

文章编号:1006-2467(2020)12-1340-07

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2020.172

# 基于渐消记忆递推最小二乘法的 电动汽车电池荷电状态在线估计

陈玉珊<sup>1</sup>, 秦琳琳<sup>1</sup>, 吴 刚<sup>1</sup>, 毛俊鑫<sup>2</sup>

(1. 中国科学技术大学 信息科学技术学院, 合肥 230026;

2. 天津恒天新能源汽车研究院有限公司 汽车电子与电源系统研究所, 天津 300451)

**摘 要:** 电动汽车中, 先进的电池管理系统可以为电池的安全高效使用提供保障. 荷电状态(SOC)无法直接测量得到, 电池管理系统的主要任务是准确、可靠地估计电池的 SOC. 为了估计电池的 SOC, 选择一阶电阻电容(RC)等效电路模型描述电池的外特性, 模型参数中包含开路电压(OCV), 通过渐消记忆递推最小二乘法(FFRLS)辨识模型参数, 再用 SOC-OCV 模型实时计算. 使用马里兰大学高级生命周期工程研究中心(CALCE)电池组提出的镍钴锰酸锂(LNMC)/石墨电池在动态应力测试(DST)和北京动态应力测试(BJDST)工况下的数据检验算法, 结果表明, SOC 估计误差在 DST 工况下不超过 3.419 0%, 在 BJDST 工况下不超过 4.233 5%, 实现了 SOC 的在线估计.

**关键词:** 递推最小二乘法; 荷电状态; 在线估计; 电动汽车

**中图分类号:** N 945.12

**文献标志码:** A

## Online State of Charge Estimation for Battery in Electric Vehicles Based on Forgetting Factor Recursive Least Squares

CHEN Yushan<sup>1</sup>, QIN Linlin<sup>1</sup>, WU Gang<sup>1</sup>, MAO Junxin<sup>2</sup>

(1. School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China,

Hefei 230026, China; 2. Automotive Electronics and Power System Research Institute,

Tianjin Hengtian New Energy Automobile Research Institute Co., Ltd., Tianjin 300451, China)

**Abstract:** An advanced battery management system ensures the safe and efficient use of batteries in electric vehicles. As the state of charge (SOC) cannot be measured directly, it is important for the battery management system to accurately and reliably estimate the SOC of batteries. In order to estimate SOC, a first-order resistor-capacitance (RC) equivalent circuit model is used to describe the external characteristic of batteries. The model parameters are identified by forgetting factor recursive least-squares (FFRLS). Open circuit voltage (OCV) is one of the model parameters, and then SOC can be estimated by the SOC-OCV model. The CALCE battery research group in the University of Maryland has proposed some data, which include the data of LNMC/graphite battery working under dynamic stress test (DST) and Beijing dynamic stress test (BJDST) conditions. These data are used to verify the proposed algorithm. The results show that the estimation error does not exceed 3.419 0% in DST and 4.233 5% in BJDST, which indicates that the proposed method can realize online SOC estimation.

收稿日期:2019-09-29

作者简介:陈玉珊(1995-),女,福建省厦门市人,硕士生,从事电池参数估计研究.

通信作者:秦琳琳,女,高级工程师,电话(Tel.):0551-63601519;E-mail:qll@ustc.edu.cn.

**Key words:** recursive least squares; state of charge (SOC); online estimation; electric vehicle

节能减排近年来备受关注,推广电动汽车是重要措施之一。电池作为电动汽车的主要部件<sup>[1-2]</sup>,需要先进、高效、实时的电池管理系统(BMS)确保其安全工作<sup>[3]</sup>。估计电池的荷电状态(SOC)是BMS的主要任务之一。电池SOC为电池剩余电量占总电量的百分比,无法直接测量得到,常用方法之一为通过测量电流和电压值对其进行估计<sup>[3]</sup>。

已有很多SOC估计算法被提出:①传统的电流积分法、开路电压法等。电流积分法是一种开环算法,直接对电流进行积分得到充放电的容量百分比,从而计算SOC,这种方法依赖于初始SOC的准确性,对电流传感器的精度要求较高,并且传感器的测量误差会累积<sup>[4]</sup>;开路电压法则是利用电池SOC与开路电压(OCV)的模型,测量电池的OCV进而估计SOC;然而测量OCV需要电池静置较长一段时间,在实际应用中难以实现。②基于模型的滤波器算法,如卡尔曼滤波器、扩展卡尔曼滤波器、无迹卡尔曼滤波器、粒子滤波器以及它们的结合算法<sup>[2, 5-8]</sup>。滤波器算法首先需要辨识得到电池模型参数,然后根据电池模型及SOC-OCV模型设计SOC估计器。③将系统辨识应用在等效电路模型上估计SOC<sup>[9-12]</sup>。首先建立等效电路模型,通过改进的最小二乘算法辨识模型参数,得到OCV,根据OCV估计SOC。④其他方法,如神经网络<sup>[6]</sup>。

本文在等效电路模型上使用渐消记忆递推最小二乘法(FFRLS)在线估计SOC,因为递推最小二乘法对计算的要求较低,它不仅可以估计OCV,也可实时估计模型参数,以适应变化的电池工况和运行环境<sup>[9]</sup>。

## 1 电池模型与SOC估计算法

### 1.1 电池模型

建立准确、合适的电池模型是精确估计SOC的第一步,包含电阻、电容和电压源的等效电路模型被广泛用于模拟电池的性能<sup>[10]</sup>。文献[2]通过试验对比了11种等效电路模型,总结出一阶电阻电容(RC)电路模型与二阶RC电路模型是最好的选择。本文选择的一阶RC模型等效电路如图1所示: $u(t)$ 为 $t$ 时刻端电压; $u_{OCV}(t)$ 为 $t$ 时刻开路电压; $I(t)$ 为 $t$ 时刻电流,正值为充电,负值为放电; $R_0$ 为等效欧姆电阻; $R_1$ 和 $C_1$ 分别为等效极化电阻和等效极化电容, $R_1C_1$ 并联的RC网络用来模拟电池在

充放电过程中的瞬态响应<sup>[10]</sup>; $u_{RC}(t)$ 为 $t$ 时刻RC网络两端的电压。

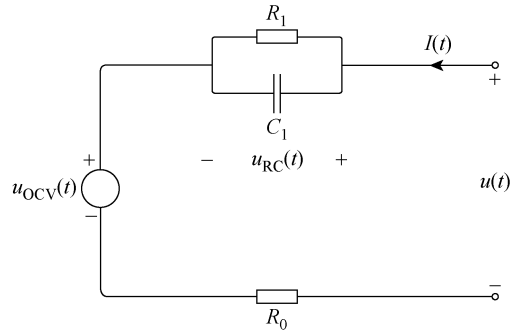


图1 等效电路模型

Fig. 1 Model of equivalent circuit

忽略噪声,等效电路可用下式描述:

$$\left. \begin{aligned} I(t) &= \frac{u_{RC}(t)}{R_1} + C_1 \frac{du_{RC}(t)}{dt} \\ u(t) &= u_{OCV}(t) + u_{RC}(t) + R_0 I(t) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

对式(1)进行拉氏变换,有

$$\left. \begin{aligned} I(s) &= \frac{1}{R_1} u_{RC}(s) + C_1 s u_{RC}(s) \\ u(s) &= u_{OCV}(s) + u_{RC}(s) + R_0 I(s) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

对式(2)化简,可得

$$u(s) = u_{OCV}(s) + \left( \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + R_0 \right) I(s) \quad (3)$$

假设采样周期为 $T_s$ ,利用前向欧拉变换方法进行离散化<sup>[9]</sup>,将

$$s = \frac{1}{T_s} \frac{1 - z^{-1}}{z^{-1}} \quad (4)$$

代入式(3)并化简为

$$\begin{aligned} u(z) &= \left( 1 - \frac{T_s}{R_1 C_1} \right) [u(z) - u_{OCV}(z)] z^{-1} + \\ &R_0 I(z) + u_{OCV}(z) + \\ &\left[ \frac{T_s}{R_1 C_1} (R_1 + R_0) - R_0 \right] I(z) z^{-1} \end{aligned} \quad (5)$$

对式(5)进行Z反变换,得到

$$\begin{aligned} u(k) &= \theta_1(k) [u(k-1) - u_{OCV}(k-1)] + \\ &\theta_2(k) I(k) + \theta_3(k) I(k-1) + u_{OCV}(k) \end{aligned} \quad (6)$$

式中:

$$\theta_1(k) = 1 - \frac{T_s}{R_1 C_1} \quad (7)$$

$$\theta_2(k) = R_0 \quad (8)$$

$$\theta_3(k) = \frac{T_s}{R_1 C_1} (R_1 + R_0) - R_0 \quad (9)$$

令

$$\boldsymbol{\theta}(k) = [\theta_1(k) \quad \theta_2(k) \quad \theta_3(k) \quad u_{\text{OCV}}(k)]^T \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\phi}(k) =$$

$$[u(k-1) - u_{\text{OCV}}(k-1) \quad I(k) \quad I(k-1) \quad 1]^T \quad (11)$$

考虑到数据测量均是在实验室条件完成的,测量与环境噪声较简单.假定模型拟合残差  $\varepsilon(k)$  均值为 0, 方差有界,为不相关随机变量序列,则有

$$u(k) = \boldsymbol{\theta}^T(k) \boldsymbol{\phi}(k) + \varepsilon(k) \quad (12)$$

式中:  $\boldsymbol{\theta}(k)$  为待辨识的参数向量;  $\boldsymbol{\phi}(k)$  为观测向量;  $u(k)$  为  $k$  时刻端电压测量值;  $k$  为离散化后时刻.

## 1.2 渐消记忆递推最小二乘法

递推最小二乘法是在批量最小二乘法基础上发展而来的,递推方法很好地满足了在线估计的需求<sup>[13]</sup>.递推方法在上一步参数辨识的基础上进行修正得到进一步结果,但随着数据量增大,会出现数据饱和现象,失去修正作用,导致辨识结果无法跟踪参数的变化.因此引入遗忘因子,通过减少旧数据的影响解决数据饱和问题<sup>[13]</sup>,渐消对旧数据的记忆. FFRLS 递推公式如下:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1) \frac{\boldsymbol{\phi}(k)}{\lambda + \boldsymbol{\phi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\phi}(k)} \quad (13)$$

$$\hat{u}(k) = \boldsymbol{\phi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \quad (14)$$

$$e(k) = u(k) - \hat{u}(k) \quad (15)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{K}(k) e(k) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}(k) = \frac{1}{\lambda} [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \boldsymbol{\phi}^T(k)] \mathbf{P}(k-1) \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{K}(k)$  为修正的权因子;  $e(k)$  为预报误差;  $\hat{u}(k)$  为对  $k$  时刻端电压的预测值;  $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$  为  $k$  时刻参数  $\boldsymbol{\theta}$  的估计值,由式(16)可知  $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$  是在  $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)$  的基础上修正得到的;  $\lambda$  为遗忘因子,  $0 < \lambda \leq 1$ ,  $\lambda$  的值越接近 1, 辨识收敛过程中平稳性越好,但跟踪能力越差,  $\lambda$  的值越小,算法的跟踪性能越好,但在辨识收敛过程中波动剧烈<sup>[12]</sup>;  $\mathbf{I}$  为  $4 \times 4$  单位矩阵.

## 1.3 SOC 估计算法

本文提出的 SOC 估计算法为在线估计算法,算法流程如图 2 所示.使用 FFRLS 进行参数估计,第  $k$  个采样时刻参数估计为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = [\hat{\theta}_1(k) \quad \hat{\theta}_2(k) \quad \hat{\theta}_3(k) \quad \hat{u}_{\text{OCV}}(k)]^T$$

根据辨识出的  $\hat{u}_{\text{OCV}}(k)$ ,通过 SOC-OCV 模型计算得到 SOC 的估计值  $\hat{\eta}_{\text{SOC}}(k)$ .同时,根据式(7)~(9),可以得到对电池一阶 RC 电路模型中等效欧姆电阻、等效极化电阻和等效极化电容的估计:

$$\hat{R}_0(k) = \hat{\theta}_2(k) \quad (18)$$

$$\hat{R}_1(k) = \frac{\hat{\theta}_3(k) + \hat{\theta}_1(k) \hat{\theta}_2(k)}{1 - \hat{\theta}_1(k)} \quad (19)$$

$$\hat{C}_1(k) = \frac{T_s}{\hat{\theta}_3(k) + \hat{\theta}_1(k) \hat{\theta}_2(k)} \quad (20)$$

当电池的开路电压、等效欧姆内阻、等效极化电阻和等效极化电容未知时,可以给定  $\hat{\boldsymbol{\theta}}(0) = \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{P}(0) = \alpha \mathbf{I}$  作为初值,其中:  $\alpha = 10^5 \sim 10^{10}$ <sup>[13]</sup>.同时,一阶 RC 等效电路模型的参数可能随着电池充放电有所改变,本文的 SOC 在线估计算法可以持续修正模型参数,避免了由于参数选择误差而导致 SOC 估计错误.

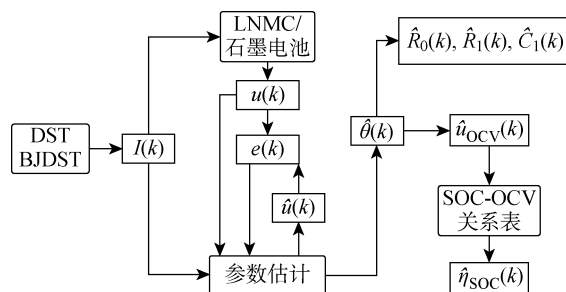


图 2 SOC 估计流程图

Fig. 2 Estimation flowchart of SOC

## 2 数据集与算法验证

### 2.1 数据集描述

本文中验证 SOC 估计算法的电池试验数据来自马里兰大学高级生命周期工程研究中心 (CALCE) 电池组.试验平台包括 18650 镍钴锰酸锂 (LNMC)/石墨锂离子单体电池 (2.0 A · h)、温度试验箱、Arbin BT2000 电池测试系统和带有 Arbin 软件的计算机<sup>[14]</sup>.文献[14]中不仅包含具体的试验过程,同时对比了不同试验所建的 SOC-OCV 模型的准确性,试验结果表明利用增量 OCV 试验建立的 SOC-OCV 模型更准确.因此本文采用数据集的增量 OCV 试验数据建立 SOC-OCV 模型.并且文献[14]中包含电池动态应力测试 (DST)、美国联邦城市运行工况 (FUDS)、美国 US06 高速公路运行工况表 (US06) 和北京动态应力测试工况 (BJDST) 的试验数据. DST、FUDS、US06 与 BJDST 都是根据汽车行业标准的汽车速度曲线,转换成电池的电流曲线.本文选择 25 °C 环境下 DST 和 BJDST 的试验数据来验证 SOC 在线估计算法. DST 通过若干个 360 s 长的测试电流曲线有效地模拟动态充电和放电<sup>[15]</sup>,BJDST 则是为了反映北京电动公交车运行特性,参考 DST 得出的电流曲线<sup>[16]</sup>.

2.2 SOC-OCV 模型

电池充满电并静置 2 h 后开始试验,试验环境温度 为 25 ℃,试验过程为以 1 A 电流放电 720 s,即放电 0.2 A·h,静置 2 h,重复进行 10 次后电池将电量放完.可以认为电池经过充分静置后,端电压即为开路电压,因此本试验中电池静置 2 h 后测得的端电压可以认为是对应 SOC 的 OCV. 试验过程取 0~100% 时每 10% SOC,只能确定得到 11 对 SOC-OCV 数据,采用线性插值法根据这 11 对 SOC-OCV 数据建立 SOC-OCV 模型.增量 OCV 试验过程中电流(I)、端电压(U)和 SOC 值( $\eta_{\text{SOC}}$ )的变化如图 3 所示,得到 SOC-OCV 模型如图 4 所示.

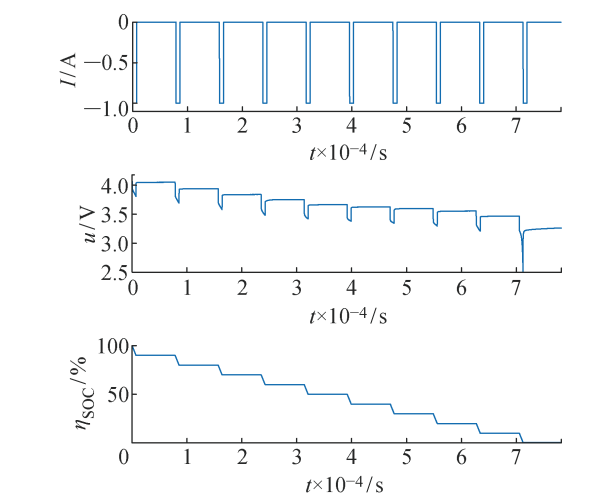


图 3 增量 OCV 试验中电流、电压和 SOC 变化曲线  
Fig. 3 Current, voltage, and SOC changes in incremental OCV test

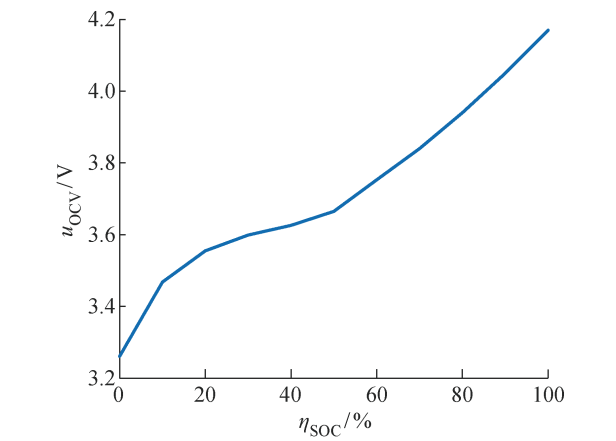


图 4 25 ℃ 时电池 SOC 与 OCV 关系  
Fig. 4 SOC versus OCV at 25 ℃

2.3 SOC 估计算法验证

选择模型估计端电压与实际测量端电压的平均绝对误差(MAE)与均方根误差(RMSE)作为衡量

模型是否准确描述系统的统计指标;选择参考 SOC 与估计 SOC 的 MAE 与 RMSE 作为衡量算法是否准确估计 SOC 的统计指标,即

MAE = \frac{1}{n} \sum\_{k=1}^n |e(k)| \tag{21}

RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum\_{k=1}^n e^2(k)} \tag{22}

式中: $e(k)$  为估计值与真实值之间的估计误差;MAE 是绝对估计误差之和的平均值,用来反映平均的估计误差;RMSE 是估计误差平方和的平均值的平方根,用来衡量估计值与真实值之间的离散程度.

2.3.1 动态应力测试(DST) 动态应力测试的电流如图 5 所示,电流曲线以 360 s 为一个周期循环进行,直到试验结束.测试过程中,根据式(18)~(20)计算出的电池等效欧姆电阻、等效极化电阻和等效极化电容的变化曲线如图 6 所示.图 7 所示为测试过程中根据式(13)~(17)辨识出的开路电压与参考开路电压的对比图, $e_{\text{OCV}}$  为两者的相对误差,其中参考开路电压通过参考 SOC 根据 SOC-OCV 模型计算得到. SOC 的估计结果如图 8 所示, $e_{\text{SOC}}$  为估计 SOC 与参考 SOC 的相对误差,绝对误差最大为 3.419 0%,相应的参考 SOC 为 12.981 0%,MAE 为 0.902 1%,RMSE 为 1.177 1%;SOC 低于 20% 后,由于电池性能降低,参数估计误差较大,所以 SOC 的估计误差较大,同时由于 RMSE 受到大误差的影响较大, RMSE 的值也较大.图 9 所示为测试过程中对端电压的估计曲线与测量曲线的对比以及端电压的估计误差曲线, $e_u$  为两者的相对误差,估

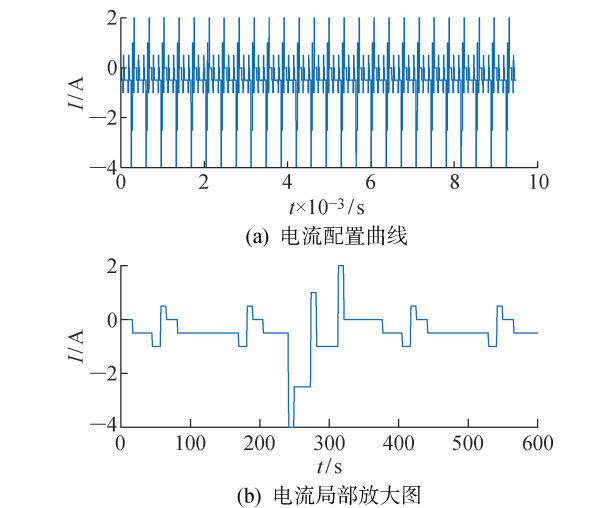


图 5 DST 电流配置曲线  
Fig. 5 Current profile of DST

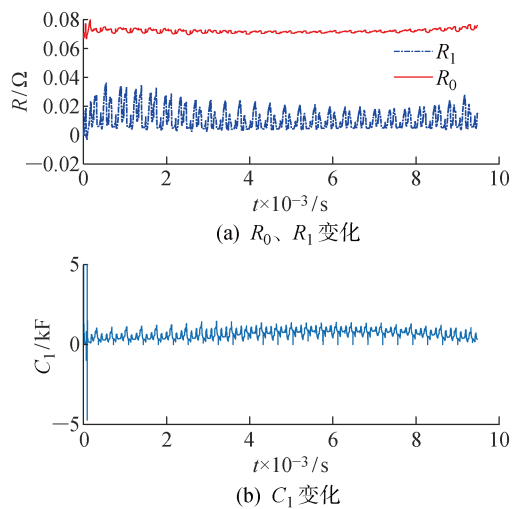


图 6 DST 的辨识结果

Fig. 6 Identification results in DST

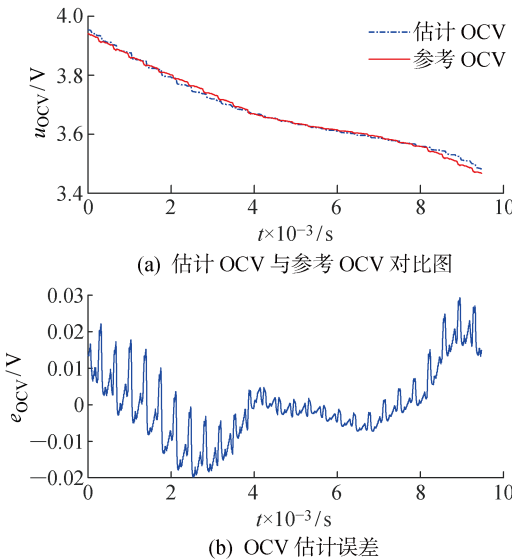


图 7 OCV 估计结果(DST)

Fig. 7 Results of OCV estimation in DST

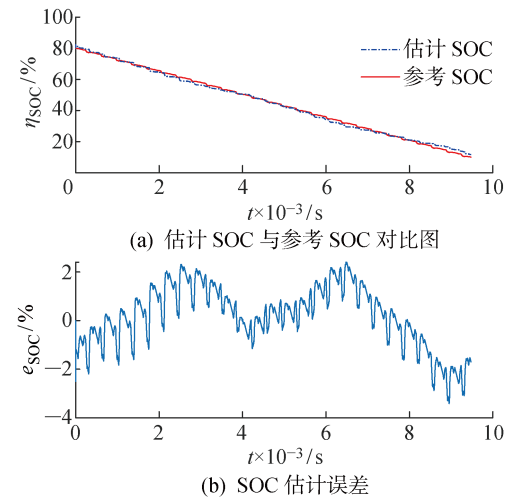


图 8 SOC 估计结果(DST)

Fig. 8 Results of SOC estimation in DST

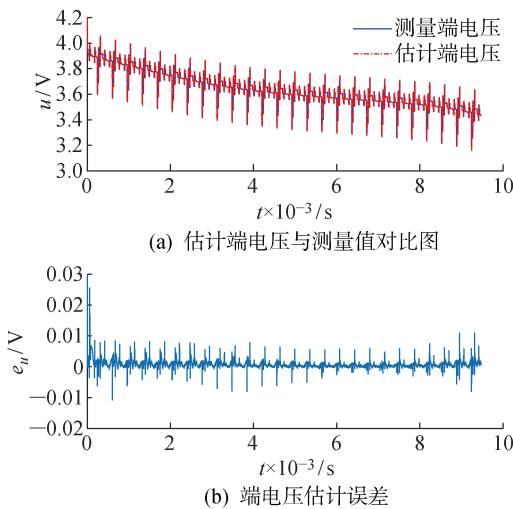


图 9 DST 的端电压估计结果

Fig. 9 Results of terminal voltage estimation in DST

计绝对误差的最大值为 0.025 6 V, MAE 为  $7.9077\times10^{-4}$  V, RMSE 为 0.001 3 V.

**2.3.2 北京动态应力测试(BJDST)** BJDST 的电流曲线如图 10 所示,以 916 s 为一个测试周期,循环进行直到试验结束.从图中可以看出,BJDST 比 DST 中的电流变化剧烈,即仿真工况较 DST 复杂.测试过程中电池的等效欧姆电阻、等效极化电阻和等效极化电容的变化如图 11 所示,开路电压的对比图及误差如图 12 所示.图 13 所示为 SOC 的估计结果,最大误差绝对值为 4.233 5%,此时参考 SOC 为 10.566 5%,同样是在低 SOC 时出现最大误差绝对值;MAE 为 1.006 6%,RMSE 为 1.344 3%.图 14 所示为测试过程中对端电压的估计曲线与测量曲线的对比以及端电压的估计误差曲线;端电压估计误

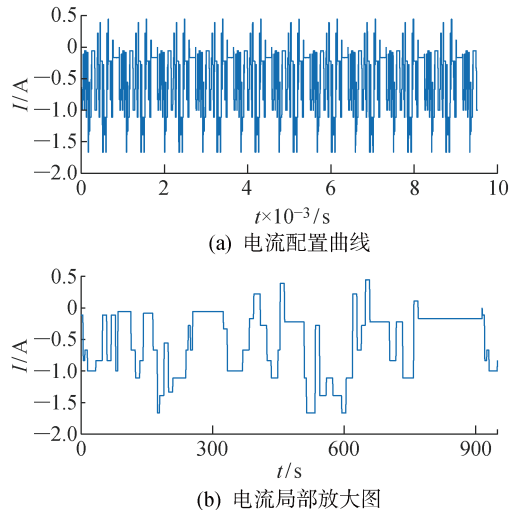


图 10 BJDST 电流配置曲线

Fig. 10 Current profile of BJDST

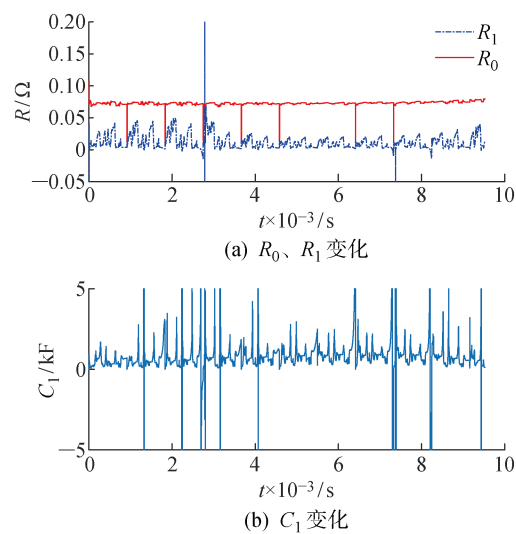


图 11 BJDSST 的辨识结果

Fig. 11 Identification results in BJDSST

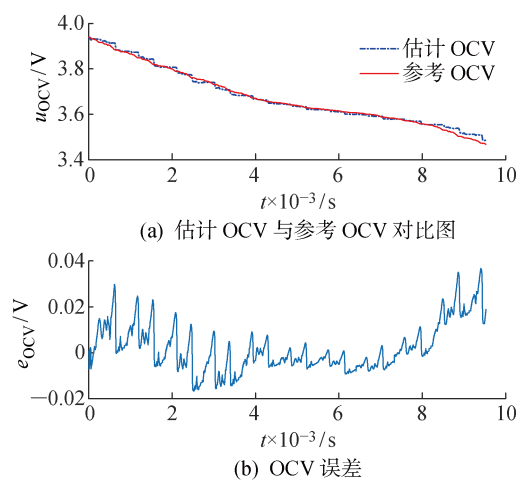


图 12 OCV 估计结果(BJDSST)

Fig. 12 Results of OCV estimation in BJDSST

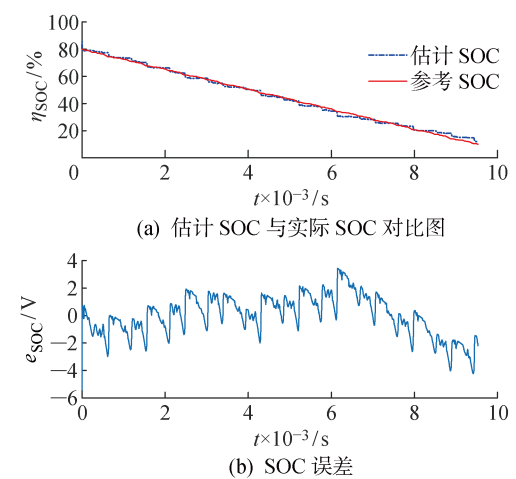


图 13 SOC 估计结果(BJDSST)

Fig. 13 Results of SOC estimation in BJDSST

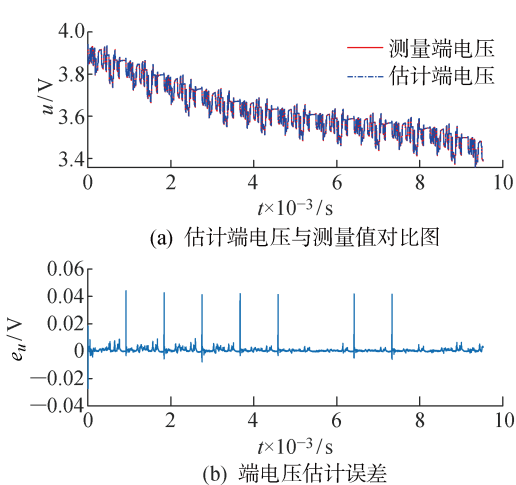


图 14 BJDSST 的端电压估计结果

Fig. 14 Results of terminal voltage estimation in BJDSST

差的绝对值最大为 0.044 2 V,MAE 为  $7.0419\times 10^{-4}$  V, RMSE 为 0.001 6 V.

3 结语

本文将电池外特性建模为一阶 RC 等效电路模型,使用 FFRLS 辨识模型参数,再利用 SOC-OCV 模型得到实时的 SOC 估计值,达到在线估计电池 SOC 的目的,同时实时更新模型参数.使用马里兰大学 CALCE 电池组 25 ℃ 下 LNCM/石墨电池 DST 工况和 BJDSST 工况验证 SOC 估计算法,估计 SOC 区间为 10%~80%.结果表明,在 DST 工况下,SOC 估计误差绝对值不大于 3.419 0%,平均绝对误差为 0.902 1%,均方根误差为 1.177 1%;BJDSST 工况下,SOC 估计绝对误差不大于 4.233 5%,平均绝对误差为 1.006 6%,均方根误差为 1.344 3%.本方法不受初始 SOC 的影响,且即使初始模型参数选择不当,也能通过 FFRLS 及时校正.选择的递推算法不涉及矩阵求逆等大计算量的工作,适合于电动汽车上嵌入式系统的在线使用.

参考文献:

[ 1 ] XING Y J, HE W, PECHT M, *et al.* State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures [J]. **Applied Energy**, 2014, 113: 106-115.

[ 2 ] 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.

[ 3 ] TANIM T R, RAHN C D, WANG C Y. State of charge estimation of a lithium ion cell based on a tem-

- perature dependent and electrolyte enhanced single particle model[J]. **Energy**, 2015, 80: 731-739.
- [4] LU L G, HAN X B, LI J Q, *et al.* A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles[J]. **Journal of Power Sources**, 2013, 226: 272-288.
- [5] XIONG R, SUN F C, GONG X Z, *et al.* A data-driven based adaptive state of charge estimator of lithium-ion polymer battery used in electric vehicles[J]. **Applied Energy**, 2014, 113: 1421-1433.
- [6] HE W, WILLIARD N, CHEN C, *et al.* State of charge estimation for Li-ion batteries using neural network modeling and unscented Kalman filter-based error cancellation[J]. **International Journal of Electrical Power and Energy Systems**, 2014, 62: 783-791.
- [7] WANG Y J, ZHANG C B, CHEN Z H. On-line battery state-of-charge estimation based on an integrated estimator[J]. **Applied Energy**, 2017, 185: 2026-2032.
- [8] YANG F F, XING Y J, WANG D, *et al.* A comparative study of three model-based algorithms for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries under a new combined dynamic loading profile[J]. **Applied Energy**, 2016, 164: 387-399.
- [9] DUONG V H, BASTAWROUS H A, LIM K, *et al.* Online state of charge and model parameters estimation of the  $\text{LiFePO}_4$  battery in electric vehicles using multiple adaptive forgetting factors recursive least-squares[J]. **Journal of Power Sources**, 2015, 296: 215-224.
- [10] HE H W, ZHANG X W, XIONG R, *et al.* Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. **Energy**, 2012, 39(1): 310-318.
- [11] ZHANG C, ALLAFI W, DINH Q, *et al.* Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique[J]. **Energy**, 2018, 142: 678-688.
- [12] PALEOLOGU C, BENESTY J, CIOCHINA S. A robust variable forgetting factor recursive least-squares algorithm for system identification[J]. **IEEE Signal Processing Letters**, 2008, 15: 597-600.
- [13] 冯培梯. 系统辨识[M]. 2版. 杭州: 浙江大学出版社, 2004.
- FENG Peiti. System identification [M]. 2nd ed. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2004.
- [14] ZHENG F D, XING Y J, JIANG J C, *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.
- [15] DUONG T Q. USABC and PNGV test procedures[J]. **Journal of Power Sources**, 2000, 89(2): 244-248.
- [16] 时玮, 姜久春, 张维戈, 等. 纯电动公交车动力电池寿命测试行驶工况的研究[J]. **汽车工程**, 2013, 35(2): 138-151.
- SHI Wei, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, *et al.* A study on the driving cycle for the life test of traction battery in electric buses[J]. **Automotive Engineering**, 2013, 35(2): 138-151.

(本文编辑: 仪小梅)