

DOI: 10.19666/j.rlfed.202407188

一种变增益自适应滑模观测器在锂电池 SOC 估算中的应用

孙 坚^{1,2}, 高 超¹, 毕宇豪¹

(1.三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002;
2.新能源微电网湖北省协同创新中心(三峡大学), 湖北 宜昌 443002)

[摘 要] 锂离子电池动态模型具有典型的非线性和不确定性, 其荷电状态 (state of charge, SOC) 的估算精度直接影响电池管理系统 (battery management system, BMS) 的监测与控制效果。为提高锂离子电池 SOC 的估算精度, 提出一种基于变增益的自适应滑模观测器的锂离子电池 SOC 估算模型, 该方法利用滑模观测器的鲁棒性, 以二阶 RC 等效电路模型为基础, 在传统滑模面上引入积分项, 同时采用梯度下降规则增益自适应, 减小观测器抖振同时提高 SOC 的预测精度与系统的鲁棒性, 并通过李亚普洛夫稳定性理论证明了所提方法的稳定性; 最后, 在动态压力测设 (dynamic stress test, DST) 和联邦城市运行 (federal urban driving schedule, FUDS) 工况下对所提方法与滑模观测器 (sliding mode observe, SMO) 方法进行了对比验证, 所提方法在估算上具有更小的抖动与较高的估算精度且具有良好的鲁棒性。

[关 键 词] 荷电状态; 滑模观测器; 增益自适应

[引用本文格式] 孙坚, 高超, 毕宇豪. 一种变增益自适应滑模观测器在锂电池 SOC 估算中的应用[J]. 热力发电, 2025, 54(3): 51-58. SUN Jian, GAO Chao, BI Yuhao. A variable gain adaptive sliding mode observer for SOC estimation in lithium batteries[J]. Thermal Power Generation, 2025, 54(3): 51-58.

A variable gain adaptive sliding mode observer for SOC estimation in lithium batteries

SUN Jian^{1,2}, GAO Chao¹, BI Yuhao¹

(1.The College of Electrical Engineering & New Energy of China Three Gorges University, Yichang 443002, China;
2.Hubei Provincial Collaborative Innovation Center For New Energy Microgrid (China Three Gorges University), Yichang 443002, China)

Abstract: The dynamic model of lithium-ion batteries has typical nonlinearities and uncertainties, the estimation accuracy of the state of charge (SOC) of the lithium-ion batteries directly affects the effect of the monitoring and controlling in battery management system (BMS). To enhance the estimation accuracy of the SOC of the lithium-ion batteries, an adaptive sliding mode observer, which based on a variable gain for lithium-ion battery SOC estimating model is proposed. By using the robustness of the sliding mode observer and based on the second-order RC equivalent circuit model, an integral term is introduced in conventional sliding mode surface to improve the robustness on sliding mode surface, and a gradient descent rule is adopted to achieve gain adaptation to reduce the chattering of observer and improve prediction accuracy and robustness. Simultaneously, the stability of the proposed method is proved using Lyapunov theory. Finally, the proposed method is validated and compared with the sliding mode observe (SMO) method under dynamic stress test (DST) and Federal urban driving schedule (FUDS) conditions. The proposed method has less chattering in estimation with higher estimation accuracy and good robustness.

Key words: state of charge; sliding mode observer; gain adaptive

收稿日期: 2024-07-03

基金项目: 国家自然科学基金科学基金项目 (52077120); 宜昌科技研发项目 (A201230215)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (52077120); Yichang Science and Technology R&D Project (A201230215)

第一作者简介: 孙坚 (1978), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为储能系统应用研究、智能控制和新能源协调控制, sunjian2009@ctgu.edu.cn。

通信作者简介: 高超 (1999), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电池荷电状态估计, 1684189947@qq.com。

由于太阳能、风能等可再生能源具有天然间歇性和不稳定性,在并网过程中易造成电网波动,因此,电池储能系统成为减小可再生能源发电波动、优化电网结构的关键技术^[1-2]。锂电池具有能量密度高、循环寿命长的优点,目前已成为大部分储能电站中重要储能介质^[3-4]。但锂电池作为一种复杂的非线性系统,具有复杂多变的特性,其荷电状态(state of charge, SOC)估算不准确可能导致锂离子电池存在过放电或过充的风险,从而加速锂离子电池老化缩短锂离子电池的使用寿命^[5]。精确的 SOC 是电池管理系统(battery management system, BMS)以及其他功能实现的前提,其估算精度直接决定了 BMS 的可靠性与安全性^[6-7]。

由于 SOC 难以直接测量,目前存在的 SOC 估算方法可分为基于非模型的方法和基于模型的方法 2 种。基于非模型的方法包括库仑计数法、开路电压(open circuit voltage, OCV)法等。其中,库仑计数法^[8]通过电流与时间的积分值作为电荷变化量,其缺点在于初始 SOC 值处理以及电流的测量误差导致误差累积。OCV 法^[9]需要长时间静置来达到平衡状态,不适用于实时估算。基于模型的方法包括卡尔曼滤波算法、神经网络法、基于观察者的方法等。卡尔曼滤波器算法^[10-11]不适合在非线性系统中的应用,从而提出了扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)算法^[12]对电池模型进行线性化处理,但存在线性化误差以及噪声协方差不确定。文献[13]提出无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法,利用协方差匹配机制对测量噪声协方差进行自适应估算来提高电池 SOC 的估计精度但存在协方差矩阵为非正定矩阵导致发散。神经网络法^[14-15]对非线性系统具有良好的状态估计能力和泛化能力,但其对数据要求较高,采用的训练方法决定其估算精度。滑模观测器(sliding mode observe, SMO)^[16]有着对内部参数变化不敏感,能够克服建模误差、外部干扰,同时具有鲁棒性的优点,适用于非线性和时变系统的状态观测。文献[17]设计了一种参数自适应的滑模观测器,根据在线构建的滑模观测器,能够消除建模带来的建模误差提高预测精度,但其在建模精度上有一定的提升空间,且滑模面的设计收敛性差将会影响其估算精度。文献[18]设计了一种基于终端滑模控制的非线性滑模曲面,解决了传统的线性滑模曲面只能渐近收敛于零的问题。采用等效控制方法设计了连续控制律,降低了估算结果的抖动,但存在模型误差变化时固

定增益对估算精度产生影响的现象,甚至偏离估算结果。文献[19]提出了一种基于双极化模型和热模型组成的耦合等效模型的自适应滑模观测器,其等效电路模型能够更好模拟电池内部工作状态,有效地提高了预测精度,但其设计开关增益常数的准确度会影响开关增益函数,从而影响估算精度。

针对滑模面设计收敛性差、系统扰动上界变化、固定开关增益收敛性较差的问题,本文提出一种变增益自适应滑模观测器方法估算电池 SOC。首先,以二阶 RC 的等效电路模型为基础,建立滑模观测状态方程;然后,在传统滑模面上引入积分项使系统能在有限时间内按照所设轨迹滑动来实现跟踪误差的减小;最后,在此基础上引入梯度下降规则,根据滑模面快速调整增益加速滑模面的收敛,减小滑模观测器的抖振及扰动上界变化,固定增益带来的估算误差,从而提高估算方法的精度与鲁棒性。

1 电池等效电路模型与参数辨识

1.1 电池等效电路模型建立

准确的 SOC 估算需要适当的电池模型,电池的等效电路模型则能准确地表征锂电池的外部特征,同时计算量较小。常用的电池等效模型有 Rint 模型、一阶 RC 模型、二阶 RC 模型、PNGV 模型和 GNL 模型等^[20]。在较为理想的计算成本下,二阶 RC 模型能够满足 SOC 估算精度,是目前应用较广泛的电路模型^[21]。因此,本文选择二阶的 RC 等效电路模型用于估算 SOC,其模型结构如图 1 所示。

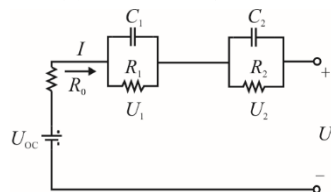


图 1 等效电路模型

Fig.1 Equivalent circuit model

图 1 中: U_{oc} 为电池的开路电压; I 为工作电流; R_0 为欧姆内阻; R_1 、 C_1 为电池极化电阻和电容; R_2 、 C_2 为浓差极化电阻和电容; U_t 为输出电压; U_1 、 U_2 分别为 R_1 、 R_2 的电压。

由电池等效电路模型可得到:

$$\begin{cases} I(t) = \frac{U_1}{R_1} + C_1 \frac{dU_1}{dt} \\ I(t) = \frac{U_2}{R_2} + C_2 \frac{dU_2}{dt} \\ U_{oc} = I(t)R_1 + U_1 + U_2 + U_t \end{cases} \quad (1)$$

根据安时积分法,当已知电池初始时刻的 SOC 时,通过对时间段 t_0 内充放电电流的积分,即可求得电池在时刻 t 的荷电状态 SOC_t 为:

$$SOC_t = SOC_0 - \int_0^t \frac{I(t)}{C_n} dt \quad (2)$$

式中: C_n 为电池的标称容量; $I(t)$ 为瞬时电流; SOC_0 为电池初始时刻的荷电状态。

SOC_t 对时间的导数为:

$$\dot{SOC}_t = \frac{I(t)}{C_n} + \delta \quad (3)$$

式中: δ 为参数变化引起的不确定度。

对式(1)中 U_t 进行求导可得:

$$\dot{U}_t = \dot{U}_{oc} - \frac{dI(t)}{dt} R_1 - \dot{U}_1 - \dot{U}_2 \quad (4)$$

由于电流随时间的变化较小,其对时间的导数为零,由于 OCV 与 SOC 是单调递增关系,可将其分断表示为 $U_{oc} = \alpha SOC_t + d$, 其中 $\alpha, d \in \mathbb{R}$, 即 U_t 可简化为:

$$\begin{aligned} \dot{U}_t &= U_0 + b_1 I \\ U_0 &= \frac{U_1}{R_1 C_1} + \frac{U_2}{R_2 C_2}, \quad b_1 = \left(\frac{k}{C_n} - \frac{1}{C_1} - \frac{1}{C_2} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

综合式(1)一式(5)可以得到电池等效电路的状态方程为:

$$\begin{cases} \dot{U}_t = U_0 + b_1 I + \Delta f_1 \\ \dot{U}_0 = -a_1 U_0 + a_2 U_2 + b_2 I + \Delta f_2 \\ \dot{U}_2 = a_3 U_t - a_4 U_0 + a_5 U_2 - a_6 U_{oc} + \Delta f_3 \\ \dot{SOC}_t = a_7 U_t - a_8 U_0 - a_9 U_2 - a_{10} SOC + \Delta f_4 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\Delta f_1, \Delta f_2, \Delta f_3, \Delta f_4$ 为由建模误差、过程噪音以及测量噪音引起的不确定度。

$a_1 - a_{10}$ 与 b_2 分别为:

$$\begin{cases} a_1 = \frac{1}{C_1 R_1} \\ a_2 = \frac{1}{C_1 R_1 C_2 R_2} - \frac{1}{R_2^2 C_2^2} \\ a_3 = \frac{1}{R_0 C_2} \\ a_4 = \frac{R_1 C_1}{R_0 C_2} \\ a_5 = \frac{1}{R_0 C_2} + \frac{R_1 C_1}{R_0 R_2 C_2^2} \\ a_6 = a_3 \\ a_7 = \frac{1}{R_0 C_n} \\ a_8 = \frac{R_1 C_1}{R_0 C_n} \\ a_9 = \frac{1}{R_0 C_n} \left(1 - \frac{R_1 C_1}{R_2 C_2} \right) \\ a_{10} = a_7 \\ b_2 = \frac{1}{C_1^2 R_1} + \frac{1}{C_2^2 R_2} \end{cases} \quad (7)$$

如果将电路的输出和输入定义为 $u(t) = I(t)$,

$y(t) = U_t$, U_t, U_0, U_2, SOC_t 为系统的状态变量。式(6)用矩阵形式表示为:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + \Delta f \quad (8)$$

$$y = Cx(t) \quad (9)$$

其中,矩阵 A, B, C 及状态变量 $x(t)$ 为:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -a_1 & a_2 & 0 \\ a_3 & -a_4 & a_5 & ka_6 \\ a_7 & -a_8 & -a_9 & -a_{10} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$x(t) = \begin{bmatrix} U_t \\ U_0 \\ U_2 \\ SOC_t \end{bmatrix}, \Delta f = \begin{bmatrix} \Delta f_1 \\ \Delta f_2 \\ \Delta f_3 \\ \Delta f_4 \end{bmatrix} \quad (11)$$

1.2 OCV-SOC 关系建立

研究表明,随着锂电池循环充放电次数增加,锂电池的容量将发生衰减,但 OCV 与内部剩余电量的关系几乎不会发生变化^[22]。本文采用马里兰大学的 CALCE 电池组数据集^[23],选择的研究对象为 INR 18650-20R 三元锂电池,其锂电池混合功率脉冲特性 (hybrid pulse power characteristic, HPPC) 实验下的电压和电流如图 2 所示,此曲线数据用于 OCV 与 SOC 关系建立。

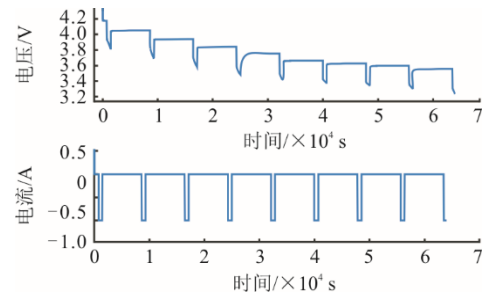


图 2 电池放电过程中的电压和电流

Fig.2 Voltage and current during battery discharge

$U_{oc} = f(SOC_t)$ 关系式常用 n 阶多项式来拟合,对 OCV-SOC 数据采用 MATLAB 软件中 `polyfit` 函数进行多项式拟合,其七阶拟合关系式为式(12),并利用均方根误差 δ_{RMSE} 来拟合准确性评估标准,其 δ_{RMSE} 为 0.006 829,关系拟合曲线如图 3 所示。

$$U_{oc} = -25.44SOC_t^7 + 95.2SOC_t^6 - 134.8SOC_t^5 + 85.38SOC_t^4 - 17.57SOC_t^3 - 4.411SOC_t^2 + 2.589SOC_t + 3.26 \quad (12)$$

1.3 模型参数辨识

利用识别模型参数来验证所提出方法的准确性,数据采用了离散形式。等效电路中电阻值 R_0

可以由电压与电流的比值计算得到^[24]:

$$R_0 = \frac{U_{\max} - U_{\min}}{I} \quad (13)$$

U_{\max} 、 U_{\min} 如图 4 所示, 并取其中某些点的平均值 R'_0 , 即 $R'_0 = \sum_1^n R_0/n$, 得到 R_0 的最佳近似值。

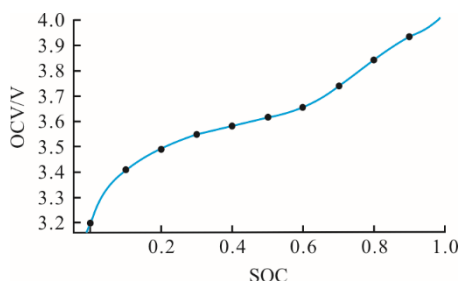


图 3 OCV-SOC 关系拟合曲线

Fig.3 OCV-SOC relationship fitting curve

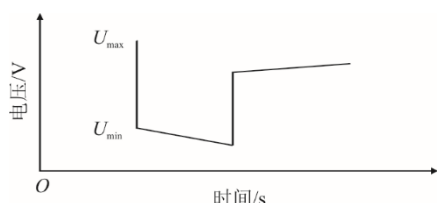


图 4 锂电池端电压波形

Fig.4 Terminal voltage curve of Li-ion battery

为了估算等效电路模型中 RC 网络的参数值将式(1)中的 U_{oc} 改写为:

$$U_{oc} - U_t - R_1 I(t) = G(s)I(t) = V_{eq} \quad (14)$$

$$G(s) = \frac{R_1}{1 + sR_1C_1} + \frac{R_2}{1 + sR_2C_2} \quad (15)$$

假设在每个采样周期内电流对时间的导数为零, 因此, 式(13)离散如下:

$$V_{eq}(i) = \left(\frac{R_1(1 - e^{(-T_s/T_{p1})})z^{-1}}{1 - e^{(-T_s/T_{p1})}z^{-1}} + \frac{R_2(1 - e^{(-T_s/T_{p2})})z^{-1}}{1 - e^{(-T_s/T_{p2})}z^{-1}} \right) I(t)_i = \frac{(z^{-1}(b_1 + b_2z^{-1}))}{1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2}} I(t)_i \quad (16)$$

式中: T_s 为采样周期; T_{p1} 和 T_{p2} 均为 RC 循环的时间常数。因此, 可以利用动态 ARMAX 模型计算 a_1 、 a_2 和 b_1 、 b_2 , 从而可以计算得到 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 。

2 变增益自适应滑模观测器的设计

2.1 自适应滑模观测方程的设计

采用线性化和参数简化的方法建立的电池等效电路模型给 SOC 估算模型带来了不准确性, 而滑模观测器对参数变化有较强的鲁棒性。该方法在滑动模态过程中会根据系统的滑模面状态来调整控

制结构, 从而使系统能够按照所设计的滑模面滑动, 受系统的参数影响较小。因此, 电池的滑模状态观测器可设计为:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = A\tilde{x}(t) + Bu(t) + k_i \text{sgn}(s) \quad (17)$$

$$\tilde{y} = C\tilde{x}(t) \quad (18)$$

式中: \tilde{x} 为模型估算值; k_i ($i=1,2,3$) 为增益系数; $\text{sgn}()$ 为符号函数; s 为设计的滑模面。

在 SOC 估算过程中以预测电压和实际电压的差值作为反馈量, 并采用简单的开关函数, 便可以得到电压 U_t 和 SOC 的预测值。由于符号函数存在的不连续性导致滑模观测器存在不可避免的抖振现象, 为了减小振颤现象, 采用饱和函数 $\text{sat}()$ 代替符号函数 $\text{sgn}()$, 因此, 式(17)改写为:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = A\tilde{x}(t) + Bu(t) + k_i \text{sat}(s) \quad (19)$$

$\text{sat}()$ 函数定义如下:

$$\text{sat}(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 1 \\ s, & -1 \leq s \leq 1 \\ -1, & s \leq -1 \end{cases} \quad (20)$$

选择合理的滑模面能够提高观测器的性能, 积分滑模面通过在滑模面中引入积分环节, 使系统在有限时间内快速地收敛至滑动模态的预定轨迹, 使系统从滑模面开始, 提高了收敛速度并减小跟踪误差, 同时减小了电流的微分计算带来的噪音, 从而能够减小滑模观测器抖振和稳态误差提高预测精度, 其滑模面 s 设计为:

$$s(e, t) = e + \lambda_i \int e dt \quad (21)$$

式中: λ_i 为正数; e 为实际值与预测值之间的误差, 其表示为式(22)。

$$e = x - \tilde{x}, \int_0^t e dt = \int_0^t x dt - \int_0^t \tilde{x} dt \quad (22)$$

因此, 状态变量 U_t 、 U_0 、 U_2 、SOC 的估算误差定义为:

$$\begin{cases} e_1 = U_t - \tilde{U}_t \\ e_2 = -U_0 - \tilde{U}_0 \\ e_3 = U_2 - \tilde{U}_2 \\ e_4 = \text{SOC}_t - \tilde{\text{SOC}}_t \end{cases} \quad (23)$$

其状态变量的滑模面 s_1 、 s_2 、 s_3 、 s_4 由式(21)推导为:

$$\begin{cases} s_1 = e_1 + \lambda_1 \int e_1 dt \\ s_2 = e_2 + \lambda_2 \int e_2 dt \\ s_3 = e_3 + \lambda_3 \int e_3 dt \\ s_4 = e_4 + \lambda_4 \int e_4 dt \end{cases} \quad (24)$$

因此, 根据式(6)与式(17)得到误差方程为:

$$\begin{cases} \dot{e}_1 = e_2 + \Delta f_1 - k_1 \text{sat}(s_1) \\ \dot{e}_2 = -a_1 e_2 + a_2 e_3 + \Delta f_2 - k_2 \text{sat}(s_2) \\ \dot{e}_3 = -a_3 e_1 - a_4 e_2 + a_5 e_3 + k a_6 e_4 + \Delta f_3 - k_3 \text{sat}(s_3) \\ \dot{e}_4 = a_7 e_1 + a_8 e_2 + a_9 e_3 - a_{10} e_4 + \Delta f_4 - k_4 \text{sat}(s_4) \end{cases} \quad (25)$$

$$\begin{cases} e_3 = \frac{1}{a_2} k_2 \text{sat}(s_2) \\ e_4 = \frac{1}{\alpha a_6} k_3 \text{sat}(s_3) \end{cases} \quad (32)$$

2.2 观测器自适应变增益设计

为减少固定增益带来的估算误差, 梯度下降方案作为一种最小化技术被广泛地用于控制增益^[25], 其通过梯度的负值沿最陡下降方向迭代移动, 使函数快速收敛到最小值点, 得到最优增益值。为了描述自适应增益, 其损失函数定义为:

$$S_i = \frac{1}{2} s_i^2 \quad (26)$$

因此, 滑模观测器增益设计参数可以更新如下:

$$\dot{k}_i = -\theta_i \frac{\partial S_i}{\partial k_i} \quad (27)$$

$$k_i(t+1) = k_i(t) - \theta_i \frac{\partial S_i}{\partial k_i} \quad (28)$$

式中: 学习率 θ 为正参数。

为利用李亚普洛夫理论证明观测方程的稳定性, 李亚普洛夫函数定义为:

$$V = \frac{1}{2} s_1^2 \quad (29)$$

对李亚普洛夫函数求导可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = s_1 \dot{s}_1 = s_1 (\dot{e}_1 + \lambda_1 e_1) = \\ s_1 [e_2 + \Delta f_1 - k_1 \text{sat}(s_1) + \lambda_1 e_1] \\ < |s_1| [|e_2| + |\Delta f_1| - k_1 \text{sat}(|s_1|) + \lambda_1 |e_1|] \\ < |s_1| [|e_2| + |\Delta f_1| - k_1 \text{sat}(|s_1|)] \end{aligned} \quad (30)$$

存在一个有限非负 k_1 同时满足 $k_1 > \frac{|e_2| + |\Delta f_1|}{\text{sat}(s_1)}$

及李亚普洛夫函数的稳定性判别式 $\dot{V} < 0$ 。滑模面 s_1 在有限的时间内趋近于零, 其终端电压误差 e_1 在规定的时间内沿开关表面收敛于平衡。当滑模面 s_1 进入滑动模式时, 不确定性项 Δf_1 与误差 e_1 将收敛于零。当滑模面进入滑动状态时可以得到 $e_1 = \dot{e}_1 = 0$ 从而 U_0 的预测误差 e_2 可以由式(25)推导如下:

$$e_2 = k_1 \text{sat}(s_1) \quad (31)$$

以此类推, 通过式(25)和式(30)相同步骤证明了滑模面 s_2 、 s_3 、 s_4 的李雅普诺夫稳定性, 误差在有限时间内达到平衡。

因此, e_3 和 e_4 可以推导出为:

因此, U_1 、 U_0 、 U_2 、SOC 依次达到稳定, SOC 能够通过设计的观测方程计算出来, 其程序框图如图 5 所示。

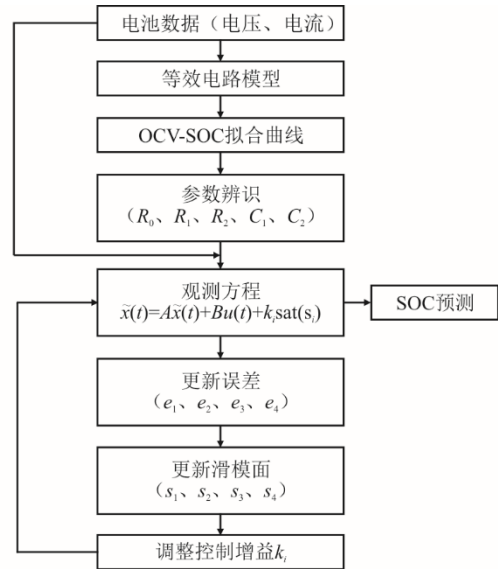


图 5 SOC 计算程序框图
Fig.5 Flowchart of SOC estimation program

3 仿真验证与分析

本文选择动态压力测设 (dynamic stress test, DST) 和联邦城市运行 (federal urban driving schedule, FUDS), 并通过平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) δ_{MSE} 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) δ_{RMSE} 来验证 SOC 估算算法准确性, 本次实验电池 SOC 初始值为 0.8。

为测试所提出方法的可行性, 在 DST 工况下对比所提方法与 SMO 对 SOC 的预测结果, 其 DST 工况下工作电流如图 6 所示, 图 7 为模型输出电压值曲线。从图 7 中可以看出, 输出电压值的预测值与实验测量的实际电压值基本重合, 输出电压预测精度较高。

图 8、图 9 分别为不同算法的 SOC 预测曲线以及 SOC 预测误差。通过图 8 曲线分析可以看出, 所提方法得到的 SOC 曲线与实验设备测试的实际 SOC 值近似重合。通过图 9 可以看出, 所提方法 SOC 预测误差小于 0.02 且误差曲线波动较小。所提方法与 SMO 的 δ_{MSE} 分别为 0.870%、2.361%, 其 δ_{MSE} 提高了 63.15%。所采用方法与 SMO 的 δ_{RMSE} 值分

别为 0.981%、2.581%，其 δ_{RMSE} 提高了 61.99%。在运行时间方面，所提方法与 SMO 分别为 10.619、8.986 s，二者相差较小。因此，所提方法不会过多增加运行时间且计算较快。基于上述实验分析可以得到，所提方法的抖振较小、计算较快、精度较高，验证了所采用方法的可行性。

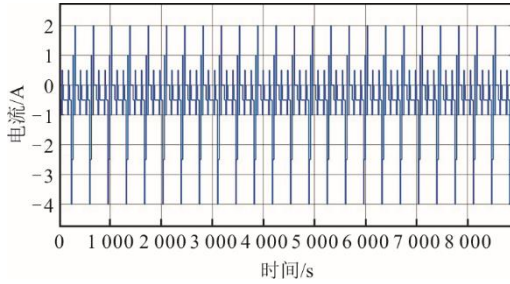


图 6 DST 工况下输入电流
Fig.6 Current input for DST condition

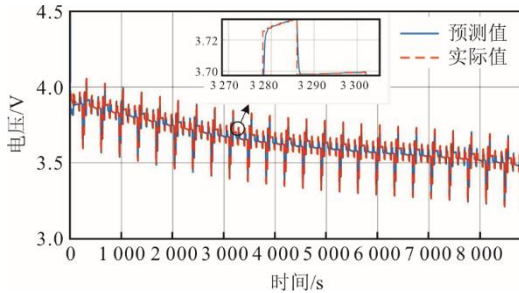


图 7 DST 工况下输出电压
Fig.7 Terminal voltage under DST condition

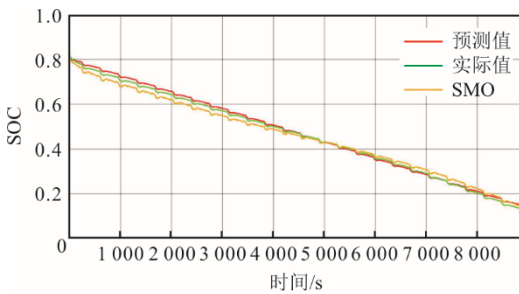


图 8 DST 工况下 SOC 预测曲线
Fig.8 SOC prediction curves under DST condition

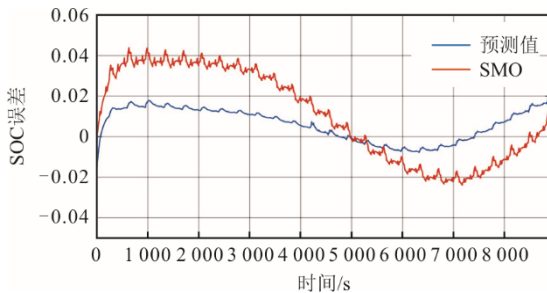


图 9 DST 工况下 SOC 预测误差曲线
Fig.9 SOC prediction error curves under DST condition

为进一步验证该方法的准确性，在 FUDS 工况下仿真验证了所提方法，并与 SMO 方法进行比较。FUDS 是模拟城市驾驶工况，涉及到频率、使用时间、持续时间和速度，以此来模拟真实的实际环境下电池的使用状态，其电流变化较大，电流如图 10 所示。图 11、图 12、图 13 分别为 FUDS 工况下的电压输出曲线、SOC 预测曲线以及 SOC 预测误差曲线。

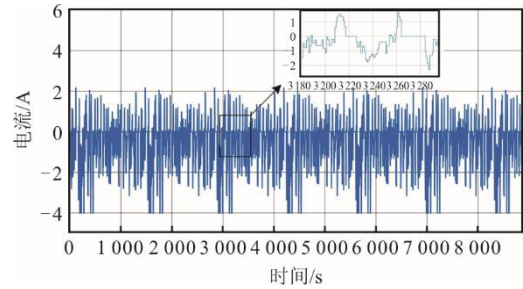


图 10 FUDS 工况下输入电流
Fig.10 Current input for FUDS condition

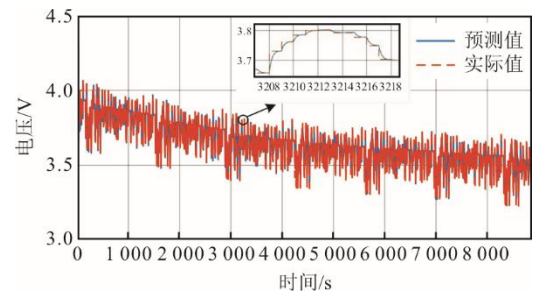


图 11 FUDS 工况下输出电压
Fig.11 Terminal voltage under FUDS condition

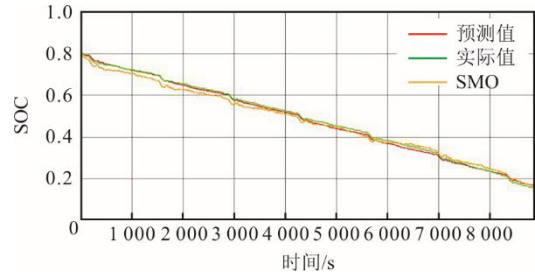


图 12 FUDS 工况下 SOC 预测曲线
Fig.12 SOC prediction curves under FUDS conditions

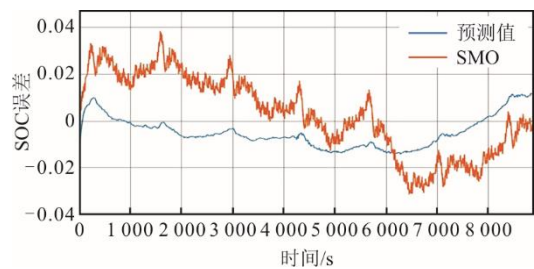


图 13 FUDS 工况下 SOC 预测误差曲线
Fig.13 SOC prediction error curves under FUDS condition

从图 11 中可以看出,其输出电压值与实际值近似重合,预测精度高。从图 12、图 13 可以看出,所采用方法得到 SOC 预测值与实际值近似重合,其误差范围小于 0.02,与 SMO 相比较小。在 δ_{MSE} 方面,所提方法与 SMO 的 δ_{MSE} 分别为 0.657%、1.692%,其 δ_{MSE} 提升了 61.17%。在 δ_{RMSE} 方面,所设计方法与 SMO 的 δ_{RMSE} 分别为 0.767%、1.909%,其 δ_{RMSE} 提高了 59.82%,所提方法在 δ_{MSE} 和 δ_{RMSE} 上显著降低。在运行时间方面,所提方法与 SMO 分别为 17.251、16.512 s,所提方法与 SMO 相差较小,且运行时间较少,由此可以得到所提方法不会过多增加运行时间。基于上述实验对比分析可以得到,所提方法的抖振较小、计算时间短,精度较高,验证了所采用方法的实用性。

实际工作中通常无法准确得到精确 SOC 的初始值,这可能会影响预测精度。本文将初始值分别设置为 0.85、0.80、0.75 来验证该算法的鲁棒性,图 14、图 15 分别为在 DST 工况下不同初始 SOC 值的预测曲线与预测误差曲线,图 16、图 17 分别为 FUDS 工况下不同初始 SOC 值的预测曲线与预测误差曲线。从图 14—图 17 中可以看出,在 2 种工况下,不同初始 SOC 值在开始阶段预测误差较大,随后在短时间内收敛,其大部分时间误差在 0.02 内。因此所提方法在 SOC 初始值有误差时也能收敛到实际值,具有良好的鲁棒性。

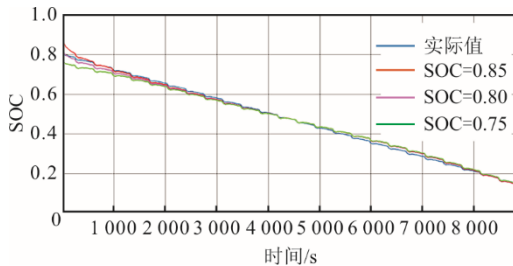


图 14 DST 工况下不同初始 SOC 预测曲线
Fig.14 SOC prediction curves of different initial SOC values under DST condition

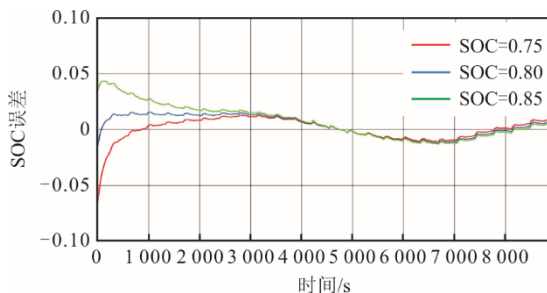


图 15 DST 工况下不同初始 SOC 预测误差曲线
Fig.15 SOC prediction error curves of different initial SOC values under DST condition

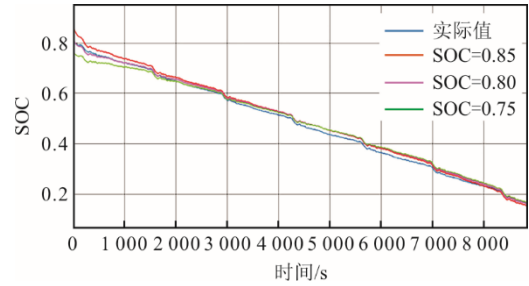


图 16 FUDS 不同初始 SOC 预测曲线
Fig.16 SOC prediction curves of different initial SOC values under FUDS condition

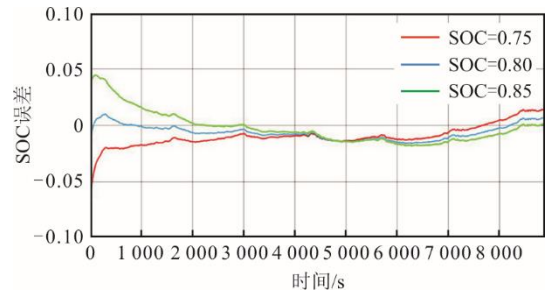


图 17 FUDS 工况下不同初始 SOC 预测误差曲线
Fig.17 SOC prediction error curves of different initial SOC values under FUDS condition

4 结 论

模型的不确定性是影响电池 SOC 估算的重要因素,而滑模观测器的鲁棒性能够有效减小模型的不确定性带来的影响,提高估算精度,但观测器存在固有振颤,为减小其对 SOC 估算的影响,本文选取 INR 18650-20R 三元锂电池为研究对象,以二阶 RC 等效电路模型为基础,利用积分滑模面的特性使系统能够快速按照所设计的滑模轨迹运动,减小了观测器的抖动,同时利用梯度下降规则来减小增益产生的影响。

通过实验验证,所提方法在 2 种工况下有效地降低了观测器的抖振和预测误差,其 SOC 预测误差都在 0.02 内,且该方法在运算过程的时间消耗不会增加较多。在 DST 工况下与 SMO 相比,其 δ_{MSE} 与 δ_{RMSE} 分别提高了 63.15%、61.99%;在 FUDS 工况下与 SMO 相比, δ_{MSE} 与 δ_{RMSE} 分别提高了 61.17%、59.82%。由此可以证明该方法的抖振较小,运行时间消耗少,估算精度高,且具有良好的鲁棒性和实用性。

[参 考 文 献]

[1] 刘永奇,陈龙翔,韩小琪. 能源转型下我国新能源替代的关键问题分析[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 515-524.

- LIU Yongqi, CHEN Longxiang, HAN Xiaohui. The key problem analysis on the alternative new energy under the energy transition[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 515-524.
- [2] 黄强, 郭恽, 江建华, 等. “双碳”目标下中国清洁电力发展路径[J]. 上海交通大学学报, 2021, 55(12): 1499-1509.
- HUANG Qiang, GUO Yi, JIANG Jianhua, et al. Development pathway of china's clean electricity under carbon peaking and carbon neutrality goals[J]. 2021, 55(12): 1499-1509.
- [3] 李军徽, 张晓驰, 李翠萍, 等. 基于修正卡尔曼滤波 SOC 估算的锂电池变参数模型[J]. 热力发电, 2020, 49(8): 55-63.
- LI Junhui, ZHANG Xiaochi, LI Cuiping, et al. Variable parameter model of lithium battery based on SOC estimation of modified Kalman filter[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(8): 55-63.
- [4] 谢小荣, 马宁嘉, 刘威, 等. 新型电力系统中储能应用功能的综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 158-169.
- XIE Xiaorong, MA Ningjia, LIU Wei, et al. Functions of energy storage in renewable energy dominated power systems: review and prospect[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 158-168.
- [5] WANG Y, TIAN J, SUN Z, et al. A comprehensive review of battery modeling and state estimation approaches for advanced battery management systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 131: 110015.
- [6] PASTOR-FERNÁNDEZ C, YU T F, WIDANAGE W D, et al. Critical review of non-invasive diagnosis techniques for quantification of degradation modes in lithium-ion batteries[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 109: 138-59.
- [7] WEISS P. Better battery management boosts electric vehicle prospects[J]. Engineering, 2021, 7(8): 1041-1043.
- [8] MISYRIS G S, DOUKAS, D L, PAPAPOPOULOS T A, et al. State-of-charge estimation for li-ion batteries: a more accurate hybrid approach[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2019, 34(1): 109-119.
- [9] RUI R, YU Q, LIN C. A novel method to obtain the open circuit voltage for the state of charge of lithium ion batteries in electric vehicles by using H infinity filter[J]. Applied Energy, 2017, 207: 346-353.
- [10] HE L, WANG Y, WEI Y, et al. An adaptive central difference Kalman filter approach for state of charge estimation by fractional order model of lithium-ion battery[J]. Energy, 2022, 244: 122627.
- [11] 巫春玲, 胡雯博, 孟锦豪, 等. 基于最大相关熵扩展卡尔曼滤波算法的锂离子电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2021, 36(24): 5165-5175.
- WU Chunling, HU Wenbo, MENG Jinhao, et al. State of charge estimation of lithium-ion batteries based on maximum correlation-entropy criterion extended Kalman filtering algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(24): 5365-5174.
- [12] ZHANG Z, JIANG L, ZHANG L, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery pack by using an adaptive extended Kalman filter for electric vehicles[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 37: 102457.
- [13] WANG L, MA J, ZHAO X, et al. Adaptive robust unscented Kalman filter-based state-of-charge estimation for lithium-ion batteries with multi-parameter updating[J]. Electrochimica Acta, 2022, 426: 140760.
- [14] CHAI X Q, LI S H, LIANG F W. A novel battery SOC estimation method based on random search optimized LSTM neural network[J]. Energy, 2024, 306: 132583.
- [15] WANG Q, YE M, Wei M, et al. Deep convolutional neural network based closed-loop SOC estimation for lithium-ion batteries in hierarchical scenarios[J]. Energy, 2023, 263: 125718.
- [16] OBEID H, PETRONE R, CHAOUI H, et al. Higher order sliding-mode observers for state-of-charge and state-of-health estimation of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 72(4): 4482-4492.
- [17] NING B, CAO B, WANG B, et al. Adaptive sliding mode observers for lithium-ion battery state estimation based on parameters identified online[J]. Energy, 2018, 153: 732-42.
- [18] FENG Y, XUE C, HAN Q L, et al. Robust estimation for state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries using integral-type terminal sliding-mode observers[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 67(5): 4013-4023.
- [19] CHOUBAR B G, HAMED H, SAFARI M. Sliding mode observer with adaptive switching gain for estimating state of charge and internal temperature of a commercial Li-ion pouch cell[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 96: 112628.
- [20] SINGH A, PAL K, VISHWAKARMA C B. State of charge estimation techniques of Li-ion battery of electric vehicles[J]. e-Prime-Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy, 2023, 6: 100328.
- [21] LAI X, ZHENG Y J, SUN T. A comparative study of different equivalent circuit models for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries[J]. Electrochimica Acta, 2018, 259: 566-577.
- [22] YUAN H F, DUNG L R. Offline state-of-health estimation for high-power lithium-ion batteries using three-point impedance extraction method[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 66(3): 2019-2032.
- [23] ZHANG F, XING Y, JING J, et al. Influence of different open circuit voltage tests on state of charge online estimation for lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2016, 183: 513-525.
- [24] REZAEI O, MOGHADDAM H A, PAPARI B. A fast sliding-mode-based estimation of state-of-charge for Lithium-ion batteries for electric vehicle applications[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 45: 103484.
- [25] YE Y, LI Z, LIN J, et al. State-of-charge estimation with adaptive extended Kalman filter and extended stochastic gradient algorithm for lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 47: 103611.

(责任编辑 邓玲惠)