

DOI: 10.7652/xjtuxb201510011

采用等效电路的参数自适应电池模型 及电池荷电状态估计方法

宁博, 徐俊, 曹秉刚, 杨晴霞, 王斌, 许广灿
(西安交通大学电动汽车与系统控制研究所, 710049, 西安)

摘要: 针对电池离线参数辨识复杂、模型系统误差无法在线校正等问题,提出基于等效电路的参数自适应电池模型及电池荷电状态估计方法。该方法设计了针对动力电池的自适应参数观测器并证明了稳定性,通过在线估计电池参数从根源校正模型误差,建立滑动平均滤波器对估计参数滤波降噪,利用多时间维度思想周期性更新电池模型,并结合卡尔曼滤波算法进行荷电状态估计。搭建电池充放电测试平台进行实验,实验结果表明:城市道路循环工况下,基于参数自适应电池模型的卡尔曼滤波电池荷电状态估计误差小于 3%。该算法简单、准确、适应性强,对于多变环境、长周期使用条件下的动力电池监测具有较高的实用价值。

关键词: 动力电池;电池模型;参数自适应;荷电状态估计

中图分类号: TM912.8 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)10-0067-05

A Battery Model with Adaptive Parameters Based on Equivalent Circuit for State of Charge Estimation

NING Bo, XU Jun, CAO Binggang, YANG Qingxia, WANG Bin, XU Guangcan
(Institute of Electric Vehicle and System Control, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A battery model with adaptive parameters based on equivalent circuit is proposed to solve the problems that it is complex to identify the parameters of a battery model online and errors of the battery model will dramatically enlarge while the parameters of the battery model varies. An observer with adaptive parameters for batteries is designed and is proved to be stable. Parameters are estimated and filtered online by the observer and a moving average filter, respectively. The battery model is periodically updated by previously estimated parameters. Then, the extended Kalman filtering algorithm is adopted to estimate the state of charge(SOC) of the battery. An experimental platform is constructed, and the urban dynamometer driving schedule (UDDS) driving cycle is used to test the algorithm. The results show that the error of SOC estimation based on the proposed model and the dynamic Kalman filter is less than 3%. It can be concluded that the algorithm is accurate and has great value to monitor power batteries in changeful environment.

Keywords: power battery; battery model; parameter adaptive; state of charge estimation

电池管理系统 (battery management system, BMS)是电动汽车的关键部件之一。作为 BMS 控制策略的基础,荷电状态 (state of charge, SOC)估计的准确性直接关系到车辆安全性、动力性和经济

收稿日期: 2015-05-27。 作者简介: 宁博(1990—),男,硕士生;徐俊(通信作者),男,讲师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51405374);中国博士后基金资助项目(2014M560763)。

性,而电池模型的准确度对 SOC 估计精度影响极大^[1]。尽管滑模^[2]、PI^[3]、卡尔曼滤波^[4]等算法能够补偿一定 SOC 估计误差,但是并不能消除电池内部参数变化导致的模型系统误差。建立一种自适应电池模型,动态估计并在线更新模型参数对于保证 SOC 估计精度至关重要。

目前,电动汽车 BMS 一般采用静态等效电路模型,例如 Rint、RC^[5]、Thevenin^[6]、PNGV^[7]、非线性等效电路模型^[8]等,参数通过混合脉冲功率特性测试(hybrid pulse power characterization, HPPC)实验离线辨识获得,其模型结构和参数固定,不能反映工作电流、SOC、健康状态(state of health, SOH)、温度、自放电等对电池内部特性的影响^[9],适应性较差。针对动态电池模型的研究较少。文献[10]中 Plett 分析了 SOH 对电池模型的影响,提出基于双扩展卡尔曼滤波观测器的循环估计思想,在通过电池模型估计电池荷电状态的基础上,以电池状态为输入重新估计电池内阻。文献[11]中戴海峰等对双扩展卡尔曼滤波算法进行了进一步研究,通过实验验证了内阻自适应模型有效性。文献[12]中 Song 利用双滑模观测器循环估计电池 SOC、SOH,取得良好效果,但是这类动态电池模型存在明显弊端:①只考虑电池内阻的影响,忽略了其他参数的变化,未能建立起完整的动态电池模型;②基于状态估计值(SOC)对模型参数(内阻)进行循环估计,忽略了状态估计值误差,误差传递效应不可避免地造成了模型参数估计误差;③需要通过离线辨识获得准确的电池模型参数初值,费时费力。

针对以上问题,本文提出基于等效电路的参数自适应电池模型及 SOC 估计方案,如图 1 所示。自适应参数观测器通过实时采集电流、端电压在线估计电池欧姆内阻、极化内阻、极化电容,电池模型采用滤波降噪处理后的参数动态更新,据此建立的动态电池模型能够真实反映不同温度、SOC、工作电流等条件下的电池特性,又由于参数估计、模型更新及 SOC 估计几乎是同步进行的,可以有效消除模型系统误差。结合卡尔曼滤波算法进行 SOC 估计,具有显著优势:①在线估计参数,不需要准确的参数初值;②采用独立的参数观测器、SOC 观测器,避免了误差传递;③通过采集电压、电流数据进行参数估计和 SOC 估计,硬件成本低;④参数估计准确,模型动态性好;⑤数学模型简单,运算量小。为了将自适应参数估计方法与传统离线参数辨识方法进行有效对比,通过恒温恒湿试验机保持电池始终置于相同的

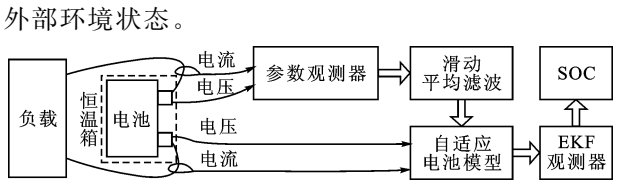


图 1 参数自适应电池模型及 SOC 估计方法

1 电池等效电路

由于在线参数辨识能直接消除时变参数带来的电池模型误差,同时卡尔曼滤波能有效补偿噪声影响,本文基于简单的一阶 RC 等效电路模型进行研究。模型如图 2 所示, R_1 单元表示电池等效欧姆内阻, R_2 - C_2 单元表示电池极化阻抗, E_0 单元表示电池开路电压。

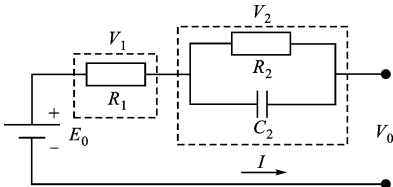


图 2 一阶 RC 等效电路模型

锂电池开路电压是 SOC 的非线性函数^[13],分段线性插值可得 E_0 与 SOC 关系为 $E_0 = \alpha_n z + \beta_n$,其中 SOC 用符号 z 表示,参数见表 1, E_0 - z 拟合曲线与 E_0 - z 实际曲线对比如图 3 所示。

表 1 E_0 - z 关系参数

z	0.0~0.1	0.1~0.2	0.2~0.3	0.3~0.4	0.4~0.5
α_n	0.323	0.387	0.468	0.552	0.62
β_n	3.565	3.558	3.542	3.517	3.49
z	0.5~0.6	0.6~0.7	0.7~0.8	0.8~0.9	0.9~1.0
α_n	0.465	0.478	0.586	0.604	0.534
β_n	3.567	3.559	3.484	3.469	3.532

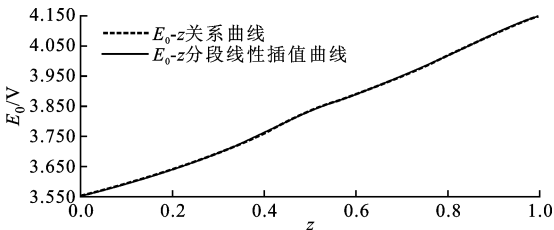


图 3 E_0 - z 关系曲线

根据基尔霍夫电流定律,图 2 中极化电压 V_2 与电流 I 关系为

$$\dot{V}_2 = -V_2/(R_2 C_2) + I/C_2 \tag{1}$$

根据基尔霍夫电压定律,端电压 V_0 为

$$V_0 = E_0 + IR_1 + V_2 \quad (2)$$

SOC 是剩余荷电量与满充荷电量的比值,以 $z(t)$ 表示 t 时刻 SOC

$$z(t) = z(0) + \Delta z = z(0) + \int_0^t (I(\tau)/C_n) d\tau \quad (3)$$

式中: $z(0)$ 是初始时刻电池荷电量; Δz 是初始时刻至 t 时刻 SOC 的变化量; $I(\tau)$ 是连续变化的电流; C_n 是电池实际容量。由于正常使用条件下电池实际容量变化极为缓慢^[12],本文假设 C_n 为恒定值。对式(3)求导可得 SOC 变化率

$$\dot{z} = I/C_n \quad (4)$$

2 参数自适应电池模型

2.1 模型参数在线估计

动力电池在正常使用条件下充放电倍率低, SOC 变化较慢,由于 E_0 - z 曲线斜率比较平坦,因而电池开环电压 E_0 短时间内变化很小,本文选取 E_0 、 R_1 、 R_2 、 C_2 作为电池缓变参数。对式(2)求导,并将式(1)、(4)带入,整理可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_0 &= R_1 \dot{I} + [(R_1 + R_2)I]/(R_2 C_2) - V_0/(R_2 C_2) + \\ &E_0/(R_2 C_2) = \\ [R_1 \quad (R_1 + R_2)/(R_2 C_2) \quad 1/(R_2 C_2) \quad E_0/(R_2 C_2)] \cdot \\ &[\dot{I} \quad I \quad -V_0 \quad 1]^T = \\ &[\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4][\mu_1 \quad \mu_2 \quad \mu_3 \quad \mu_4]^T = \theta \mu^T \quad (5) \end{aligned}$$

式中: $\theta(E_0, R_1, R_2, C_2) = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4]$ 为待估计参数组合矩阵;输入 $\mu^T(\dot{I}, I, V_0) = [\mu_1 \quad \mu_2 \quad \mu_3 \quad \mu_4]^T$ 、响应 $\dot{V}_0$ 均可通过电压、电流传感器采集并处理后得到。令 $e_{V_0} = V_0 - \hat{V}_0$, 考虑到噪声影响,建立 $\dot{V}_0$ 观测方程为

$$\begin{aligned} \dot{V}_0 &= \hat{\theta} \mu^T + \lambda e_{V_0} = \\ &[\hat{\theta}_1 \quad \hat{\theta}_2 \quad \hat{\theta}_3 \quad \hat{\theta}_4][\dot{I} \quad I \quad -V_0 \quad 1]^T + \lambda e_{V_0} \quad (6) \\ \text{令 } e_\theta &= \theta - \hat{\theta}, \text{根据文献[14],使矩阵 } \theta \text{ 的估计值} \\ \hat{\theta} &\text{收敛应有} \end{aligned}$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e_\theta = 0 \quad (7)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e_{V_0} = 0 \quad (8)$$

定义李雅普诺夫函数

$$V = \frac{1}{2} e_{V_0}^2 + \frac{1}{2} e_\theta^T \Lambda e_\theta \quad (9)$$

因 Λ 是正定矩阵,故 V 为正定函数。

$$\dot{V} = e_{V_0} \dot{e}_{V_0} + e_\theta^T \Lambda \dot{e}_\theta =$$

$$\begin{aligned} &e_{V_0} [\theta \mu^T - (\hat{\theta} \mu^T + \lambda e_{V_0})] + e_\theta^T \Lambda (\dot{\theta}^T - \dot{\hat{\theta}}^T) \approx \\ &e_\theta (\mu^T e_{V_0} - \Lambda \dot{\hat{\theta}}^T) - \lambda e_{V_0}^2 \quad (10) \end{aligned}$$

当 $\mu^T e_{V_0} - \Lambda \dot{\hat{\theta}}^T = 0$ 时, $\dot{V}$ 负定,满足李雅普诺

夫稳定性判据, V 单调递减趋向于 0, 使式(7)、(8)成立。由此得到电池参数估计模型如下

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{\theta}}_1 \\ \dot{\hat{\theta}}_2 \\ \dot{\hat{\theta}}_3 \\ \dot{\hat{\theta}}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \dot{I}(V_0 - \hat{V}_0) \\ \rho_2 I(V_0 - \hat{V}_0) \\ -\rho_3 V_0(V_0 - \hat{V}_0) \\ \rho_4 (V_0 - \hat{V}_0) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\hat{R}_1 = \hat{\theta}_1 \quad (12)$$

$$\hat{R}_2 = \hat{\theta}_2 / \hat{\theta}_3 - \hat{\theta}_1 \quad (13)$$

$$\hat{E}_0 = \hat{\theta}_4 / \hat{\theta}_3 \quad (14)$$

$$\hat{C}_2 = [(\hat{R}_1 + \hat{R}_2)I - V_0 + \hat{E}_0] / [(\dot{V}_0 - \hat{I}\hat{R}_1)\hat{R}_2] \quad (15)$$

由于电池参数在短时间内变化很小,为了消除噪声影响,对模型参数估计值进行滑动平均滤波处理,以用于下一步的运算。

2.2 模型动态更新

设电池状态变量为 $x = [x_1 \quad x_2]^T$, 其中 $x_1(t) = z$, $x_2(t) = V_2$, 以电流 I 为输入, 端电压 V_0 为输出, 根据式(1)、(2)、(4), 建立电池模型的连续状态空间方程和输出方程

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + \Gamma\omega \\ y = Cx + Du + \nu \end{cases} \quad (16)$$

式中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1/(R_2 C_2) \end{bmatrix}; B = [1/C_n \quad 1/C_2]^T; C = [\alpha_n \quad 1];$$

$D = R_1$; $y = V_0 - \beta_n$; $u = I$; Γ 是噪声矩阵; ω 是过程噪声, 方差为 Q , ν 是测量噪声, 方差为 R , 它们均为白噪声且互不相关。

将连续状态空间方程(16)离散化, 得到离散电池模型

$$\begin{cases} x_{k+1} = (\hat{A}_i + E)x_k + \hat{B}_i u_k + \Gamma\omega_k \\ y_{k+1} = Cx_k + \hat{D}_i u_k + \nu_k \end{cases} \quad (17)$$

式中: E 为单位矩阵; 矩阵 $\hat{A}_i$ 、 $\hat{B}_i$ 、 $\hat{D}_i$ 利用在线辨识参数 $\hat{R}_{1(i)}$ 、 $\hat{R}_{2(i)}$ 、 $\hat{C}_{2(i)}$ 动态更新

$$\hat{A}_i = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1/\hat{R}_{2(i)}\hat{C}_{2(i)} \end{bmatrix};$$

$$\hat{B}_i = [1/C_n \quad 1/\hat{C}_{2(i)}]^T;$$

$$\hat{D}_i = \hat{R}_{1(i)}$$

3 SOC 估计

基于式(17)所示的离散化动态电池模型, 建立卡尔曼滤波 SOC 观测器如下。初始化电池状态估

计值 $\hat{x}_0$ 及状态误差协方差 P_0 为

$$\hat{x}_0 = E[x_0] \quad (18)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \quad (19)$$

利用 k 时刻状态估计值和状态误差协方差更新 $k+1$ 时刻状态估计值和状态误差协方差

$$\hat{x}_{k+1/k} = (\hat{A}_i + E)\hat{x}_k + \hat{B}_i u_k \quad (20)$$

$$P_{k+1/k} = \hat{A}_i P_k \hat{A}_i^T + \Gamma Q \Gamma^T \quad (21)$$

计算卡尔曼增益矩阵

$$L_{k+1} = P_{k+1/k} C^T (C P_{k+1/k} C^T + R)^{-1} \quad (22)$$

利用 $k+1$ 时刻实际输出值校正 $k+1$ 时刻状态估计值和状态误差协方差,得到更准确的估计结果

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + L_{k+1} (y_{k+1} - C\hat{x}_{k+1/k} - \hat{D}_i u_{k+1}) \quad (23)$$

$$P_{k+1} = (E - L_{k+1} C) P_{k+1/k} \quad (24)$$

4 实验验证

实验采用 NCR18650 锂离子电池,额定电压为 3.7 V,截止电压为 2.8 V,实测容量为 1 600 mA · h。搭建了如图 4 所示的电池充放电测试平台,包括电池检测设备、上位机监测系统及恒温恒湿实验机。上位机下发负载所需电流至电池检测设备,电池检测设备据此对电池进行充放电,电流、电压传感器实时采集电池数据并上传上位机监测系统,用于在线辨识电池参数、动态更新电池模型并计算电池 SOC。



图4 实验设备

为了验证算法对于城市环境中电动汽车动力电池在线参数辨识及 SOC 估计的准确性,通过 advisor 仿真出电动汽车城市道路循环工况 (UDDS) 功率曲线,等效计算出电池单体 UDDS 充放电电流,如图 5 所示,其中充电电流为正。实验前电池为充满状态,以 UDDS 循环放电至截止电压,总时间约 5 000 s。

电池参数在线辨识模型初始化参数 $\hat{\theta}_{1(0)} = 1$ 、 $\hat{\theta}_{2(0)} = 0.01$ 、 $\hat{\theta}_{3(0)} = 0.2$ 、 $\hat{\theta}_{4(0)} = 1$ 、 $\hat{V}_{t(0)} = 4$,在线参数估计模型反馈系数 $\lambda = 0.1$ 、 $\rho_1 = 0.02$ 、 $\rho_2 = 0.005$ 、 $\rho_3 = 0.005$ 、 $\rho_4 = 0.05$ 。

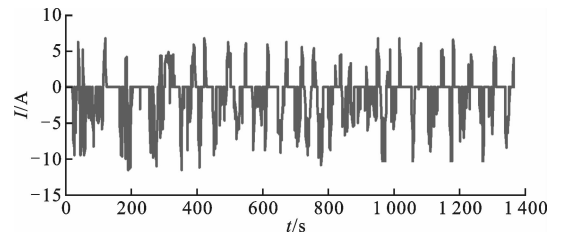
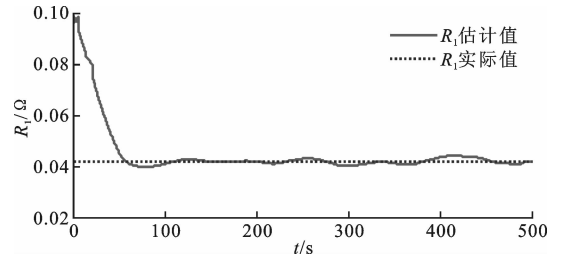
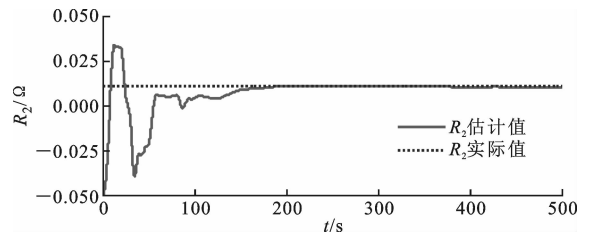


图5 UDDS 工况电流曲线

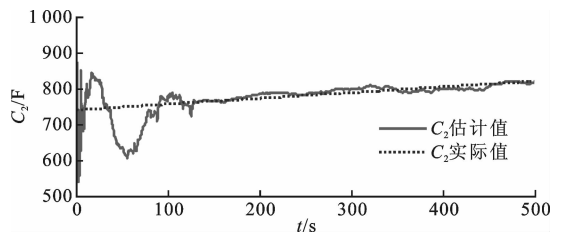
滑动平均滤波后参数估计值与实际值对比如图 6 所示,用于对比的实际值通过对电池进行 HPPC 放电、离线辨识参数并插值得到。



(a) 欧姆内阻



(b) 极化内阻



(c) 极化电容

图6 参数估计值与实际值的对比

由图 6 可见, R_1 、 R_2 、 C_2 估计值均快速收敛于实际值,在 150 s 后达到稳定,波动很小,表明电池参数自适应估计方法适用于城市环境中行驶的电动汽车。

电池 SOC 估计模型利用在线估计参数 $\hat{R}_{1(i)}$ 、 $\hat{R}_{2(i)}$ 、 $\hat{C}_{2(i)}$ 动态更新,短时间内参数变化很小。为了降低电池管理系统运算量,采用多时间维度思想,利用稳定状态后的在线估计参数周期性更新电池模型,以用于后续阶段 SOC 估计。估计周期开始阶段由于参数估计值尚未达到稳定,以历史参数估计值

替代。UDDS 工况下,参数自适应电池模型输出端电压与电池实际端电压对比如图 7 所示,可见拟合良好,表明电池模型能够准确反映电池特性。

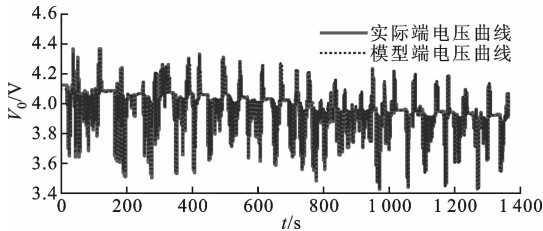
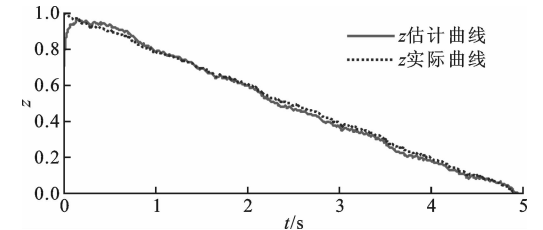


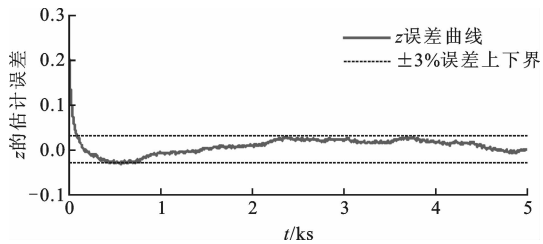
图 7 UDDS 电流下端电压对比图

电流、电压采样频率 10 Hz,满足变化率为 1 Hz 的 UDDS 充放电电流的采样要求。系统状态初值 $\hat{x}_0 = [0.7 \ 0]^T$, 状态误差协方差矩阵初值 $P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, 噪声矩阵 $\Gamma = [0.01 \ 0.01]^T$, 过程噪声方差 $Q = 0.01$, 测量噪声方差 $R = 1$, 实际 SOC 初值为 1, 为验证初始 SOC 未知情况下的估计准确性,将 SOC 估计值初始化为 0.7,即 SOC 初始化误差设定为 30%。

SOC 估计曲线与实际曲线对比如图 8 所示,用于对比的实际 SOC 曲线经安时积分法得到。



(a)SOC 估计曲线



(b)SOC 估计误差曲线

图 8 SOC 估计及误差曲线

由图 8 可见, SOC 初始化误差为 30%, 随后 SOC 估计曲线快速上升, 向实际 SOC 曲线收敛, 约 200 s 时逼近实际曲线, 超调量较小, 显示出良好的鲁棒性。200 s 后 SOC 估计值趋于稳定, 沿实际 SOC 曲线轻微波动, 误差小于 3%。

不同的初始 SOC 误差会对估计收敛时间产生影响, 初始误差越大, 收敛时间相应也越长。动力电

池在正常使用条件下, 初始 SOC 误差主要由电池自放电造成, 一般远低于 30%, 因而收敛时间应小于 200 s。

实验表明, 本文提出的 SOC 估计方法能够补偿初始 SOC 误差, 快速收敛至实际值, 且误差波动范围较小, 估计准确。

5 结 论

(1) 针对电动汽车动力电池, 充分考虑实际环境影响下电池内部特性的变化, 建立了完整的动态电池模型, 通过独立的参数观测器在线估计电池参数, 并通过李雅普诺夫稳定性判据, 证明了估计参数的稳定性。

(2) 采用多时间维度思想低频率、周期性更新电池模型, 显著降低了电池管理系统运算量。

(3) 引入卡尔曼滤波算法, 结合参数自适应电池模型, 建立动态卡尔曼滤波 SOC 观测器, 降低了电池模型系统误差, 同时有效抑制了过程噪声和测量噪声。

(4) 搭建电池充放电测试平台并进行实验, 结果表明: UDDS 路况下, 参数自适应电池模型在 150 s 内达到稳定, 各估计参数均收敛于真值; 基于参数自适应电池模型进行 SOC 估计, 误差小于 3%。

参考文献:

[1] 王军平, 陈全世, 曹秉刚. 电动车用镍氢电池模块的充放电模型研究 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40 (1): 50-52.
WANG Junping, CHEN Quanshi, CAO Binggang. Study on the charging and discharging model of Ni/MH battery module for electric vehicle [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(1): 50-52.
[2] CHEN Xiaopeng, SHEN Weixiang, CAO Z, et al. Sliding mode observer for state of charge estimation based on battery equivalent circuit in electric vehicles [J]. Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering, 2012, 9(3): 225-234.
[3] XU Jun, MI C C, CAO Binggang, et al. The State of charge estimation of lithium-ion batteries based on a proportional integral observer [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(4): 1614-1621.
[4] PLETT G L. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: part 1 background [J]. Journal of Power Sources, 2004, 134(2): 252-261.

(下转第 78 页)