提升车辆的综合性能。因此,实现锂电池SOP的准确估计至关重要。文献[6]基于内阻模型,做了混合脉冲功率特性(hybrid pulse power characterization, HPPC)测试,确定了实验室环境下电池的静态峰值功率,但其估计值不适合估计多采样间隔的连续峰值电流,且忽略了单体电池的峰值电流、峰值功率和SOC的设计限制;文献[7]在文献[6]的基础上增加了基于电压限制的控制,但是使用内阻等效电路模型不能模拟锂离子动力电池的松弛特性,其估计值偏离电池的实际能力;文献[8]提出了一种基于动态电化学极化电池模型的多参数SOP估计方法,实验和仿真结果表明,该方法比其他常用方法具有更好的性能,该方法可以有效地估计下一个采样间隔的电池的峰值功率容量,但很难实现多个采样间隔时间对SOP的精确估计。

本文基于Thevenin等效电路模型,采用带遗忘因子的最小二乘法(forgetting factor least square, FFLS)对模型参数进行在线辨识,提出一种基于自适应扩展卡尔曼滤波(adaptive extended Kalman filter, AEKF)的多状态联合估计算法,实时估算出电池的当前状态;然后综合考虑电压、SOC和单体电池的峰值电流这3个约束条件,计算出当前时刻的峰值电流;之后根据推导的多约束条件下的SOP模型,实现了对电池SOP的瞬时和持续估计;最后搭建硬件在环测试平台,验证基于AEKF算法对车用锂离子动力电池SOC估算的可靠性。

2 总体设计

为了精确估算电池的SOC和SOP这两个关键指标,本文基于动力电池特性实验获得的实测电流电压数据,采用一种带遗忘因子的递推最小二乘法的参数辨识方法,精确计算出电池的实时参数;然后采用自适应扩展卡尔曼滤波算法准确估算出电池的SOC,作为SOP估计模型的输入;最后推导出包含电压、SOC和

单体电池的峰值电流这3个约束条件的峰值电流数学模型,进而计算出该时刻的峰值功率,图1为SOC-SOP联合估计的总体设计流程图。

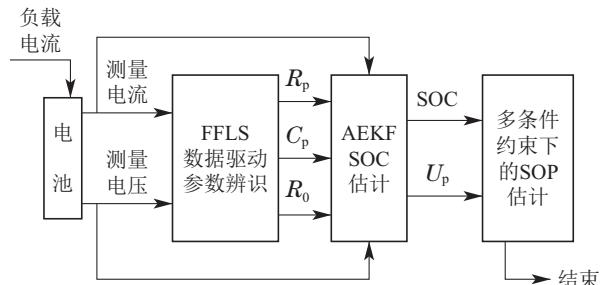


图1 SOC-SOP联合估计总体设计流程图

Fig. 1 The flowchart of the data-driven multi-state joint estimation with FFLS and AEKF algorithm

3 电池建模

3.1 电池特性实验

锂电池内部是一个十分复杂的电化学系统,其特性易受工作温度、老化状态和外部应力等因素的影响。为了对电池进行实时有效的管理,更精准地估算电池的SOC、SOH和SOP等状态,电池内部参数和外部工作环境相互之间的动态关系便显得尤为重要。为了获取这些动态特性,必须有针对性的对动力电池进行一系列的测试实验。

本文使用深圳恒翼能公司生产的ECT05200A型电芯测试系统,对某三元锂离子动力电池(3.7 V/50 Ah),在25°C的恒温箱内做了如下电池测试,其中,动力电池持续30 s充放电性能参数如表1所示。

表1 动力电池基本性能参数

Table 1 Basic performance parameters of the power battery

性能参数	最大值	最小值
SOC(z_{\max} , z_{\min})/%	90	10
$U_t(U_{t,\max}, U_{t,\min})/\text{V}$	4.2	2.7
$I_t(I_{t,\max}, I_{t,\min})/\text{A}$	200	-150
$P(P_{\max}, P_{\min})/\text{W}$	600	-400

3.1.1 最大可用容量测试

容量测试是获取动力电池SOC基准值和SOH映射参数规律的基础,通过最大可用容量测试可得到动力电池的静态容量,对SOC的估计意义重大。为此,本文设计了0.5 C, 1 C, 1.5 C, 2 C 和 2.5 C 这5个充放电倍率,在恒压充电过程中以0.033 C作为SOC=100%时停止充电的截止条件^[9];采用充电-静置-放电-静置-充电的方式对电池进行不同倍率的充放电测试;另外,本次测试还可以得到不同充放电倍率下的充放电效率,如表2所示。

表 2 25°C时不同放电倍率下电池的充放电容量和效率

Table 2 Battery charge and discharge capacity and efficiency at different discharge rates at 25°C

充放电倍率/C	充电容量/Ah	放电容量/Ah	效率/%
0.5	50.382	49.358	98.0
1.0	50.042	48.962	97.8
1.5	49.802	48.018	96.4
2.0	49.820	47.392	95.1
2.5	49.751	46.161	92.8

3.1.2 开路电压测试

由于锂电池的迟滞特性,开路电压分为充电开路电压和放电开路电压两组值。因此本文设计了以1 C为放电倍率对充满电的动力电池进行放电实验,采用放电-静置-放电的方式依次循环9次至SOC为10%;在低电荷状态时采用小间隔放电方法,分几段进行,充放电开路电压及其差异如图2所示。

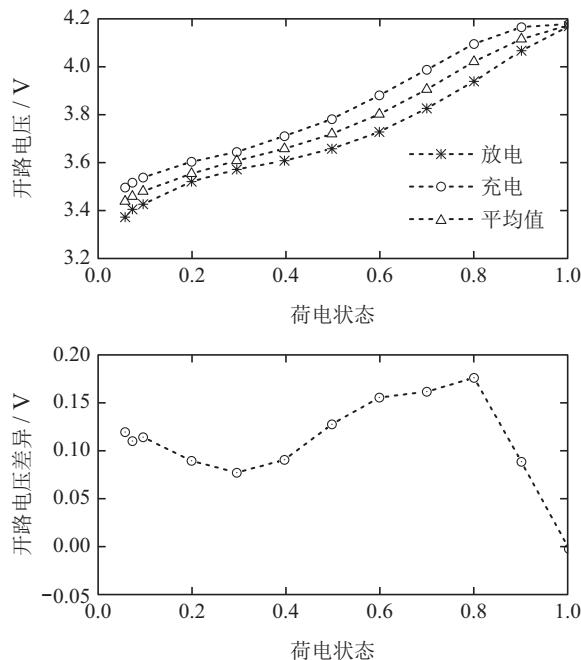


图 2 充放电开路电压曲线及其差异

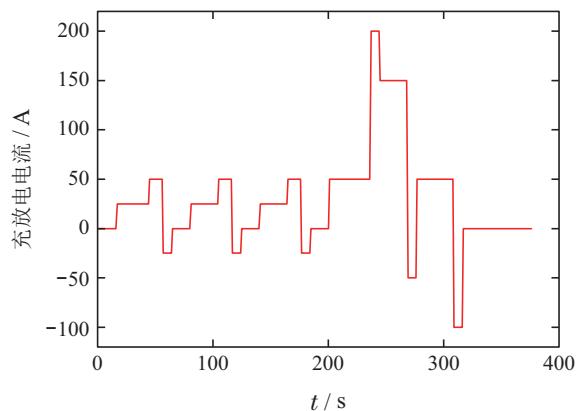
Fig. 2 Charge and discharge open circuit voltage curve

为了减小动力电池的迟滞特性对开路电压造成的影响,本文采用充放电开路电压的平均值作为该SOC点对应的开路电压值,并最终获得SOC-U_{OCV}曲线^[10-11]。另外,本实验还可用于模型参数辨识,具体的参数辨识方法详见第3.3节内容。

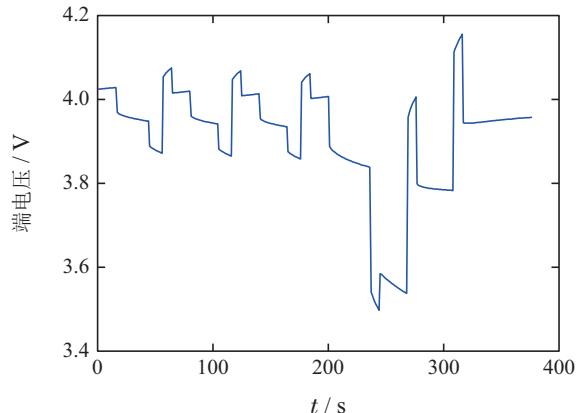
3.1.3 动态工况测试

为了验证SOC-SOP联合估计算法的适用性和测

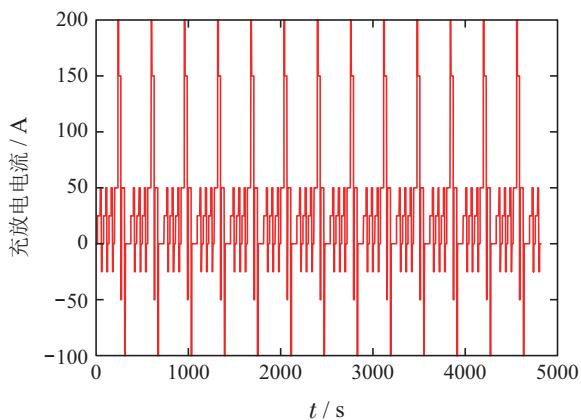
试电池单体在实际工况下的动态表现,本文设计了一种模拟实际电动汽车行驶工况中的电流激励的动态应力测试工况^[12](dynamic stress test, DST)实验。US-ABC实验手册规定了DST工况的波形^[13],如图3(a)所示,每个DST工况周期为360 s,大约放出3 Ah的电量,并根据电动汽车的实际要求,将电池SOC控制在10%~90%的范围内;图3(b)为单个DST测试工况内电压的变化曲线;图3(c)为依次循环13个DST工况电流的变化曲线;图3(d)为电压变化曲线。



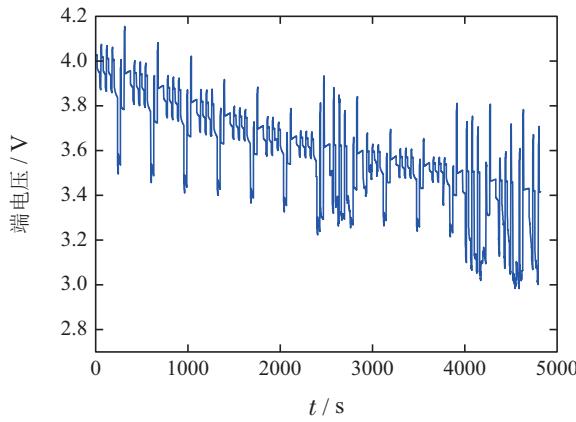
(a) DST工况波形



(b) DST工况下单体电压变化曲线



(c) 13个DST工况波形



(d) 13个DST工况下电压变化曲线

图3 DST工况电流电压变化曲线

Fig. 3 DST operating current and voltage curve

3.2 模型建立

锂离子电池具有复杂的迟滞特性和电压回弹特性^[14]. 为精确估计电池的状态, 需要建立一个结构尽可能简单、参数辨识更容易的电池模型. 等效电路模型对动力电池的各种工作状态有较好的适用性, 而且容易推导出模型的状态方程, 便于分析和应用, 因而被广泛采用. 文献[15]基于大量的动力电池特性实验, 采用在线数据驱动方法得到的n阶($n = 0, 1, \dots, 5$)RC网络模型的开路电压, 对比结果表明一阶RC网络在动态循环工况中表现出较好的精度, 比较准确的表达了动力电池的特性; 又考虑到随着RC网络阶数的增大, 在线参数辨识与SOC-SOP联合估计的复杂度呈指数级增大. 因此, 在满足估算精度的条件下, 本文选用Thevenin等效电路模型, 极大地减少了BMS控制器的计算量.

根据基尔霍夫定律^[16]可得

$$\begin{cases} U'_p = -\frac{U_p}{R_p C_p} + \frac{i_L}{C_p}, \\ U_t = U_{ocv} - U_p - i_L R_0, \end{cases} \quad (1)$$

其中: U_p 表示极化电容 C_p 的电压; U_t 表示电池端电压; R_0 表示电池内阻; U_{ocv} 与SOC(方便表述下文均用 z 表示)相关, 可近似表示为

$$U_{ocv}(z) = k_0 + k_1 z + k_2 z^2 + k_3 z^3 + k_4 z^4, \quad (2)$$

其中 k_0, k_1, k_2, k_3, k_4 为待拟合系数, 与电池容量、温度等因素相关.

3.3 模型参数辨识

等效电路模型常用激励-响应的方法来计算电池模型中的各个参数值, 即根据输入电流-电压输出的数据来计算各个参数值, 但该方法无法实现在线参数校正和更新. 由第1.2节的开路电压测试实验得出不同SOC时的 U_{ocv} 值, 并用式(2)所示的多项式进行曲线拟合, 拟合结果的系数 k_i 如表3所示.

表3 SOC-U_{ocv}拟合系数Table 3 The fitting coefficient of SOC-U_{ocv}

k_0	k_1	k_2	k_3	k_4	确定系数
3.349	1.792	-5.031	7.722	-3.652	0.999

基于自适应滤波理论发展而来的递推最小二乘算法是一种常见的参数辨识方法, 对于系统模型和参数易受不确定因素影响而发生较大变化的情况, 递推最小二乘法通过定期的参数校正和更新可以很好的克服模型参数的不确定性, 从而精确捕捉系统的实时状态. 但是对于持续缓慢变化的启发式系统, 传统的递推最小二乘法很难获得稳定可靠的估计结果. 为此, 本文通过引入遗忘因子, 在减少历史数据的同时新增实时数据, 可以实现系统参数的可靠辨识. Thevenin模型的传递函数为

$$G(s) = \frac{U_t(s) - U_{ocv}(s)}{i_L(s)} = -\left(R_0 + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s}\right), \quad (3)$$

其中

$$s = \frac{2}{\Delta t} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}. \quad (4)$$

Δt 是系统的采样间隔时间, 采用式(4)所示的双线性变换, 将基于 s 平面的方程映射到 z 平面, 得到 z 平面的传递函数为

$$G(z^{-1}) = \frac{c_2 + c_3 z^{-1}}{1 - c_1 z^{-1}}, \quad (5)$$

其中 c_0, c_1, c_2, c_3 是与模型参数有关的系数, 可联立式(3)-(5)解得

$$\begin{cases} c_1 = 1 - \frac{2}{1 + 2R_p C_p}, \\ c_2 = \frac{R_0 + R_p + 2R_0 R_p C_p}{1 + 2R_p C_p}, \\ c_3 = \frac{R_0 + R_p - 2R_0 R_p C_p}{1 + 2R_p C_p}. \end{cases} \quad (6)$$

令 $E_L(s) = U_t(s) - U_{ocv}(s)$, 根据式(3)得

$$E_L(s) = -i_L(s)(R_0 + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s}). \quad (7)$$

结合式(6)和式(7)把式(5)转化到离散时域, 并假定在单个采样间隔时间内电池的状态不发生变化^[17], 则式(7)化简为

$$E_{L,k} = c_1 E_{L,k-1} + c_2 i_{L,k} + c_3 i_{L,k-1}, \quad (8)$$

则端电压可化简为

$$U_{t,k} = (1 - c_1)U_{ocv,k} + c_1 U_{t,k-1} + c_2 i_{L,k} + c_3 i_{L,k-1}. \quad (9)$$

令系数矩阵和数据矩阵分别为

$$\begin{cases} \phi_k = [1 \ U_{t,k-1} \ i_{L,k} \ i_{L,k-1}], \\ \theta_k = [(1 - c_1)U_{ocv,k} \ c_1 \ c_2 \ c_3]^T, \end{cases} \quad (10)$$

其中: ϕ_k 为数据变量, θ_k 参数变量。考虑到模型易受环境因素和传感器测量精度的影响, 在模型中加入噪声影响因子, 则式(9)可简化为

$$y_k = U_{t,k} = \phi_k \theta_k + e_{L,k}, \quad (11)$$

其中 $e_{L,k}$ 是服从零均值分布的高斯白噪声, 是系统的输出变量。则基于式(10)和式(11)建立FFLS算法的计算流程为:

- 1) 导入实验数据, 并初始化各参数变量;
- 2) 回归最小二乘法递推过程:

$$\begin{cases} K_{L,k} = P_{L,k-1} \phi_k^T (\phi_k P_{L,k-1} \phi_k^T + \mu)^{-1}, \\ \theta_k = \theta_{k-1} + K_{L,k} (y_k - \phi_k \theta_{k-1}), \\ P_{L,k} = \frac{1}{\mu} (I - K_{L,k} \phi_k) P_{L,k-1}, \end{cases} \quad (12)$$

其中 $e_{L,k}$ 是服从零均值分布的高斯白噪声, y_k 是系统的输出变量。则基于式(10)和式(11)建立FFLS算法的计算流程为:

- 1) 导入实验数据, 并初始化各参数变量;
- 2) 回归最小二乘法递推过程;
- 3) 模型参数解析:

$$\begin{cases} U_{ocv,k} = \theta_k(1)/(1 - \theta_k(2)), \\ R_{0,k} = (\theta_k(4) - \theta_k(3))/(1 + \theta_k(2)), \\ \tau_k = (-1 - \theta_k(2))/(2 \times (\theta_k(2) - 1)), \\ R_{p,k} = -0.5 \times (\theta_k(4) + \theta_k(3)) \times (1 + 2 \times \theta_k(1)) - R_{0,k}, \end{cases} \quad (13)$$

其中: μ 是遗忘因子, τ_k 是第 k 采样时刻的时间常数, $P_{L,k}$ 是状态估计值的误差协方差, $K_{L,k}$ 是系统的增益矩阵。

基于上述推导出的Thevenin模型的数学模型, 利用开路电压测试实验可计算出Thevenin模型的各个参数值, 结果如图4所示。

图4反映了 U_{ocv} , R_0 , τ 随放电时间的变化情况, 在放电初期受初值设置的影响波动误差较大, 而后趋于稳定。从图4(d)的开路电压变化曲线可以看出, 在脉冲放电结束初期, 受电流值的突变影响, 存在不同程度的扰动; 图4(b)中的极化内阻波动十分明显; 图4(e)中端电压误差的最大误差在30 mV左右, 表明了FFLS算法对模型参数在线辨识有很高的精度。

在线参数辨识利用动力电池实时测量的电流、电压数据进行参数辨识, 可以实现模型参数的在线更新, 相较于二维查表通过插值法获得的参数值, 保证了参数的实时性和准确性。

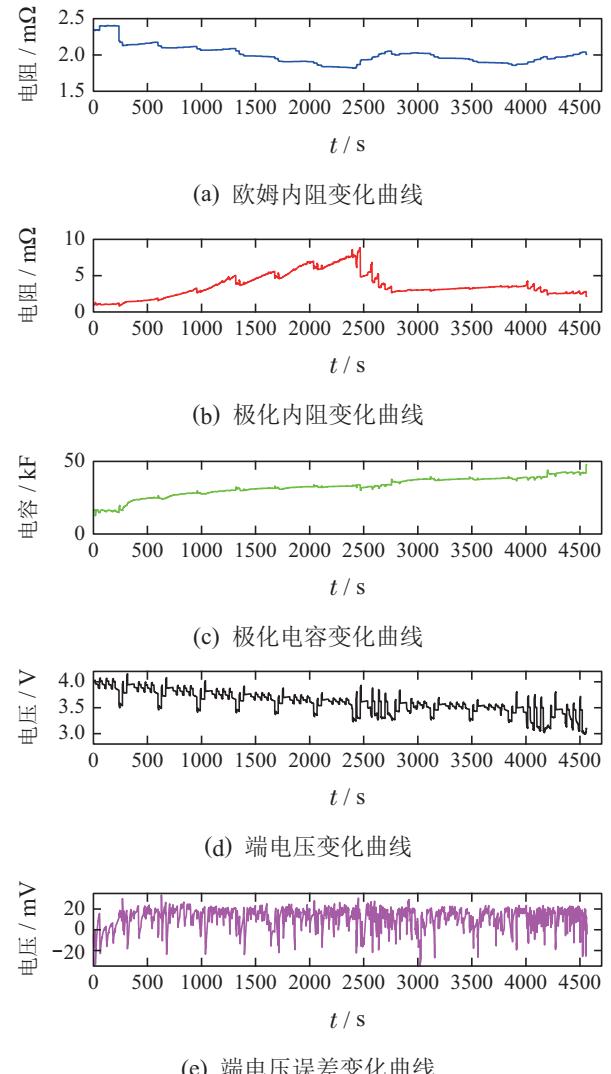


Fig. 4 The online identification result of Thevenin equivalent circuit model parameters

4 SOC-SOP联合估算

4.1 SOC估算

在电池SOC估算算法中, 卡尔曼滤波算法是研究的重点, 但其对模型精度、初始值和噪声协方差的依赖性很高, 可能会导致显著的估算误差或估算结果严重偏离实际值; 而AEKF算法通过自适应更新过程和测量噪声协方差, 不仅可以修正初始误差, 也对噪声有很强的抑制效果, 拥有更高的精度, 还有助于克服传感器精度不足的问题, 削弱电磁干扰对模型的影响。

关于电池SOC, 通用的定义有

$$z_k = z_0 - \frac{1}{C_d} \int_0^k \eta_i i_{L,k} dt. \quad (14)$$

根据经验, 建立通用的状态空间方程

$$\begin{cases} X_{k+1} = AX_k + Bu_k + \omega_k, \\ Y_{k+1} = CX_{k+1} + Du_k + \nu_k, \end{cases} \quad (15)$$

式中: X_k 是动态系统在第 k 采样时刻的状态变量, 本

文假定 $X_k = [U_p \ z]^T$; Y_k 是系统的输出, 设 $Y_k = U_t$; u_k 是系统的控制输入; η_i 是充放电效率, 如表1所示; ω_k 和 v_k 代表了过程噪声和测量噪声, 假定都服从均值为零, 方差为 q_k 和 r_k 的高斯分布. 把式(1)离散化可计算出各个系数矩阵:

$$A = \begin{pmatrix} \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right) & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$B = \begin{pmatrix} R_p(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right)) \\ \frac{-\eta_i \Delta t}{C_d} \end{pmatrix},$$

$$C = \frac{\partial U}{\partial X}|_{X=X_{k+1}^-} = (-1, \frac{dU_{ocv}(z)}{dz}|_{z=z_{k+1}^-}),$$

$$D = (-R_0), u_k = i_{L,k},$$

其中 $\frac{dU_{ocv}(z)}{dz}$ 可由式(2)求得. 实际应用中, 基于Sage-Hus自适应扩展卡尔曼滤波算法的状态估算是一个递归迭代过程, 具体的计算步骤如下^[18]:

1) 初始化状态变量 x_0 、误差协方差矩阵 P_0 、方差 q_k 和 r_k ;

2) 对状态变量和误差协方差的时间更新:

$$\begin{cases} x_{k/k-1}^- = A_k x_{k-1}^+ + B_k u_k, \\ P_k^- = A_k P_{k-1}^+ A_k^T + q_{k-1}. \end{cases} \quad (16)$$

3) 对新息和卡尔曼增益的更新:

$$\begin{cases} e_k = Y_k - C_k x_{k/k-1}^- - D_k u_{k-1}, \\ K_k = P_k^- C_k^T (C_k P_k^- C_k^T + r_k)^{-1}, \\ H_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T. \end{cases} \quad (17)$$

4) 状态更新:

$$\begin{cases} x_k^+ = x_k^- + K_k e_k, \\ P_k^+ = (1 - K_k C_k) P_k^-, \\ r_k = H_k - C_k P_k^- C_k^T, \\ q_k = K_k H_k K_k^T, \end{cases} \quad (18)$$

其中: e_k 是第 k 采样时刻的新息序列, H_k 基于大小为 M 的移动估计窗口内的新息协方差矩阵 $x_{k/k-1}^-$ 是基于第 $k-1$ 时刻修正的状态变量对第 k 时刻的预测值, x_k^+ 是第 k 时刻基于新息序列的对状态变量的修正值.

4.2 SOP估算

进行动力电池峰值功率估计可评估动力电池在不同SOC和SOH下的充放电功率极限能力, 最优匹配动力电池系统与车辆动力性能间的关系, 以满足电动汽车加速和爬坡性能, 最大限度发挥电机再生制动性能.

常用的SOP估算方法是基于HPPC测试, 然而该方法只能确定静态峰值功率, 也不适合估算多采样间隔

的持续SOP^[19]. 本文综合电压、SOC和单体电池单体峰值电流这3个约束条件, 对动力电池的瞬态峰值功率进行实时估计, 并采用多采样间隔的方法验证动力电池的持续峰值功率估算方法的可行性.

4.2.1 基于电压约束

将式(1)离散化, 得出 U_t 与 U_{ocv} 的关系式为

$$U_{t,k+1} = U_{ocv,k+1} - i_{L,k} R_0 - U_{p,k+1} = U_{ocv,k+1} - U_{p,k} \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right) - i_{L,k+1} (R_0 + R_p(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right))). \quad (19)$$

因为 U_{ocv} 是关于SOC的函数, 结合式(15)将其按一阶泰勒公式展开可得

$$U_{ocv}(z_{k+1}) = U_{ocv}(z_k - i_{L,k+1} \frac{\eta_i \Delta t}{C_d}) = U_{ocv}(z_k) - i_{L,k+1} \frac{\eta_i \Delta t}{C_d} \frac{dU_{ocv}(z)}{dz}|_{z=z_k} + R_1(). \quad (20)$$

考虑到一阶泰勒展开式的余项 $R_1(\cdot)$ 数值很小, 且对开路电压的影响较小, 为了简化计算量将其忽略不计, 则式(19)化简为

$$U_{t,k+1} = U_{ocv}(z_k) - U_{p,k} \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right) - i_{L,k+1} (R_0 + R_p(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right))) + \frac{\eta_i \Delta t}{C_d} \frac{dU_{ocv}(z)}{dz}|_{z=z_k}. \quad (21)$$

由式(21)得到端电压与负载电流之间的函数关系, 且端电压有最大最小截止电压, 故可以解得负载电流的极限值为

$$\begin{cases} i_{\max}^{dis,U_t} = \frac{U_{ocv}(z_k) - U_{p,k} \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right) - U_{t,\min}}{R_0 + R_p(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right)) + \frac{\eta_i \Delta t}{C_d} \frac{dU_{ocv}(z)}{dz}|_{z=z_k}}, \\ i_{\min}^{chg,U_t} = \frac{U_{ocv}(z_k) - U_{p,k} \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right) - U_{t,\max}}{R_0 + R_p(1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau}\right)) + \frac{\eta_i \Delta t}{C_d} \frac{dU_{ocv}(z)}{dz}|_{z=z_k}}, \end{cases} \quad (22)$$

其中: $U_{t,\min}$ 为放电截止电压, $U_{t,\max}$ 为充电截止电压.

由式(22)求解得到的是动力电池的瞬态(1 s)峰值电流, 为了获得持续的峰值电流, 本文基于单采样间隔的瞬态峰值功率, 提出多采样间隔的持续峰值功率的方法. 假设系统的输入在采样时间 t_k 和 t_{L+k} 内为固定值, $L\Delta t$ 为多采样间隔, 把 t_{L+k} 时刻的状态方程通

过推导, 最终化简成 k 时刻的状态方程, 即

$$X_{k+L} = A^L X_k + \left(\sum_{j=0}^{L-1} A^{L-j-1} B \right) u_k. \quad (23)$$

同理把式(21)化简得出多采样间隔系统的输出方程为

$$\begin{aligned} U_{t,\max}^{\text{chg}} &= U_{\text{ocv}}(z_{k+L}) - U_{p,k}(\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^L - \\ &i_{L,\min}^{\text{chg}, U_t}(R_0 + R_p(1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))) \cdot \end{aligned}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} i_{\max,L}^{\text{dis}, U_t} = \frac{U_{\text{ocv}}(z_k) - U_{p,k}(\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^L - U_{t,\min}}{R_0 + R_p(1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau})) \sum_{j=0}^{L-1} (\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^{L-j-1} + \frac{\eta_i \Delta t}{C_d} \frac{dU_{\text{ocv}}(z)}{dz}|_{z=z_k}}, \\ i_{\min,L}^{\text{chg}, U_t} = \frac{U_{\text{ocv}}(z_k) - U_{p,k}(\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^L - U_{t,\max}}{R_0 + R_p(1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau})) \sum_{j=0}^{L-1} (\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^{L-j-1} + \frac{\eta_i \Delta t}{C_d} \frac{dU_{\text{ocv}}(z)}{dz}|_{z=z_k}}, \end{array} \right. \quad (26)$$

其中当 L 为1 s时, 式(26)退化为式(22)所示的峰值电流计算式.

4.2.2 基于SOC约束

为了防止动力电池在工作过程中发生过充过放, 保证电池的安全性, 本文提出了基于SOC约束的峰值功率预测方法, 使用动力电池的最大最小SOC限制获得峰值电流, 进而计算出峰值功率. 把式(14)离散化可推导出在采样间隔为 $L\Delta t$ 时, 峰值电流与SOC的关系:

$$\left\{ \begin{array}{l} i_{\min,L}^{\text{chg}, \text{SOC}} = \frac{(z_k - z_{\max}) C_d}{\eta_i L \Delta t}, \\ i_{\max,L}^{\text{dis}, \text{SOC}} = \frac{(z_k - z_{\min}) C_d}{\eta_i L \Delta t}, \end{array} \right. \quad (27)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{\max}^{\text{dis}} \approx \min(P_{\max}, \{U_{\text{ocv}}(z_{k+L}) - U_{p,k}(\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^L - i_{\max}^{\text{dis}}(R_0 + R_p(1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))) \times \\ \sum_{j=0}^{L-1} (\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^{L-j-1}\} i_{\max}^{\text{dis}}), \\ P_{\min}^{\text{chg}} \approx \max(P_{\min}, \{U_{\text{ocv}}(z_{k+L}) - U_{p,k}(\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^L - i_{\min}^{\text{chg}}(R_0 + R_p(1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))) \times \\ \sum_{j=0}^{L-1} (\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^{L-j-1}\} i_{\min}^{\text{chg}}). \end{array} \right. \quad (28)$$

4.3 联合估算

综合以上分析, 动力电池的峰值功率与SOC、峰值电流、极化电压和模型参数等相关, 且电池SOC的估算也是基于模型参数, 因此, 为了满足参数快速变化的需要, 本文设计了一种基于数据驱动的模型算法, 利用FFLS算法实时计算模型参数, 然后使用AEKF算法估算出当前时刻的SOC值, 最后根据式(29)计算出动力电池的峰值功率, 即可实现SOC-SOP的联合估

$$\sum_{j=0}^{L-1} (\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^{L-j-1}), \quad (24)$$

$$\begin{aligned} U_{t,\min}^{\text{dis}} &= U_{\text{ocv}}(z_{k+L}) - U_{p,k}(\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^L - \\ &i_{L,\max}^{\text{dis}, U_t}(R_0 + R_p(1 - \exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))) \cdot \\ &\sum_{j=0}^{L-1} (\exp(\frac{-\Delta t}{\tau}))^{L-j-1}). \end{aligned} \quad (25)$$

由上式得出基于电压限制多采样间隔的充放电峰值电流为

其中: Δt 单位为秒, 所以 C_d 的单位也要化成安×秒.

4.2.3 基于电池单体峰值电流约束

考虑到过大的电流可能对动力电池单体造成不可逆转的损害. 因此, 本文把单体的峰值电流 i_{\max} 和 i_{\min} 也加入到约束条件里. 综上, 动力电池系统的峰值电流受到以下约束.

每个并联单体的功率等于预测电压与峰值电流之积, 然后推导出充放电峰值功率 P_{\max}^{dis} 和 P_{\min}^{chg} 的估计结果见式(28), 其中: P_{\max} 为动力电池单体的放电峰值功率, p_{\min} 为充电峰值功率, 由电池制造商给出, 如表1所示.

算.

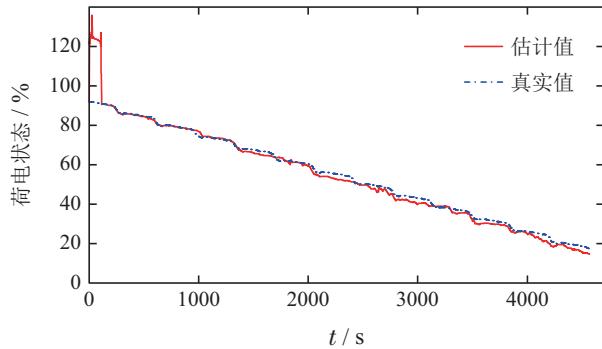
5 模型验证

为了验证AEKF算法的适用性, 本文设计了一种DST测试工况, 并考虑了电压、SOC和电池单体的峰值电流这3种影响峰值功率的约束条件^[20], 瞬态(1 s)时的峰值电流和峰值功率都要偏大, 达到250 A/800 W和-200 A/600 W, 使电动汽车具有更强的瞬态

加速能力.

5.1 SOC验证

结合第3.1节AEKF算法的步骤分析,在MATLAB/Simulink环境下搭建算法模型,并把各个模型参数调试到一个较好的范围,得出如图5所示的SOC随时间变化曲线.



(a) SOC估计值与实际值变化曲线

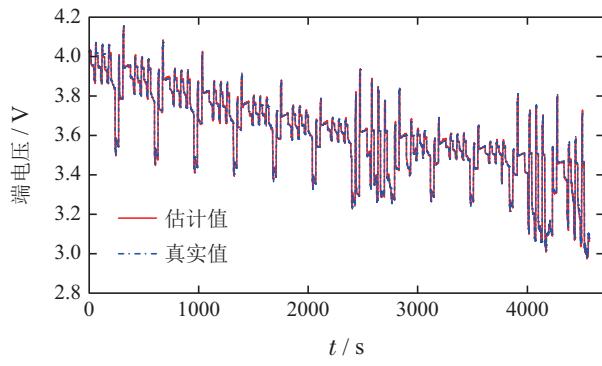


图5 基于AEKF算法的SOC估算结果

Fig. 5 SOC estimation results based on AEKF

图5(a)为SOC随放电时间的变化曲线,在初期受参数初始值的影响产生了很大的波动,随着迭代计算卡尔曼增益矩阵根据估算电压与实际电压的差值对SOC进行反馈修正,通过预测-修正-预测的方式,使SOC误差保持在一个较小的范围内;图5(b)为输出方程与实际电压测量值的关系曲线,其差值保持在一个较小的范围内,突出了AEKF算法的准确性.

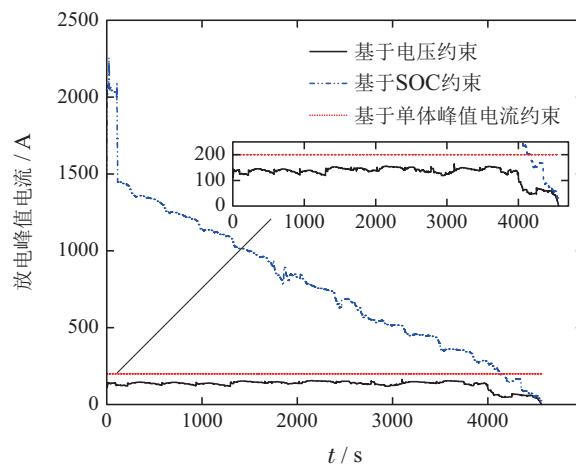
5.2 SOP验证

图6是在SOC、电压和单体峰值电流单一约束条件下,动力电池单体30 s持续峰值电流估计结果曲线,其中初始SOC为90%.当SOC值接近于设计条件的最大限值时,防止动力电池可能出现过充过放隐患,基于SOC的峰值电流估计方法将减小动力电池的峰值充放电电流.

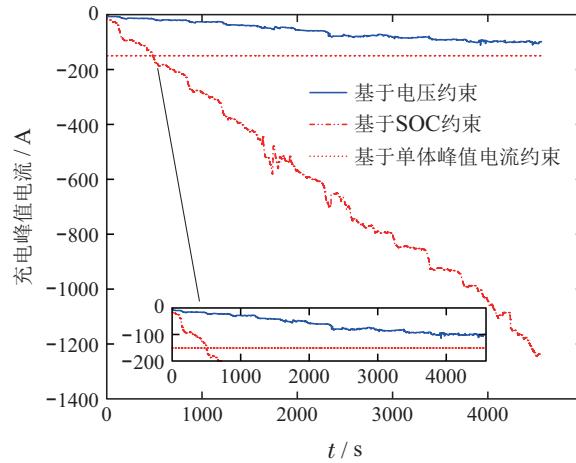
为了评价动力电池峰值充放电能力与持续输出时间的关系,由表1所示该动力电池的峰值功率和峰值电流,并结合基于多约束变量的峰值电流公式,分别

计算出 L 为1 s, 15 s, 30 s和60 s时的峰值电流^[21],其结果如图7所示.

由图7可见,动力电池的充放电电流的能力与所持续输出的时间长度有很大关系,瞬时(1 s)的峰值充放电电流最大为217 A,最小为158 A,且瞬态的峰值充放电电流大小要大于持续的峰值充放电电流,随着电池充放电的进行,峰值充放电能力慢慢降低;因此在新能源汽车设计中要对动力电池的持续输出时间做限制,得到可靠的峰值充放电能力,保证动力电池系统的安全性和稳定性.



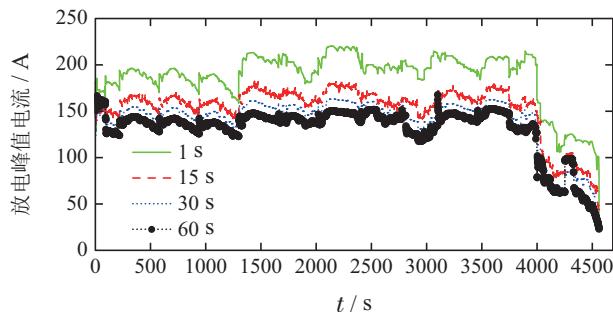
(a) 不同约束下放电峰值电流变化曲线



(b) 不同约束下充电峰值电流变化曲线

图6 单一约束条件下的峰值电流估算结果($L = 30$ s)

Fig. 6 Peak current estimation results under a single constraint ($L = 30$ s)



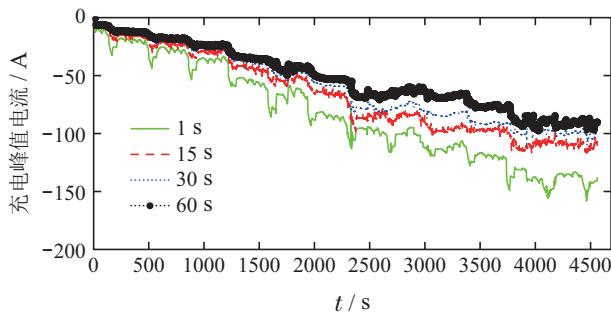
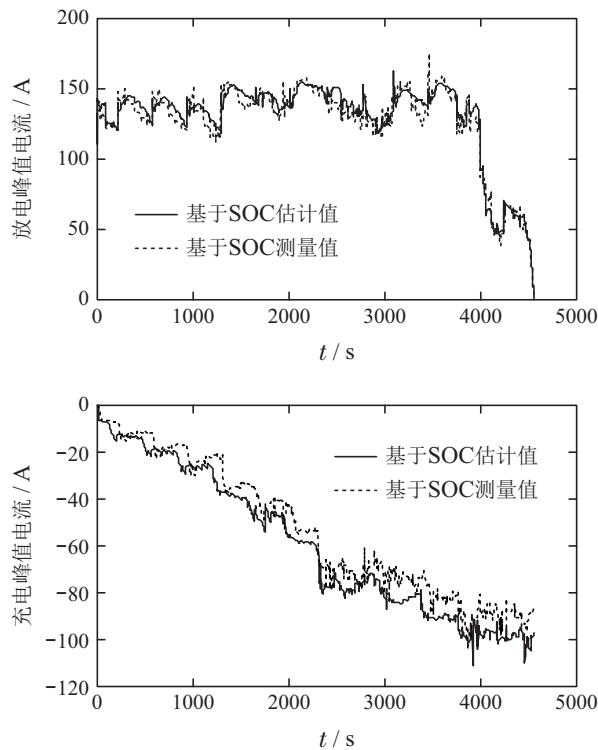


图7 多约束条件下的持续峰值电流估算结果

Fig. 7 Continuous peak current estimation results under multiple constraints

图8为 $L=30$ s时基于SOC测量值的峰值电流与基于SOC估计值的峰值电流对比曲线, 可见基于AEKF算法估计的SOC值具有较高的准确性。

图8 充放电峰值电流估计结果($L = 30$ s)Fig. 8 Charge and discharge peak current estimation results ($L = 30$ s)

基于持续峰值电流的估计结果和动力电池的电压模型, 可以得出动力电池的持续峰值功率估算值, 如图9所示。

由图9所示的不同持续输出时间的峰值功率曲线可知, 峰值功率的变化趋势与峰值电流估算结果趋势一致。综上所述, 基于模型的动力电池SOC-SOP联合估计方法, 不仅能得到可靠的动力电池峰值功率和SOC的联合估计, 也实现了动力电池模型参在线辨识与多约束条件估计的融合, 并在保证动力电池模型实

时性的前提下, 得到了稳定、精确的动力电池电压、SOC和SOP联合估算的结果^[22-24]。

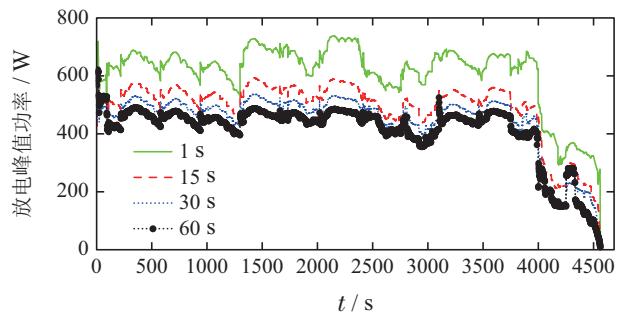
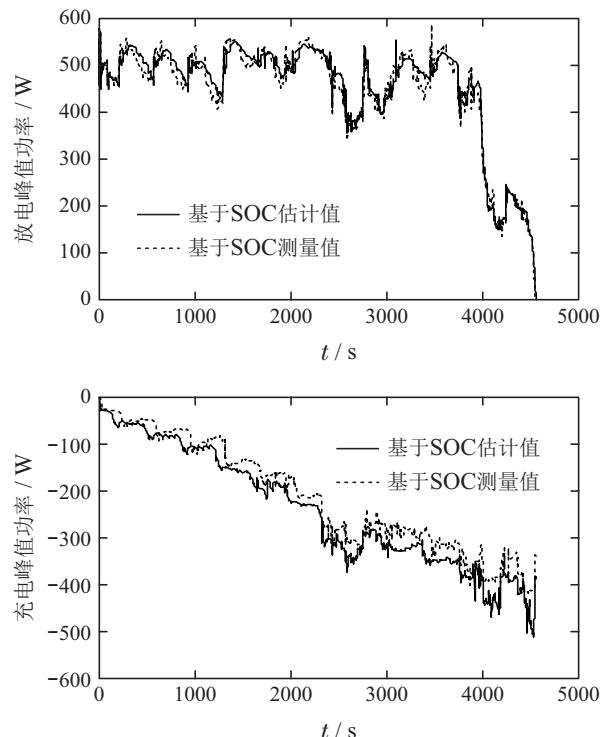


图9 多约束条件下的持续峰值功率估算结果

Fig. 9 Continuous peak power estimation results under multiple constraints

图10为 $L = 30$ s时基于SOC测量值的峰值功率与基于SOC估计值的峰值功率对比曲线, 与图8中的峰值电流变化趋势一致, 且两者之间的平均误差为4.9745 W, 可见基于AEKF算法估计的SOC值具有较高的准确性, 进而使峰值功率的估计值更加准确。

图10 持续峰值功率估计结果($L = 30$ s)Fig. 10 Continuous peak power estimation results ($L = 30$ s)

5.3 HIL验证

为了验证AEKF算法在实时仿真系统中的可靠性,本文以加拿大Opal-RT公司的RT-Lab为仿真平台,在上位机中搭建HIL模型,然后通过LAN口将其下载到实时仿真机中运行,实时仿真机通过CAN总线给电池模拟器、EA电源和电阻板卡以及高压模拟箱等发送指令;另一方面,实时仿真机又通过信号采集板卡采集BMS反馈的各种信号,形成闭环回路^[25-27]。图11为该HIL测试系统实物图,Simulink环境下的电池模型图见附录。



图 11 HIL 测试系统实物图

Fig. 11 HIL test system layout

由第4.2节推导的峰值功率数学模型可知,峰值功率的估算精度受限于SOC的估算精度,而端电压的估算精度在一定程度上反应了SOC的估算精度。限于多方面因素,本文采用简化方法,仅以电池模拟器的端电压来近似反映SOC的估算精度,并与DST循环测试实验的电压测量值对比,对比结果如图12所示。

由图12可知,DST工况下该电池模型硬件在环测试结果精度较高,其端电压误差保持在±20 mV左右,与第5.1节的端电压估算误差相差不大。故可以验证该HIL模型在实时系统中的适用性。

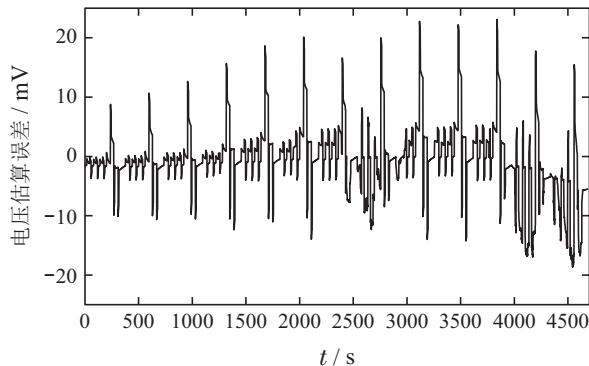
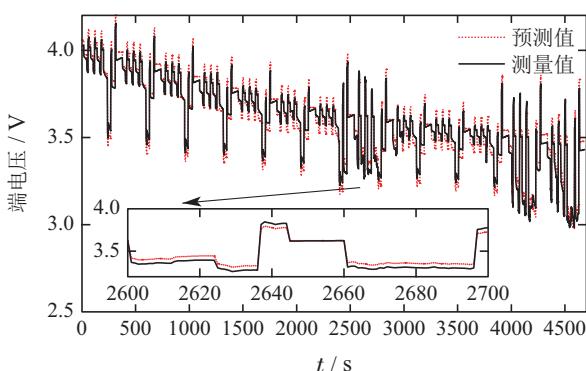


图 12 硬件在环测试结果

Fig. 12 The result of HIL test system

6 总结

- 1) 基于Thevenin等效电路模型,采用FFLS算法在线辨识模型参数,通过加入遗忘因子来减少历史数据的信息量,补充新数据,解决了传统的最小二乘法难以获得可靠的估计结果的问题。
- 2) 使用AEKF算法对动力电池SOC进行精确估计,得出动力电池的实时状态信息,并基于硬件在环测试平台对该算法进行验证。
- 3) 建立包含电压、剩余电量和单体峰值电流的多约束条件的多采样间隔持续峰值功率数学模型,实现了SOC-SOP的联合估计。结果表明:在初始误差较大时,剩余电量的估计误差在3%左右,峰值功率的平均误差为4.9745 W,为联合估计算法提供参考依据。

参考文献:

- [1] LIU Heping, XU Qiaoqiao, HU Yinquan, et al. State of charge estimation of lithium iron phosphate batteries based on adaptive Kalman filters. *Journal of Chongqing University*, 2014, 37(1): 68 – 74.
(刘和平, 许巧巧, 胡银全, 等. 自适应卡尔曼滤波法磷酸铁锂动力电池剩余容量估计. 重庆大学学报, 2014, 37(1): 68 – 74.)
- [2] XU Ying, SHEN Ying. Improved battery state-of-charge estimation based on Kalman filter. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2014, 40(6): 855 – 860.
(徐颖, 沈英. 基于改进卡尔曼滤波的电池SOC估算. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(6): 855 – 860.)
- [3] KANG L, ZHAO X, MA J. A new neural network model for the state-of-charge estimation in the battery degradation process. *Applied Energy*, 2014, 121: 20 – 27.
- [4] BURGOS C, DORIS O, MARCOS E, et al. Fuzzy modelling for the state-of-charge estimation of lead-acid batteries. *Journal of Power Sources*, 2015, 274: 355 – 366.
- [5] ANTON J C A, NIETO P J G, JUEZ F J D, et al. Battery state-of-charge estimator using the SVM technique. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, 37(9): 6244 – 6253.
- [6] CHEN, Z, XIONG R, WANG K, et al. Optimal energy management strategy of a plug-in hybrid electric vehicle based on a particle swarm optimization algorithm. *Energies*, 2015, 8(5): 3661 – 3678.

- [7] PLETT G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs. *Journal of Power Sources*, 2004, 134(2): 277 – 292.
- [8] SUN F, XIONG R, HE H. Estimation of state-of-charge and state-of-power capability of lithium-ion battery considering varying health conditions. *Journal of Power Sources*, 2014, 259: 166 – 176.
- [9] National Development and Reform Commission. QC/T 743–2006 *Lithium Ion Battery for Electric Vehicles*. Beijing: China Standard Press, 2006.
(国家发展与改革委员会. QC/T 743–2006电动汽车用锂离子蓄电池. 北京: 中国标准出版社, 2006.)
- [10] ZHANG Donghua, MA Yan, CHEN Siqi, et al. Parameter estimation and state of charge estimation of lithium battery model. *Journal of WUT (Information & Management Engineering)*, 2015, 37(2): 179 – 182.
(张东华, 马燕, 陈思琪, 等. 锂电池模型参数估计与荷电状态估算研究. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2015, 37(2): 179 – 182.)
- [11] YANG Shichun, MA Cuijuan. SOC estimation algorithm based on improved PNGV model. *Automotive Engineering*, 2015, 37(5): 582 – 586.
(杨世春, 麻翠娟. 基于PNGV改进模型的SOC估计算法. 汽车工程, 2015, 37(5): 582 – 586.)
- [12] SUN Fengchun, MENG Xiangfeng, LIN Cheng, et al. Dynamic stress test profile of power battery for electric vehicle. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2010, 30(3): 297 – 301.
(孙逢春, 孟祥峰, 林程, 等. 电动汽车动力电池动态测试工况研究. 北京理工大学学报, 2010, 30(3): 297 – 301.)
- [13] USABC. *Electric Vehicle Battery Test Procedures Manual*. USA: United States Advanced Battery Consortium US, 1996.
- [14] TAN Xiaojun. *Electric Vehicle Power Battery Management System Design*. Guangzhou: Sun Yat-sen University Press, 2011: 21 – 48.
(谭晓军. 电动汽车动力电池管理系统设计. 广州: 中山大学出版社, 2011: 21 – 48.)
- [15] XIONG Rui. *Core Algorithm of Battery Management System for EVs*. Beijing: China Machine Press, 2018: 65 – 71.
(熊瑞. 动力电池管理系统核心算法. 北京: 机械工业出版社, 2018: 65 – 71.)
- [16] QIN Cenghuang, JIANG Sanyong. *Electrical Engineering*(7th ed.). Beijing: Higher Education Press, 2012: 36 – 50.
(秦曾煌, 姜三勇. 电工学(第七版). 北京: 高等教育出版社, 2012: 36 – 50.)
- [17] CHIANG Y, SEAN W, KE J. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 2011, 196(8): 3921 – 3932.
- [18] ZHANG Wei, MA Yan, BAI Qingwen. Estimation of state of charge of li-ion battery based on adaptive Kalman filtering. *Automobile Technology*, 2011, (8): 45 – 50, 50.
(张頤, 马彦, 柏庆文. 基于自适应卡尔曼滤波的锂离子电池SOC估计. 汽车技术, 2011, (8): 42 – 45, 50.)
- [19] XIONG R, SUN F, HE H, et al. A data-driven adaptive state of charge and power capability joint estimator of lithium-ion polymer battery used in electric vehicles. *Energy*, 2013, 63: 295 – 308.
- [20] XIONG R, HE H, SUN F, et al. Model-based state of charge and peak power capability joint estimation of lithium-ion battery in plug-in hybrid electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 2013, 229: 159 – 169.
- [21] WANG S, MARK V, JOHN S, et al. Power prediction from a battery state estimator that incorporates diffusion resistance. *Journal of Power Sources*, 2012, 214: 399 – 406.
- [22] DONG G, WEI J, CHEN Z. Kalman filter for onboard state of charge estimation and peak power capability analysis of lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 2016, 328: 615 – 626.
- [23] HUANG Ruisen. *A joint online estimation algorithm of state of charge, state of health and state of power for lithium batteries*. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.
(黄锐森. 锂电池荷电状态、健康状态以及功率状态的联合在线估计算法. 成都: 西南交通大学, 2017.)
- [24] XIANG Shun. *Online estimation of state of charge, state of health and state of power of lithium batteries*. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.
(向顺. 锂电池荷电状态、健康状态以及功率状态的在线估计. 成都: 西南交通大学, 2018.)
- [25] SUN Chengxiao, WU Shuaijun, HUO Yanhong, et al. Hardware in loop system for BMS of hybrid vehicle based on RT-LAB. *Chinese Journal of Power Sources*, 2017, 41(8): 1174 – 1176, 1212.
(孙诚骁, 吴帅军, 霍艳红, 等. 基于RT-LAB的混动车BMS硬件在环测试系统. 电源技术, 2017, 41(8): 1174 – 1176, 1212.)
- [26] YAO Hang. *Research on key technology for hardware in the loop test platform for battery management system*. Shanghai: Shanghai Dianji University, 2017.
(姚航. 电池管理系统硬件在环测试平台关键技术研究. 上海: 上海电机学院, 2017.)
- [27] SHAO Yulong. *Research on the key technology of BMS in electric vehicles and the construction of hardware in the loop testing system*. Jilin: Jilin University, 2018.
(邵玉龙. 电动汽车BMS关键技术研究及硬件在环测试系统构建. 吉林: 吉林大学, 2018.)

作者简介:

曹 铭 讲师, 博士研究生, 主要从事新能源汽车电池建模、状态估计、BMS开发方面的研究, E-mail: caoming@ncu.edu.cn;

黄菊花 教授, 博士生导师, 从事汽车电子、新能源汽车方面的研究, E-mail: huangjuhua6@163.com;

杨志平 硕士研究生, 主要研究方向为新能源汽车动力电池管理系统核心算法与应用等, E-mail: 18270698809@163.com;

鄂琦昊 硕士, 主要研究方向为电池建模、电池数据管理, E-mail: 565229908@qq.com.

附录

Simulink环境下的电池模型见图A1所示。

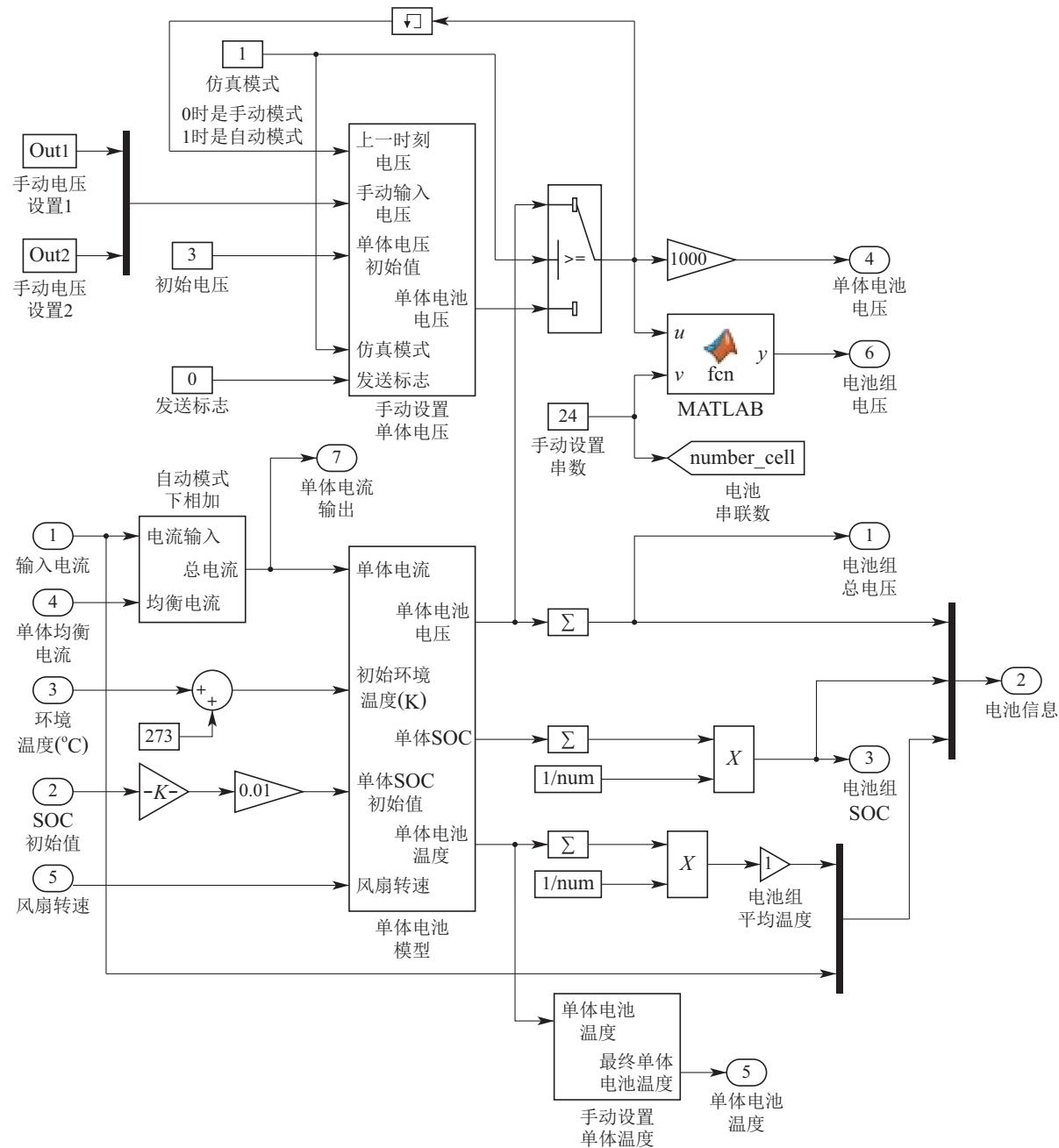


图 A1 Simulink电池模型

Fig. A1 The battery model use Simulink