

基于改进滑模观测器的锂离子电池荷电状态估计方法

隋 欣^{1,2}, 陈永翀^{1,2}, 张晓虎¹, 刘丹丹¹

(1. 中国科学院电工研究所, 北京 100190;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:提出一种基于改进滑模观测器的 SOC 估计算法,采用 sigmoid 函数代替传统滑模观测器中的符号函数,并对观测器中的模型参数进行在线更新,进一步消除参数变化带来的模型误差,良好的解决了传统滑模观测器存在的抖振问题,且对参数扰动和模型不确定性有很强的鲁棒性。此外,根据电池状态空间方程构建 ARMAX 模型,并将预报误差法应用于参数辨识中,可充分体现电池的动态特性。为了验证所提方法的估计效果,对锂离子电池在 UDDS 工况和混合充放电工况下进行测试,结果证明了整套方案的有效性和鲁棒性。

关键词:锂离子电池;滑模观测器;sigmoid 函数;预报误差法;荷电状态估计

DOI: 10.12067/ATEEE1711057 **文章编号:** 1003-3076(2018)12-0069-10 **中图分类号:** TM912

1 引言

电动汽车是一种新能源汽车,使用电能作为能量来源,节能、环保,逐渐受到了人们的重视^[1,2]。电池作为电动汽车的关键部件,对整车系统的动力性、安全性以及经济性至关重要^[3]。为了有效防止电池的过充和过放,延长电池的使用寿命,最大限度地保证电池的安全可靠运行,需要对电池的荷电状态(State of Charge, SOC)进行准确估计^[4,5]。

锂离子电池是一个非线性电化学系统,荷电状态和内部参数无法直接测量,因此需要进行辨识研究,文献中提出多种 SOC 估计方法。安培法依赖于 SOC 的初值,且因噪声和测量误差的影响,估计误差会逐渐累积^[6]。开路电压法^[7]充分利用电池 OCV-SOC 关系,但需要长时间静置,无法应用于实时估计,并且有些锂电池如磷酸铁锂、钛酸锂等在 SOC 中间区域存在电压平台区,无法准确估计 SOC。电化学阻抗谱法需要对电池施加一系列小电流信号,进行多频段信号激励,由于电池的电化学特性对阻抗谱有很强的影响,可通过检测电池响应得到内部阻抗。由于低频不满足短时测量的要求,该方法只

能在高频区进行且仅适用于特定的充电条件。此外需要增加多余装置来提供正弦源,因此该方法不适用于电动汽车的在线应用^[8]。智能算法包括神经网络和模糊算法等将电池看作黑箱系统,在无需知道电池内部结构的前提下,通过大量训练数据对系统进行准确估计,但是增加了电池管理系统的计算量,应用受到限制^[9,10]。为了对锂电池 SOC 进行实时估计,许多学者提出基于模型的估计方法^[11-19]。主要原理是给定输入信号,通过当前时刻和上一时刻的状态量以及模型参数得到输出量的估计值,将输出量的误差作为反馈,对估计状态量进行迭代运算。这类方法包括基于卡尔曼滤波器^[11,12]、龙贝格观测器^[13]、 H_{∞} 观测器^[14,15]和滑模观测器^[16-18]的 SOC 估计算法。

扩展卡尔曼滤波器通过一阶泰勒展开,将非线性方程线性化,但局部线性化会引入很大误差^[11]。自适应 Sigma 卡尔曼观测器按非线性模型对状态变量的分布构建 Sigma 采样序列,采用模型输出残差更新噪声协方差,赋予 Sigma 采样序列最优估计及噪声的权值,并实现误差量的实时更新^[12]。卡尔曼滤波算法是龙贝格观测器^[13]的优

收稿日期: 2017-11-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(51477170)、北京市科技计划项目(Z161100000416001)、北京市自然科学基金——海淀原始创新联合基金项目(L172044)

作者简介: 隋 欣(1991-),女,河北籍,硕士研究生,研究方向为储能电池系统技术;
陈永翀(1975-),男,江西籍,博士,研究员,研究方向为储能电池技术。

化算法,这两种方法都需要进行复杂的矩阵运算,导致低成本单片机上实现困难。此外方法的准确性严重依赖于模型和传感器精度,且受线性化精度和雅可比矩阵稳定性的制约,任何模型和噪声协方差的不精确性都可能降低滤波器性能,导致收敛速度降低。 H_∞ 理论是限制外源扰动对输出影响的有力工具,基于该方法的SOC估计目的是抑制系统范数和测量噪声干扰,对电池的状态量具有很强的鲁棒性,但是和卡尔曼滤波算法有同样的计算复杂的缺陷,且饱和度等非线性约束处理不当会影响模型精度^[14,15]。

锂离子电池是一个复杂的化学系统,模型参数易受电池性能差异和运行环境的干扰,对其内部状态量进行观测,需要构建一个抗干扰性强的观测器。滑模观测器的滑模面通过变结构开关高频率切换,使状态的运动点保持在一个平面上,最终趋近于稳定。基于该观测器的SOC估计算法对参数变化和系统扰动不敏感,在SOC初值已知和未知的情况下,仅利用测量的电流、电压值便可以高精度地估计SOC,且计算量小,适合复杂运行工况^[16-18]。对于滑模变结构系统来说,希望状态变量能尽快达到切换面,同时保证状态点达到切换面的速度不能过大,否则将引起系统的抖振。传统的滑模观测器由于采用离散开关函数引入高频分量,不可避免的存在抖振现象。

为了解决上述问题,提出一种基于改进滑模观测器(Improved Sliding Mode Observer, ISMO)的SOC估计方法。用sigmoid函数代替符号函数,有效缓解了传统滑模观测器(Conventional Sliding Mode Observer, CSMO)存在的抖振问题。此外,引入系统辨识理论中带噪声的滑动平均模型,将预报误差法的思想应用于锂离子电池模型参数辨识,增强了算法的抗噪声能力。将得到的一阶RC模型参数随SOC的变化进行在线更新,从而进一步提高估计精度。分别在美国城市道路工况(Urban Dynamometer Driving Schedule, UDDS)循环工况和混合充放电工况下对电池进行测试,实验结果表明,与传统滑模观测器相比,提出的方法能有效削弱抖振,消除模型误差,具有较高的SOC估计精度和鲁棒性。

2 锂离子电池建模

锂离子电池常用的等效电路模型包括阻抗模

型、Rint模型、Randles模型、戴维南模型、RC模型以及PNGV模型等^[19,20]。这些模型复杂性和准确性各不相同,但是经过星-三角变换和模型阶数选择,可以互相推导得到,在某种程度上互相等效^[21]。荷电状态估计的准确性很大程度上依赖于准确可靠的电池模型,但是过分追求模型的准确性会增加计算的复杂性和计算量。通过建立电池的ARMAX模型,采用预报误差法对模型未知参数进行辨识,抗噪声能力强,辨识结果准确。同时构建改进滑模观测器,进一步消除模型误差。使用的一阶RC等效电路模型如图1所示。

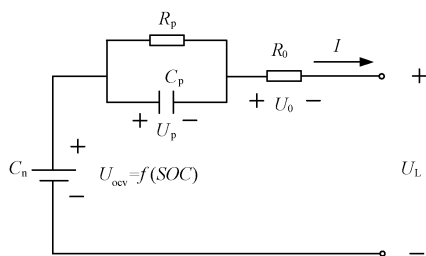


图1 锂离子电池一阶RC等效电路模型

Fig. 1 First-order RC equivalent circuit model of lithium-ion battery

图1中, C_n 为电池的标称容量; U_{ocv} 为开路电压,反应电池的稳态状态,与SOC呈非线性函数关系; U_L 为锂电池负载端电压; I 为电池充放电电流,放电方向为正; R_0 为欧姆内阻; R_p 和 C_p 分别为极化电阻和极化电容,模拟电池因电化学极化和浓差极化产生的瞬态响应,均与SOC有关。

由等效电路关系得到电路方程,如式(1)~式(3)所示:

$$U_L = U_{ocv} - U_p - IR_0 \quad (1)$$

$$\dot{U}_p = -\frac{U_p}{C_p R_p} + \frac{I}{C_p} \quad (2)$$

$$\dot{U}_{ocv} = -\frac{I}{C_n} \quad (3)$$

式中, U_L 为端电压; U_p 为极化电压。

2.1 锂电池开路电压与SOC的关系

实验电池是某公司的磷酸铁锂电池,标称容量12Ah,标称电压3.2V。笔者认为以0.2C电流充电至3.65V为满电状态,SOC记为1,放电至2.5V为完全放电状态,SOC记为0。

通过对电池进行脉冲充放电,并且充分静置,可以得到不同SOC处的开路电压值,并根据开路电压变化特征,在SOC小于0.4阶段进行指数拟合,以

0.7 为分段点,对 SOC 大于 0.4 阶段进行分段线性拟合,得到 U_{ocv} - SOC 关系如图 2 所示。

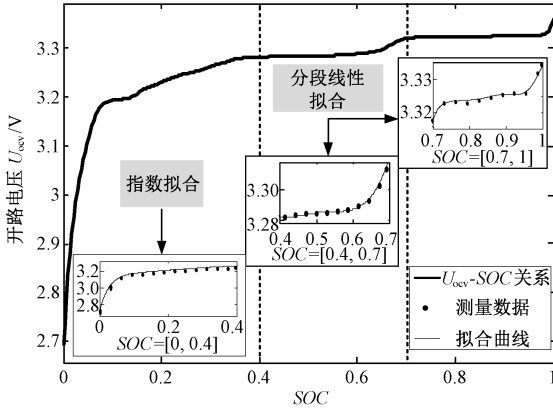


图2 所测磷酸铁锂电池开路电压与 SOC 关系曲线

Fig.2 Measured open circuit voltage versus SOC curve of lithium iron phosphate battery

2.2 锂电池模型参数辨识

对电池时域方程进行 s 变换得到输出电压频域方程:

$$U_L(s) = U_{ocv}(s) - U_p(s) - U_0(s) \quad (4)$$

式中, s 为拉普拉斯算子。

定义系统传递函数为:

$$G(s) = \frac{U_{ocv}(s) - U_L(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s} \quad (5)$$

根据脉冲响应不变法进行 z 变换得到:

$$G(z) = R_0 + \frac{1}{C_p} \frac{z}{z - e^{-T/\tau}} \quad (6)$$

式中, $\tau = R_p C_p$ 。

即得到如下形式的传递函数:

$$G(z) = \frac{y(k)}{u(k)} = \frac{b_0 + b_1 z^{-1}}{a_0 + a_1 z^{-1}} = \frac{B(z)}{A(z)} \quad (7)$$

差分方程为:

$$a_0 y(k) + a_1 y(k-1) = b_0 u(k) + b_1 u(k-1) \quad (8)$$

因此迭代求解 a_0, a_1, b_0, b_1 的过程就是辨识阻容参数 R_0, R_p, C_p, τ 的过程,二者关系如式(9)所示:

$$\begin{aligned} b_0 &= R_0 + \frac{1}{C_p}, b_1 = -R_0 e^{-T/\tau}, \\ a_0 &= 1, a_1 = -e^{-T/\tau} \end{aligned} \quad (9)$$

引入带外源输入的自回归滑动平均模型^[22]如式(10)所示,有效减弱测量噪声对其辨识结果的影响。

$$y(k) = \frac{B(z)u(k) + C(z)e(k)}{A(z)} \quad (10)$$

式中, $e(k)$ 为白噪声; $C(z)e(k)/A(z)$ 为输出中的噪声部分。

系统辨识理论中,预报误差法^[23]辨识范围广,抗噪声能力强。预报误差法原理如图 3 所示,根据 k 时刻之前的输入输出数据得到 k 时刻输出量的预报值,以该值和真实输出值间的误差作为准则进行参数辨识。通常参数辨识准则中的误差项是待估参数函数,当误差项体现白噪声性质时,可认为与误差项对应的待估参数就是真实参数。根据预报误差法原理,辨识结果应使模型具有较好的预报性能,即需要找到合适的 $A(z), B(z), C(z)$, 使目标函数 $J_N(\theta)$ 取得极值。

$$J_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} e^2(k, \theta) \quad (11)$$

式中, $\theta = [a_0, a_1, b_0, b_1, c_0, c_1]^T$, 利用目标函数及其一阶、二阶导数矩阵,采用高斯-牛顿法迭代求取最优解。

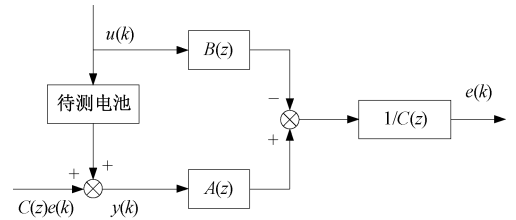


图3 预报误差法框图

Fig.3 Configuration of prediction error method

为充分激发电池的动态特性,保证单周期内电池荷电状态不变,工程上采用具有近似白噪声性质的逆 M 序列作为激励信号^[24],设计如下实验。

(1) 按照 $\Delta SOC = 10\%$ 进行脉冲放电。

(2) 在每个 SOC 点处施加幅值为 8A, 最大频率为 1/75Hz 的逆 M 序列电流, 电流激励和电压响应曲线如图 4 所示。

利用采样得到的电压电流数据,通过对式(10)中的待估系数 a_0, a_1, b_0, b_1 进行迭代求解,得到收敛解后,结合式(9)计算得到不同 SOC 点处的阻容参数见表 1。由图 4(b), 图 4(c) 可以看出,在逆 M 序列激励下,模型端电压能较好的跟踪真实值,误差为 0.04V 左右,说明所提方法建立的电池模型准确且能够体现电池的动态特性。

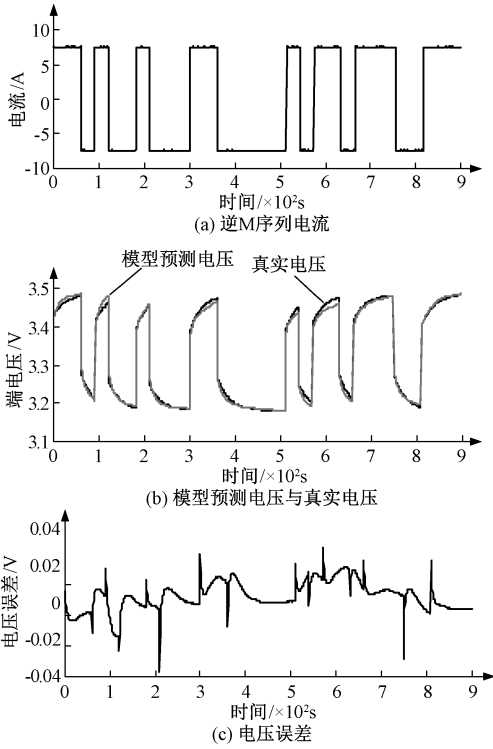


图4 SOC为0.9时逆M序列测试电流与端电压波形图

Fig. 4 Current profile of inverse M-sequence test method and identification results when SOC is 0.9

表1 所用磷酸铁锂电池模型参数辨识结果

Tab. 1 Parameter identification result of lithium iron

phosphate battery

SOC	U_{ocv}/V	$R_0/m\Omega$	$R_p/m\Omega$	C_p/F
0	3.0086	0.0161	0.0342	8000.4235
0.0833	3.2008	0.0156	0.0304	7175.1617
0.1667	3.2595	0.0149	0.0266	6350.3256
0.2500	3.2847	0.0141	0.0228	5288.6192
0.3333	3.3030	0.0135	0.0190	4226.9184
0.4167	3.3135	0.0133	0.0174	4285.9064
0.5000	3.3210	0.0130	0.0160	4046.4694
0.5833	3.3211	0.0128	0.0146	3783.9979
0.6667	3.3262	0.0126	0.0146	3624.5328
0.7500	3.3313	0.0127	0.0145	3786.7504
0.8333	3.3485	0.0128	0.0166	4662.2153
0.9167	3.3560	0.0125	0.0153	5137.6802

3 锂离子电池 SOC 估计

3.1 传统滑模观测器设计

由于电流采样频率较快,电流的微分可以忽略^[17],电池端电压的微分方程为:

$$\dot{U}_L = \dot{U}_{ocv} - \dot{U}_p \quad (12)$$

将式(2)、式(3)代入式(12)得:

$$\dot{U}_L = -\frac{I}{C_n} + \frac{U_p}{R_p C_p} - \frac{I}{C_p} \quad (13)$$

结合式(1)和式(13)得:

$$\dot{U}_L = -\frac{1}{R_p C_p} U_L + \frac{1}{R_p C_p} U_{ocv} - \left(\frac{1}{C_n} + \frac{1}{C_p} + \frac{R_0}{R_p C_p} \right) I \quad (14)$$

结合式(1)和式(3)得:

$$\dot{U}_{ocv} = \frac{1}{R_0 C_n} U_L - \frac{1}{R_0 C_n} U_{ocv} + \frac{1}{R_0 C_n} U_p \quad (15)$$

根据式(2)、式(14)、式(15)设计传统滑模观测器^[25]:

$$\begin{cases} \dot{\hat{U}}_L = a_1 \hat{U}_L - a_1 \hat{U}_{ocv} + b_1 I + K_1 \text{sign}(e_L) \\ \dot{\hat{U}}_{ocv} = a_2 \hat{U}_L - a_2 \hat{U}_{ocv} + a_2 \hat{U}_p + K_2 \text{sign}(e_{ocv}) \\ \dot{\hat{U}}_p = a_3 \hat{U}_p + b_2 I + K_3 \text{sign}(e_p) \end{cases} \quad (16)$$

式中, $a_1 = -\frac{1}{R_p C_p}$, $a_2 = \frac{1}{R_0 C_n}$, $a_3 = -\frac{1}{R_p C_p}$, $b_1 = -\frac{1}{C_n} - \frac{1}{C_p} - \frac{R_0}{R_p C_p}$, $b_2 = \frac{1}{C_p}$; \hat{U}_L 、 \hat{U}_{ocv} 和 \hat{U}_p 分别为输出电压、开路电压和极化电压的估计值; $e_L = U_L - \hat{U}_L$, $e_{ocv} = U_{ocv} - \hat{U}_{ocv}$, $e_p = U_p - \hat{U}_p$; K_1, K_2, K_3 为开关增益。

由于系统误差,电池状态方程为:

$$\begin{cases} \dot{U}_L = a_1 U_L - a_1 U_{ocv} + b_1 I + \xi_1 \\ \dot{U}_{ocv} = a_2 U_L - a_2 U_{ocv} + a_2 U_p + \xi_2 \\ \dot{U}_p = a_3 U_p + b_2 I + \xi_3 \end{cases} \quad (17)$$

式中, ξ_1, ξ_2, ξ_3 为系统噪声且上界为 d 。取相应的 K 值满足李雅普诺夫稳定性函数:

$$V = \dot{e} < 0 \quad (18)$$

当 e_L 和 \dot{e}_L 收敛到 0 时

$$e_{ocv} = -\frac{K_1}{a_1} \text{sign}(e_L) \quad (19)$$

同理,当 e_{ocv} 和 \dot{e}_{ocv} 收敛到 0 时

$$e_p = \frac{K_2}{a_2} \text{sign}[-\frac{K_1}{a_1} \text{sign}(e_L)] \quad (20)$$

选择合适的开关增益并结合式(16)、式(19)、

式(20)可获得较精确的 SOC , 并具有较强鲁棒性。

3.2 开关函数的影响

传统滑模观测器通常采用符号函数^[16], 函数形式如式(21)所示:

$$\text{sign} = \begin{cases} 1 & \hat{y} - y > 0 \\ 0 & \hat{y} - y = 0 \\ -1 & \hat{y} - y < 0 \end{cases} \quad (21)$$

SOC 估计过程中以预测电压和实际电压的差值作为反馈量, 采用简单的开关函数, 便可以得到电压和 SOC 的预测值。但是, 开关函数的不连续性导致滑模观测器存在不可避免的抖振问题。削弱抖振问题可以采用低通滤波器, 但同时会带来时间延迟和削弱幅值的问题, 导致观测器估计精度下降。本文提出改进滑模观测器, 以 sigmoid 函数作为开关函数, 函数形式如式(22)所示:

$$\text{sigmoid}(\hat{y} - y) = \frac{2}{1 + \exp[-m(\hat{y} - y)]} - 1 \quad (22)$$

sign 函数和 sigmoid 函数的波形如图 5 所示。通过归一化处理, 两种函数曲线均在 ± 1 之间。通过改变式(22)中自适应参数 m 的大小, 控制 sigmoid 函数的斜率。

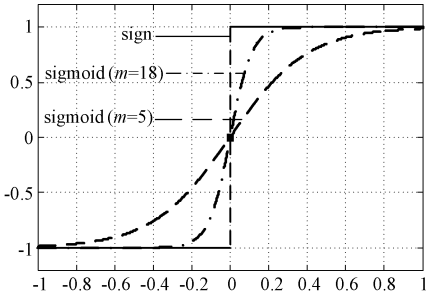


图5 不同开关函数的曲线

Fig. 5 Curves of different switch functions

由函数曲线可看出, 当误差较大时, 2 种函数数值趋于相同; 当误差较小时, 与符号函数相比, sigmoid 函数状态点缓慢到达切换面, 从而起到削弱抖振的作用。此外, m 取值不同, sigmoid 函数波形有较大差别, 作为开关函数会影响观测器的性能。 m 取值越大, 抑制抖振的效果越差, m 值越小, 收敛速度越慢。因此需要根据实际系统结构, 结合李雅普诺夫稳定性函数选择合适的 m 值, 有效削弱估计量的抖动, 本文 m 值为 18。

本文提出的改进滑模观测器方法估计锂电池

SOC 的系统框图如图 6 所示, 首先根据预报误差法得到的电池模型参数、电池输出电压和输入电流估算电池开路电压 U_{ocv} , 然后根据开路电压和 SOC 的关系得到 SOC 估计值, 进而由模型参数和 SOC 的函数关系更新下一步长的模型参数。

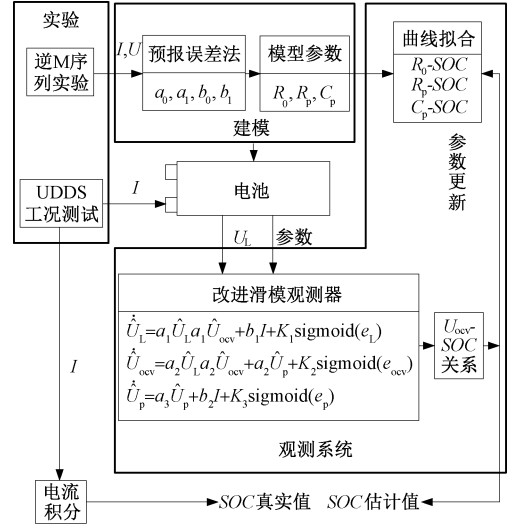


图6 基于改进滑模观测器的 SOC 估计系统框图

Fig. 6 Configuration of improved sliding mode observer proposed in present work for SOC estimation

4 实验对比分析

为了验证所提 SOC 估计方法的有效性, 采用美国城市道路工况 (UDDS) 对电池进行测试, UDDS 工况测试波形如图 7 所示。实验电池为某公司生产的 12Ah 磷酸铁锂电池, 置于恒温箱内保证电池测试环境温度恒为 25°C , 并与 Chroma 17011 电池测试系统连接。通过系统程序控制电池充放电, 同时采集电池电压电流数据, 采样频率为 1Hz, 整个测试平台如图 8 所示。

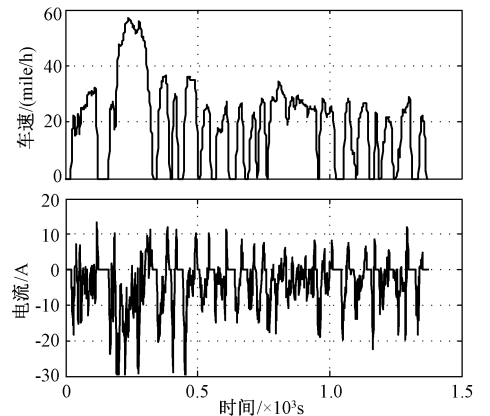


图7 UDSS 工况测试波形

Fig. 7 Whole UDSS test profile

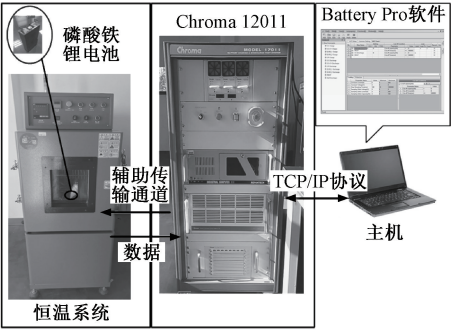


图 8 电池测试平台示意图

Fig. 8 Schematic of battery test bench

采用预报误差法对模型参数进行离线辨识,并使用基于 sigmoid 函数的改进滑模观测器估计锂离子电池的 SOC。电池端电压的估计结果如图 9 所示,电压误差为 0.02V,证明采用本文建模方法,模型准确且能充分反映电池的动态特性,改进滑模观测器可以进一步消除参数变化带来的模型误差。

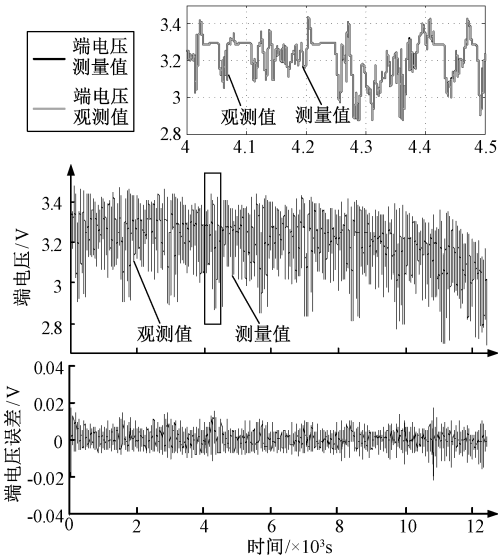


图 9 端电压估计结果及误差曲线

Fig. 9 Estimation result of model voltage and error

通过给定不同的 SOC 初值,验证所提方法的鲁棒性。在 UDDS 工况下测试锂电池,SOC 的真实值是在恒温 25℃且初值为 1 的条件下由电流积分法计算得到。SOC 初值与给定值相同的情况下,估计结果如图 10,图 11 所示。结果表明,在滑模观测器的作用下,估计值很快收敛到滑模面,并在滑模面上下抖动,估计误差绝对值有增大的趋势,随后在开关函数的作用下收敛到滑模面。使用 ISMO 得到的 SOC 估计值在整个 UDDS 工况过程中收敛于 SOC 真实值,绝对误差稳定在 3% 范围内。与 CSMO 相

比,ISMO 抖振减小了 50%,证明采用 sigmoid 函数的 ISMO 可以有效削弱估计 SOC 时出现的抖振现象,并且对于复杂工况有很强的鲁棒性。

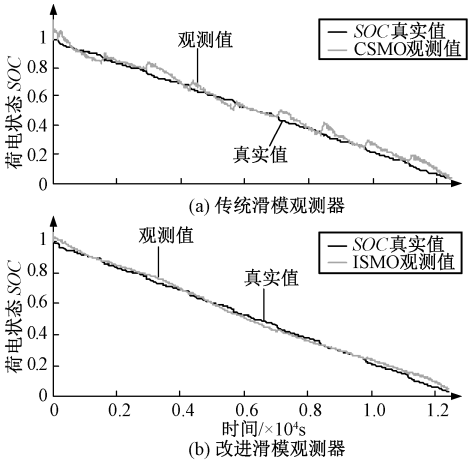


图 10 真实初值和观测器初值均为 1 时 SOC 估计结果对比图

Fig. 10 Comparison of SOC estimation results when real initial SOC and observer's initial SOC are all 1

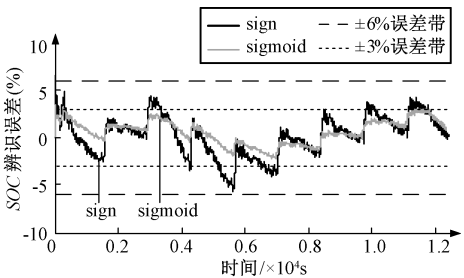


图 11 真实初值和观测器初值均为 1 时 SOC 估计误差对比图

Fig. 11 Comparison of SOC estimation error when real initial SOC and observer's initial SOC are all 1

SOC 初值未知的情况下,在 SMO 初值为 0.8 和 0.7 两种情况分别估计,结果如图 12 ~ 图 15 所示。可以看出,在起始阶段,由于模型误差的存在,给定初值与真实值不同,会出现不同程度的偏差,但在起始偏差较大(30%)的情况下,SOC 估计值仍可以快速上升并且能稳定的跟随 SOC 真实值。在开关函数的作用下,估计值在滑模面上下抖动。采用 sigmoid 函数后,抖动减小,SOC 估计绝对误差稳定在 3% 范围内,收敛速度较快。

由于电池在实际使用过程中往往不处于满电状态,为验证在不同 SOC 初值下的估计结果,将电池放电至 SOC 为 0.7 后采用 UDDS 工况进行放电测试,结果如图 16,图 17 所示。可以看出,在电池初

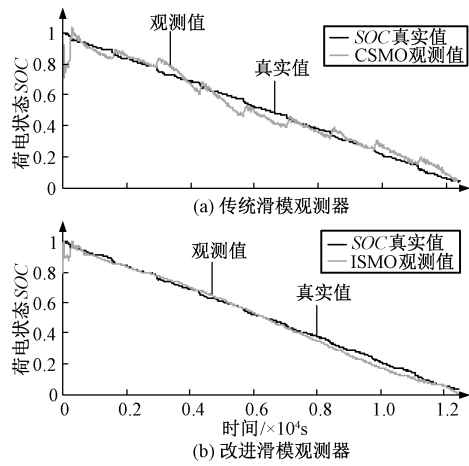


图 12 真实初值为 1,观测器初值为 0.8 时 SOC 估计结果对比图

Fig. 12 Comparison of SOC estimation results when real initial SOC is 1 but observer's initial SOC is 0.8

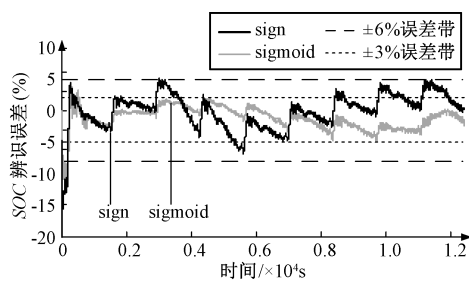


图 13 真实初值为 1,观测器初值为 0.8 时 SOC 估计误差对比图

Fig. 13 Comparison of SOC estimation error when real initial SOC is 1 but observer's initial SOC is 0.8

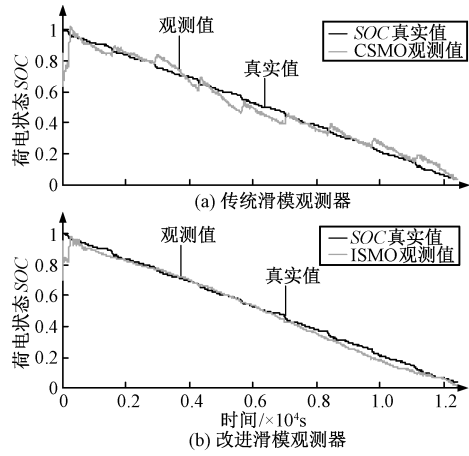


图 14 真实初值为 1,观测器初值为 0.7 时 SOC 估计结果对比图

Fig. 14 Comparison of SOC estimation results when real initial SOC is 1 but observer's initial SOC is 0.7

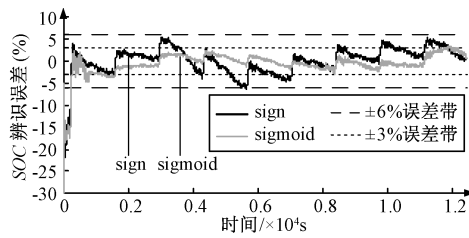


图 15 真实初值为 1,观测器初值为 0.7 时 SOC 估计误差对比图

Fig. 15 Comparison of SOC estimation error when real initial SOC is 1 but observer's initial SOC is 0.7

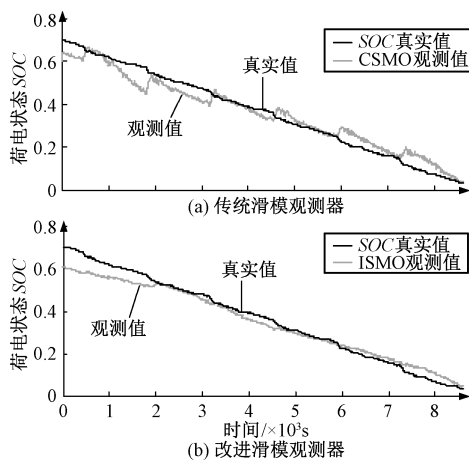


图 16 真实初值为 0.7,观测器初值为 0.6 时 SOC 估计结果对比图

Fig. 16 Comparison of SOC estimation results when real initial SOC is 0.7 but observer's initial SOC is 0.6

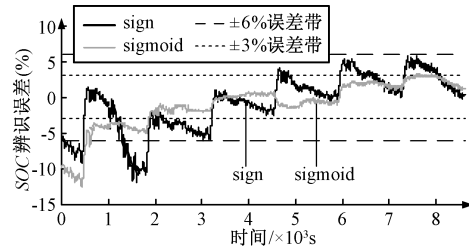


图 17 真实初值为 0.7,观测器初值为 0.6 时 SOC 估计误差对比图

Fig. 17 Comparison of SOC estimation error when real initial SOC is 0.7 but observer's initial SOC is 0.6

始 SOC 为 0.7 且给定值与真实值相差 10% 的情况下,ISMO 能较好的跟踪 SOC 真实值,进一步证明改进滑模观测器的鲁棒性。

为了验证所提方法的适用性,设计循环混合工况实验进行验证,实验过程为:将 SOC 初值为 0.2 的电池以 6A 电流恒流充电,至 SOC 为 0.5。再以 UDDS 工况电流放电至 SOC 为 0.2,此混合工况循

环6次,最后以6A 电流恒流充电至SOC 为0.5。为了验证所提方法的鲁棒性,滑模观测器初值设为0.1,验证结果如图18,图19所示。结果表明,初值不等的情况下,滑模观测器可以很快收敛到真实值,由于滑模观测器具有较强的鲁棒性,在恒流工况下的估计误差很小,绝对误差在1% 范围内。恒流工况转为UDDS 工况时以及UDDS 工况转为恒流工况时,2 个观测器均能快速收敛,但传统观测器出现较大的抖动,随着循环充放电次数的增多,传统观测器抖动稍有增大,2 种观测器估计误差稍有增大,但估计误差均保持在 $\pm 3\%$ 范围内,体现了所提方法的鲁棒性和长期准确性。

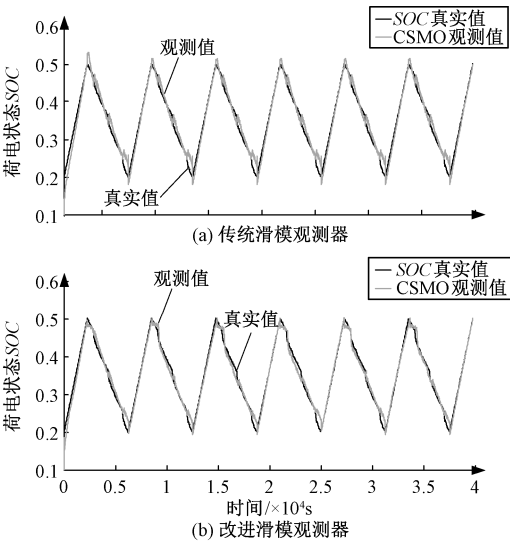


图18 混合充放电工况下SOC 估计结果对比图
Fig. 18 Comparison of SOC estimation results under UDDS test mixed with constant current charging condition

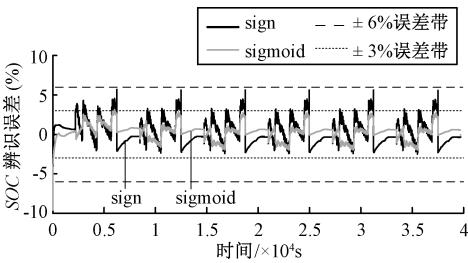


图19 混合充放电工况下SOC 估计误差对比图
Fig. 19 Comparison of SOC estimation error under UDDS test mixed with constant current charging condition

实验结果表明,改进滑模观测器在SOC 初值不确定甚至与实际偏差较大的情况下均能稳定收敛于真实值,并且对处于不同初始荷电状态下的电池估计效果均较好,适用于恒流工况以及复杂的道路工

况。有效削弱了抖振,具有较强的鲁棒性和对状态量的跟踪能力。

5 结论

采用 sigmoid 函数作为滑模观测器的开关函数,代替传统滑模观测器中的符号函数,有效解决了传统滑模观测器进行SOC 估计时存在的抖振问题,改进后的观测器抖振减小50%,估计误差大幅降低,为传统观测器估计误差的一半。采用预报误差法进行离线辨识,得到模型参数与SOC 的关系,并根据SOC 估计结果进行实时更新,提高了SOC 的估计精度。分别在不同SOC 初值以及初值未知的情况下进行UDDS 工况和循环混合工况验证,改进滑模观测器结合预报误差法建模进行SOC 估计,与传统滑模观测器的估计结果进行对比,所提方法可以有效削弱抖振,获得较精确的SOC,且具有较强的鲁棒性。

致谢:本文得到了北京交通大学张彩萍老师的指导,谨此致谢。

参考文献 (References):

[1] 中国电工技术学会电动车辆专业委员会 (Electrical vehicle committee, China electrotechnical society). 我国电动汽车市场化进程中相关问题综述 (Annual report on technical and industrial development of electric vehicle power supply and drive in China) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2015, 34 (7): 1-10.

[2] 佟蕾, 田崔钧, 高申, 等 (Tong Lei, Tian Cuijun, Gao Shen, et al.). 电动汽车用动力电池对比测试分析 (Standard comparison test and analysis of electric vehicle power battery) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2017, 36 (4): 71-75.

[3] 杨海学, 张继业, 张晗 (Yang Haixue, Zhang Jiye, Zhang Han). 基于改进 Sage-Husa 的自适应无迹卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估计 (States of charge estimation of lithium-ion battery based on improved Sage-Husa adaptive unscented Kalman filters) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2016, 35 (1): 30-35.

[4] Lu L, Han X, Li J, et al. A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles [J]. Journal of Power Sources, 2013, 226 (3): 272-288.

[5] 方明杰, 王群京 (Fang Mingjie, Wang Qunjing). 基于扩展卡尔曼滤波算法的锂离子电池的 SOC 估算

- (Strategy of estimating state of charge for Lithium ion battery based on extended Kalman filter) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2013, 32 (2): 39-42.
- [6] Kong S N, Moo C S, Chen Y P, et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2009, 86 (9): 1506-1511.
- [7] Pattipati B, Sankavaram C, Pattipati K. System identification and estimation framework for pivotal automotive battery management system characteristics [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C, 2011, 41 (6): 869-884.
- [8] Rodrigues S, Munichandraiah N, Shukla A K. A review of state-of-charge indication of batteries by means of a.c. impedance measurements [J]. Journal of Power Sources, 2000, 87 (1): 12-20.
- [9] Charkhgard M, Farrokhi M. State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57 (12): 4178-4187.
- [10] Shen W X, Chan C C, Lo E W C, et al. Adaptive neuro-fuzzy modeling of battery residual capacity for electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2002, 49 (3): 677-684.
- [11] 荣雅君, 杨伟, 牛欢, 等 (Rong Yajun, Yang Wei, Niu Huan, et al.). 基于 BP-EKF 算法的电动汽车电池管理系统 SOC 精准估计 (Accurate estimation of SOC value of electric vehicle battery based on EKF algorithm optimized by BP neural network) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2015, 34 (9): 22-28.
- [12] 刘毅, 谭国俊, 何晓群 (Liu Yi, Tan Guojun, He Xiaojun). 优化电池模型的自适应 Sigma 卡尔曼荷电状态估算 (Optimized battery model based adaptive sigma kalman filter for state of charge estimation) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2017, 32 (2): 108-118.
- [13] Hu X, Sun F, Zou Y. Estimation of state of charge of a lithium-ion battery pack for electric vehicles using an adaptive luenberger observer [J]. Energies, 2010, 3 (9): 1586-1603.
- [14] 陈息坤, 孙冬, 陈小虎 (Chen Xikun, Sun Dong, Chen Xiaohu). 锂离子电池建模及其荷电状态鲁棒估计 (Modeling and state of charge robust estimation for lithium-ion batteries) [J]. 电工技术学报 (Transactions of China Electrotechnical Society), 2015, 30 (15): 141-147.
- [15] Liu C Z, Zhu Q, Li L, et al. A state of charge estimation method based on H_∞ observer for switched systems of lithium-ion nickel-manganese-cobalt batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics 2017, 64 (10): 8128-8137.
- [16] Kim I S. Nonlinear state of charge estimator for hybrid electric vehicle battery [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2008, 23 (4): 2027-2034.
- [17] Kim I S. The novel state of charge estimation method for lithium battery using sliding mode observer [J]. Journal of Power Sources, 2006, 163 (1): 584-590.
- [18] Chen Q, Jiang J, Ruan H, et al. Simply designed and universal sliding mode observer for the SOC estimation of lithium-ion batteries [J]. IET Power Electronics, 2017, 10 (6): 697-705.
- [19] Hussein A H, Bataarseh I. An overview of generic battery models [A]. 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting [C]. 2011. 1-6.
- [20] Seaman A, Dao T S, Mcphee J. A survey of mathematics-based equivalent-circuit and electrochemical battery models for hybrid and electric vehicle simulation [J]. Journal of Power Sources, 2014, 256 (3): 410-423.
- [21] Gould C R, Bingham C M, Stone D A, et al. New battery model and state-of-health determination through subspace parameter estimation and state-observer techniques [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58 (8): 3905-3916.
- [22] Mansouri A, Krim F. Genetic algorithms based parameters identification of induction machine ARMAX model [A]. 2011 5th International Power Engineering and Optimization Conference [C]. 2011. 182-189.
- [23] Ljung L. System identification (2nd ed.): Theory for the user [M]. NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1999.
- [24] 李勇, 王丽芳, 廖承林, 等 (Li Yong, Wang Lifang, Liao Chenglin, et al.). 基于子空间技术的电动汽车电池模型辨识研究 (Research on subspace-based identification of battery model for electric vehicles) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2015, 34 (1): 1-6.
- [25] Chen X, Shen W X, 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 & Electronics Engineering, 2015, 9 (3): 225-234.

Improved sliding mode observer for state of charge estimation of lithium-ion battery

SUI Xin^{1,2}, CHEN Yong-chong^{1,2}, ZHANG Xiao-hu¹, LIU Dan-dan¹

- (1. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
- 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: This paper presents a state of charge (SOC) estimation method for Lithium-ion battery based on an improved sliding mode observer. A sigmoid function is chosen to substitute the sign function of the conventional sliding mode observer. The improved observer has a capability of compensating modeling errors caused by the parameters variation and minimizing chattering level in SOC estimation using conventional sliding mode observer. Further, an ARMAX model is established according to the state space functions and the model parameters are identified through the prediction error method. This model can describe the dynamic characteristics of the battery. Finally, the robustness and effectiveness of the proposed algorithm is validated by the urban dynamometer driving schedule drive cycle(UDDS) and the UDDS test mixed with constant current charging condition.

Key words: lithium-ion battery; sliding mode observer; sigmoid function; prediction error method; SOC estimation