

## 储能用蓄电池模型参数的动态辨识\*

柳应全, 鲁军勇, 龙鑫林, 魏静波, 周仁, 吴羿廷

(海军工程大学舰船综合电力技术国防科技重点实验室, 湖北武汉 430033)

**摘要:**为观测锂离子电池的参数,通过建立多元线性回归模型对内电路参数进行辨识,并提出通过间接观测蓄电池平衡电动势来辨识荷电状态的方法。该方法基于改进的Thevenin电池模型,以等效电容量来表征锂电池的容量特性。在循环周期内可通过测量放电前后开路电压变化量和电荷变化量来辨识等效电容;等效电容又可以在短时间内动态估算平衡电动势以作为辨识荷电状态的主要变量。通过一个循环周期内的脉冲放电实验验证了所采用的改进电池模型和辨识方法的有效性和准确性。

**关键词:**线性回归; 电池管理; 荷电状态估算; 参数辨识; 平衡电动势; 等效电容

**中图分类号:**TM912 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2019)05-087-06

## Dynamic identification of model parameters for energy storage batteries

LIU Yingquan, LU Junyong, LONG Xinlin, WEI Jingbo, ZHOU Ren, WU Yiting

(National Key Laboratory of Science and Technology on Vessel Integrated Power System, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

**Abstract:** As the important indices for reflecting the comprehensive performance of the battery, the parameters of lithium-ion are unavailable by direct observation. Through identifying internal circuit parameters by establishing multiple linear regression model, a new method for the state of charge estimation of lithium-ion batteries by indirectly observing the batteries balance electromotive force was proposed. The equivalent capacitance was introduced to represent capacity character of lithium-ion batteries in this new method, which was based on an improved Thevenin battery model. Through measuring changes of open-circuit voltage and charge before and after the discharge process in a cycle period, the equivalent capacitance can be recognized in a long time scale. As the main variable for estimating state of charge, the balance electromotive force can be dynamically estimated through the equivalent capacitance in a short time scale. Finally, a pulse discharging experiment of a cycle period verified the effectiveness and accuracy of the improved battery model and the proposed dynamic identification method.

**Keywords:** linear regress; battery management; state of charge estimation; parameter identification; balance electromotive force; equivalent capacitance

当前锂离子电池作为一种高效安全的二次能源越来越广泛地应用于新能源汽车、风力发电、独立光伏系统和大规模储能系统等领域。在舰载电磁发射武器中,锂离子电池组作为系统的初级储能环节,在舰船电网和脉冲电容器之间起着能量缓冲和功率放大的作用。

为了实现高功率输出,蓄电池储能系统经常涉及数千节单体电池串并联应用,需要管理的电池数量巨大且储能电压高达近万伏。若不能实施实时的监控和管理,将会出现放电的木桶效应和过充过放现象,极大地缩短单体电池的有效寿命,造成能源资源的浪费,情况恶劣时甚至会出现漏液、爆炸等危险事故。因此,锂离子电池模型未知

参数的辨识,在电磁发射领域有着十分重要的作用。

锂离子电池的模型参数分为两种:一种是内电路参数,如平衡电动势、内阻和极化参数等,是等效电路中实际存在的用以表征电池充放电特性的量;另一种是状态参数,如SOC和SOH,是人为设计用于描述电池剩余电量和老化程度等状态的指标。这些参数的一个重要特点是无法进行直接观测,因此,针对锂离子电池的建模和参数的辨识一直是研究的热点和难点。

一直以来,SOC被认为是评价锂离子电池剩余电量的一个重要指标。估算SOC的方法可分为四种<sup>[1]</sup>:安时积分法、开路电压法、智能算法和

\* 收稿日期:2018-04-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51522706,51607187);国家部委基金资助项目(613262)

作者简介:柳应全(1988—),男,安徽安庆人,博士研究生,E-mail:lauvictor@zju.edu.cn;

鲁军勇(通信作者),男,研究员,博士,博士生导师,E-mail:jylu@xinhuanet.com

组合算法。其中,安时积分法<sup>[2]</sup>被认为是最有效的方法,但该方法的缺陷是存在累积误差,尤其是在强电磁噪声、强电流脉冲的电磁发射环境下,对测量设备和信号处理单元都提出了较高的要求。另外,采用安时积分法往往很难确定初始的 SOC,针对该方法的改进一般是在静态时先通过开路电压法进行 SOC 校准,而处于放电平台期的 SOC 状态很难通过开路电压进行估算。针对内电路参数估算的一个较为可行的办法是通过采集关键信息来进行。比如,采集放电初始阶段的电压跌落作为估算电池内阻的依据<sup>[3]</sup>,采集恢复过程用以评估模型中阻容网络的极化参数<sup>[4]</sup>。这种方法在实验室工况下效果较好,但在多物理场耦合、连续快速短脉冲放电的电磁发射工况下很难奏效。

本文在改进的 Thevenin 模型基础上,采用多元线性回归模型<sup>[5]</sup>对蓄电池内电路参数(内阻  $R_s$ 、极化电阻  $R_D$  和极化电容  $C_D$ )进行辨识,提出等效电容量  $C_e$  的概念用以表征蓄电池组的容量特性。

## 1 锂离子电池模型

### 1.1 改进的 Thevenin 模型

关于电池模型的研究论文有很多<sup>[6-8]</sup>,根据建模机理可以归纳为电化学模型<sup>[6-7]</sup>和等效电路模型<sup>[9]</sup>。由于在电磁发射应用中多采用多个锂电池串并联结构以实现更高的功率输出,因此,研究仅针对蓄电池组等效模型。目前应用较为广泛的是 Thevenin 模型<sup>[9-10]</sup>,如图 1 所示。其中,  $E_o$  表示蓄电池平衡电势,  $R_s$  表示电池内阻,  $R_D$  和  $C_D$  用于表征电池的极化特性。

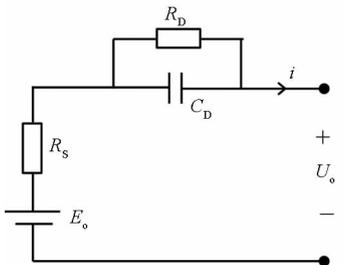


图 1 Thevenin 模型

Fig. 1 Thevenin battery model

Thevenin 模型由于未考虑电池的容量范围、充放电截止电压和老化效应,在实际使用中存在一定的局限性。分析研究是建立在改进的 Thevenin 模型基础上的,如图 2 所示。  $V_{ccv}$  和  $V_{dev}$  分别表示蓄电池的充电和放电截止电压,  $C_e$  表示等效电容量(单位为 F),随着电池的老化和 SOC 区间而变化,可从电池出厂测试的 OCV - SOC 变

化曲线提取。

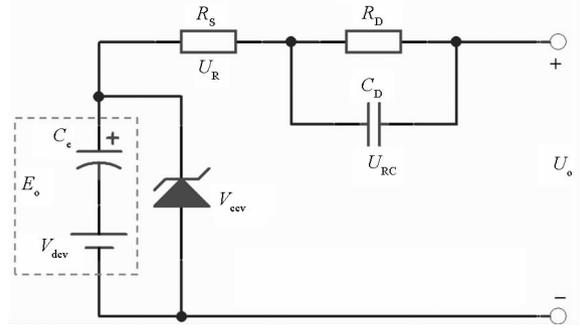


图 2 改进的 Thevenin 模型

Fig. 2 Improved Thevenin model

### 1.2 等效电容 $C_e$ 的提取

某型磷酸铁锂电池的  $E_o - SOC$  曲线如图 3 所示,呈马尾状分布。由于曲线在平台期(AB 段)和 BC 段可近似为直线,且电池很少位于 OA 段工作,因此,可以作线性化处理得到平衡电势  $E_o$  和 SOC 之间的线性表达式。

$$E_o = \begin{cases} k_1 \cdot SOC + C_1, & SOC < 0.1 \\ k_2 \cdot SOC + C_2, & 0.1 \leq SOC < 0.9 \\ k_3 \cdot SOC + C_3, & SOC \geq 0.9 \end{cases} \quad (1)$$

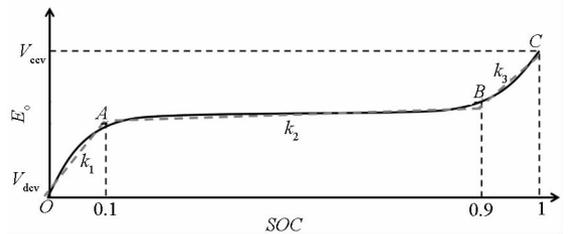


图 3 某型磷酸铁锂电池的  $E_o - SOC$  曲线

Fig. 3  $E_o - SOC$  curve of a LiFePO<sub>4</sub> battery

等效电容量  $C_e$  定义为电池平衡电动势变化 1 V 所对应的双层电极板上电荷变化量:  $C_e = \Delta q / \Delta E_o = Q_N \cdot \Delta SOC / \Delta E_o$ 。其中,  $\Delta q$  为双层电极板上电荷变化量,  $\Delta E_o$  为电动势变化量,  $Q_N$  为电池额定容量,  $\Delta SOC$  为 SOC 变化量。由式(1)可得:

$$C_e = \begin{cases} Q_N/k_1, & SOC < 0.1 \\ Q_N/k_2, & 0.1 \leq SOC < 0.9 \\ Q_N/k_3, & SOC \geq 0.9 \end{cases}$$

此处等效电容量  $C_e$  的提取方法仅用于获取初始值,由于该量在循环周期和寿命周期内不断波动,且随电流倍率的变化也有差异,因此,应在循环周期内对其进行动态辨识。

## 2 改进的模型参数辨识方法

### 2.1 线性回归模型

锂离子电池模型参数辨识的方法有最小二乘

法<sup>[11]</sup>、卡尔曼滤波法<sup>[12]</sup>、神经网络法<sup>[4, 13]</sup>、遗传算法<sup>[14]</sup>和粒子滤波法<sup>[15]</sup>。线性回归方法是最小二乘法在一元及多元线性估计方面最广泛的应用。此处参照文献[11-12, 14]中的推导结论直接给出离散域的差分方程:

$$V(k) + a_1 V(k-1) = b_0 I(k) + b_1 I(k-1) \quad (2)$$

式中:  $V(t) = E_o(t) - U_o(t)$ ,  $E_o(t)$  和  $U_o(t)$  分别表示蓄电池组平衡电势和输出端电压;  $a_1, b_0, b_1$  是待估计参数, 且满足

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{T - 2R_D C_D}{T + 2R_D C_D} \\ b_0 &= \frac{T(R_S + R_D) + 2R_S R_D C_D}{T + 2R_D C_D} \\ b_1 &= \frac{T(R_S + R_D) - 2R_S R_D C_D}{T + 2R_D C_D} \end{aligned}$$

其中,  $T$  表示采样周期。

锂离子电池的模型参数为:

$$\begin{aligned} R_S &= \frac{b_0 - b_1}{1 + a_1} \\ R_D &= \frac{2(a_1 b_0 + b_1)}{1 - a_1^2} \\ C_D &= \frac{T(1 + a_1)^2}{4(a_1 b_0 + b_1)} \end{aligned}$$

### 2.2 考虑初始条件的线性回归模型

文献[11-12, 14]中的推导在对时域表达式进行 Laplace 变换时未考虑变量的初始条件, 因此, 当初值条件不为零时, 式(2)不再成立。连续时域表达式为:

$$\begin{aligned} V(t) &= R_S i(t) + U_{RC}(t) \\ i(t) - \frac{U_{RC}(t)}{R_D} &= C_D \frac{dU_{RC}(t)}{dt} \end{aligned}$$

取采样周期为  $T$ , 对上式进行离散化得到差分方程:

$$V(k) = R_S i(k) + U_{RC}(k) \quad (3)$$

$$C_D \frac{U_{RC}(k) - U_{RC}(k-1)}{T} = i(k) - \frac{U_{RC}(k-1)}{R_D} \quad (4)$$

将式(4)代入式(3), 得:

$$V(k) = \left(R_S + \frac{T}{C_D}\right)i(k) + \left(1 - \frac{T}{R_D C_D}\right)U_{RC}(k-1) \quad (5)$$

由式(3), 得:

$$U_{RC}(k-1) = V(k-1) - R_S i(k-1) \quad (6)$$

再将式(6)代入式(5), 可得:

$$V(k) + \left(\frac{T}{R_D C_D} - 1\right)V(k-1)$$

$$= \left(R_S + \frac{T}{C_D}\right)i(k) + \left(\frac{T}{R_D C_D} - 1\right)R_S i(k-1) \quad (7)$$

式(7)也可改写成形如式(2)的差分方程形式, 只不过待估计参数  $a_1, b_0$  和  $b_1$  分别满足:

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{T}{R_D C_D} - 1 \\ b_0 &= R_S + \frac{T}{C_D} \\ b_1 &= \left(\frac{T}{R_D C_D} - 1\right)R_S \end{aligned}$$

考虑初始条件的线性回归模型中, 锂离子电池的模型参数为:  $\tau = \frac{T}{a_1 + 1}, R_S = \frac{b_1}{a_1}, C_D = \frac{T}{b_0 - R_S}, R_D = \frac{\tau}{C_D}$ 。

其中,  $\tau = R_D C_D$  表示一阶 RC 网络的时间常数。

### 3 SOC 的动态辨识

单体锂离子电池的单脉冲放电试验曲线如图4所示。可以看出, 由于松弛效应<sup>[16-17]</sup>, 放电结束后, 电池端电压需要几个周期才能恢复到稳定值, 此时电池的开路电压一般等于平衡电动势  $E_o$ 。这一特性可用于在长时间尺度下辨识等效电容  $C_e$ 。

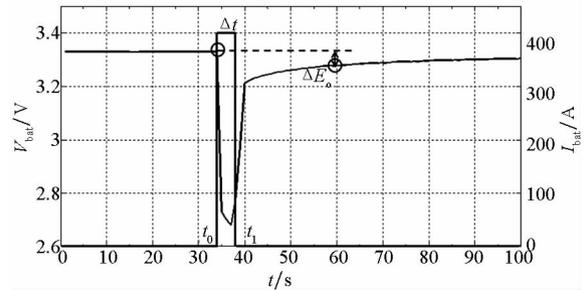


图4 单体电池单脉冲放电曲线

Fig. 4 Single pulse discharging curve of a battery cell

由于电荷守恒, 等效电容  $C_e$  上的电荷损失应与锂离子电池的放电深度相对应, 即:

$$\Delta q = C_e \Delta E_o = \int_{t_0}^{t_1} i dt \quad (8)$$

因此, 等效电容  $C_e$  为:

$$C_e = \int_{t_0}^{t_1} i dt / \Delta E_o$$

式(8)可以改写成差分形式:

$$E_o(k) = E_o(k-1) - \frac{i(k) + i(k-1)}{2C_e} T \quad (9)$$

将式(9)代入式(7), 并化简得:

$$\begin{aligned} U_o(k) - U_o(k-1) &= \frac{T}{\tau}(E_o - U_o)(k-1) - \\ &\left(R_S + \frac{T}{C_D} - \frac{T}{2C_e}\right)i(k) + \left[\left(\frac{T}{\tau} - 1\right)R_S - \frac{T}{2C_e}\right]i(k-1) \end{aligned} \quad (10)$$

考虑测量噪声  $\varepsilon_k$ , 式(10)可以写成以下离散形式:

$$U_o(k) - U_o(k-1) = \begin{bmatrix} a_1(k) \\ b_0(k) \\ b_1(k) \end{bmatrix} + \varepsilon(k) \quad (11)$$

令:  $\mathbf{H}(k) = [(E_o - U_o)(k-1) \quad i(k) \quad i(k-1)]$ ,  $\boldsymbol{\Theta}(k) = [a_1(k) \quad b_0(k) \quad b_1(k)]^T$ ,  $Y_m(k) = U_o(k) - U_o(k-1)$ .

当数据长度为  $m$  时, 有:

$$Y_m = \begin{bmatrix} U_o(1) - U_o(0) \\ U_o(2) - U_o(1) \\ U_o(3) - U_o(2) \\ \vdots \\ U_o(m) - U_o(m-1) \end{bmatrix}$$

$$H_m = \begin{bmatrix} [E_o - U_o](0) & i(1) & i(0) \\ [E_o - U_o](1) & i(2) & i(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ [E_o - U_o](m-1) & i(m) & i(m-1) \end{bmatrix}$$

根据最小二乘理论必须使得  $\|Y_m - H_m \boldsymbol{\Theta}_2\|_2$  范数最小。可推导出:

$$\hat{\boldsymbol{\Theta}} = (H_m^T H_m)^{-1} H_m^T Y_m$$

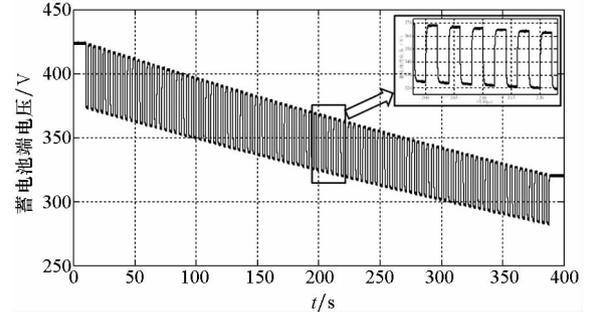
蓄电池的平衡电动势  $E_o$  在放电的过程中可以被间接观测。由图 3 可知,  $E_o$  和  $SOC$  之间存在一一对应关系。由于普遍认为电池  $SOC$  位于小于 0.1 和大于 0.9 区间时可以较准确地采用开路电压法进行  $SOC$  估算<sup>[18]</sup>, 本文的  $SOC$  动态辨识仅针对  $SOC$  位于 0.1 ~ 0.9 区间进行。

$$SOC = SOC_{\text{initial}} - \frac{\int_{t_0}^{t_1} idt}{Q_N} = \frac{C_e E_o - C_{e0} V_{\text{dev}}}{C_{e1} V_{\text{ccv}} - C_{e0} V_{\text{dev}}} \quad (12)$$

式中:  $C_{e1}$  和  $C_{e0}$  分别是  $SOC$  处于高区间和低区间的等效电容量;  $C_e$  是当前辨识的等效电容量;  $V_{\text{ccv}}$  和  $V_{\text{dev}}$  是单体电池安全工作的一个重要属性, 在其生命周期内一般保持不变。因此, 间接观测  $E_o$  即可实现  $SOC$  的动态辨识。采用式(12)计算  $SOC$  的优势是不需要知道初始  $SOC$  是多少, 由于  $E_o$  可通过静态时直接测量开路电压得到, 因此该方法较适用于平台期的  $SOC$  辨识。由于电池  $SOC$  和  $E_o$  属于快速变化的特征量, 需要在短时间尺度下进行观测和辨识; 而  $C_e$  属于缓慢变化的物理量, 可以在长时间尺度下进行观测。

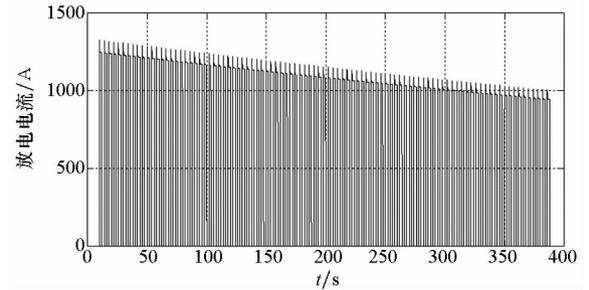
## 4 仿真实验分析

所采用的实验工况为蓄电池组在一个循环周期内对纯电阻负载连续脉冲放电, 脉冲周期为 4 s, 间隔 4 s。蓄电池组端电压曲线和放电电流曲线分别如图 5(a) 和图 5(b) 所示。



(a) 蓄电池组端电压曲线

(a) Terminal voltage curve of the batteries



(b) 放电电流曲线

(b) Discharging current curve

图 5 试验采集曲线

Fig. 5 Test measured curves

分别采用差分方程(2)和差分方程(11)对试验采集数据进行辨识, 在脉冲放电阶段, 分别以  $\mathbf{H}(k)$  向量作为特征量, 以  $\mathbf{Y}(k)$  向量作为输出量, 对系数向量  $\boldsymbol{\Theta}(k)$  进行递推辨识。辨识结果如图 6~8 所示。

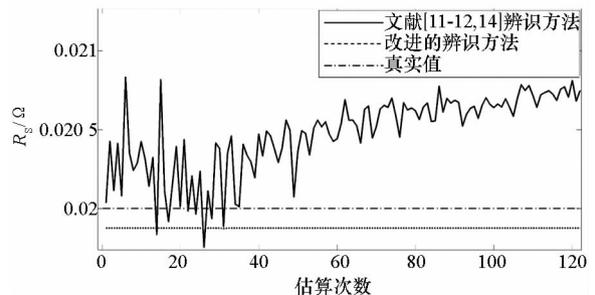


图 6 内阻  $R_s$  的辨识结果

Fig. 6 Identified internal resistance  $R_s$  results

可以看出, 改进后的辨识方法在内阻  $R_s$  辨识上有极大的优势, 收敛快, 鲁棒性好, 估算误差只有 0.5%。电阻  $R_D$  和电容  $C_D$  的辨识结果比较接

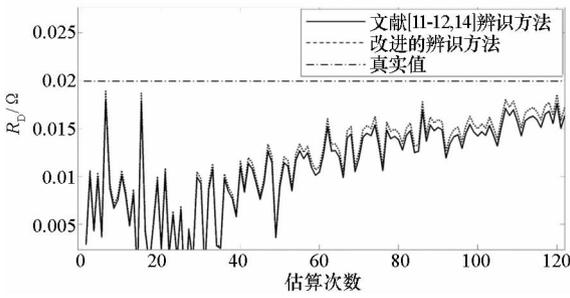


图7 电阻  $R_D$  的辨识结果

Fig. 7 Identified resistance  $R_D$  results

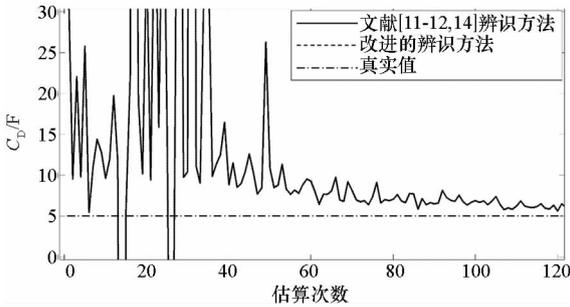


图8 电容  $C_D$  的辨识结果

Fig. 8 Identified capacitance  $C_D$  results

近,由于测量噪声的影响,初始阶段辨识结果波动较大,图8中改进的辨识方法与文献[11-12, 14]辨识方法的误差几乎一致,但整体上看,改进的辨识方法由于考虑了初始条件,比文献[11-12, 14]中采用的方法误差小一些。

筛选静置  $5\tau \sim 10\tau$  ( $\tau = R_D C_D$  为阻容网络的时间常数)时间的开路电压  $U_0$  的差值,并累计放电期间的总电荷变化量  $\Delta q$ 。采用式(8)提到的等效电容辨识方法,可得一个循环周期内等效电容量  $C_e$  的辨识结果,如图9所示。

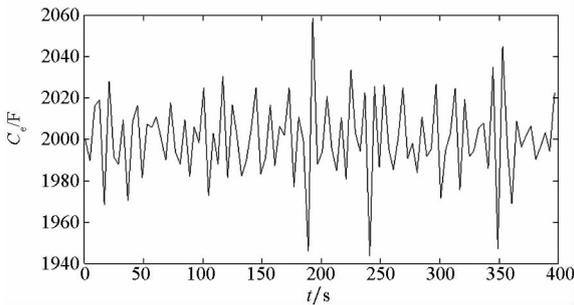


图9 等效电容量  $C_e$  的辨识结果

Fig. 9 Identified equivalent capacitance  $C_e$  results

从图9可以看出,相对于采集周期  $T$  而言,  $C_e$  在较长的时间尺度内波动,将辨识得到的  $C_e$  代入式(9),即可得到短时间尺度内  $E_0$  的变化曲线,如图10所示。

再在短时间尺度内将辨识得到的  $E_0$  实时代

入式(12)即可得到一个循环周期内锂电池 SOC 的变化曲线,如图11所示。

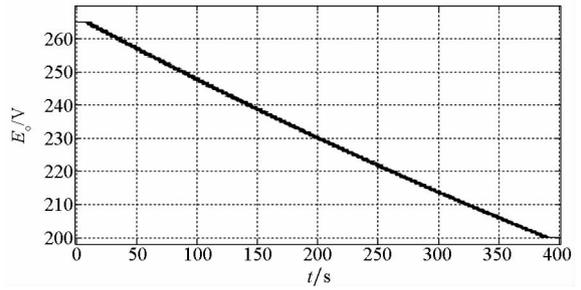
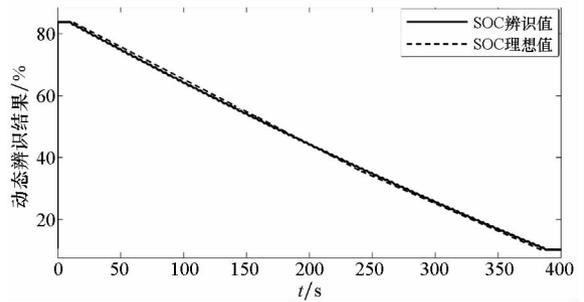


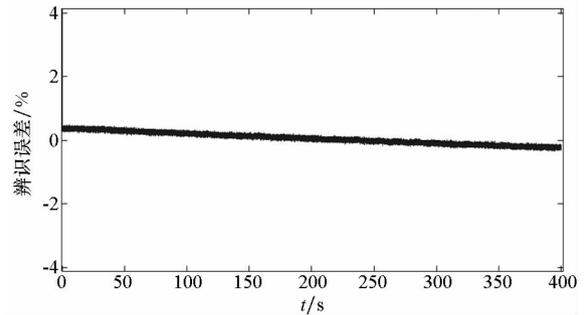
图10 蓄电池平衡电动势  $E_0$  的辨识结果

Fig. 10 Identified batteries balance electromotive force  $E_0$  results



(a) 动态辨识结果

(a) Dynamic identified results



(b) 辨识误差

(b) Identified error

图11 SOC 的动态辨识结果和辨识误差

Fig. 11 Identified SOC results and identified error

可以看出, SOC 动态辨识结果与理想 SOC 值较为一致,在 SOC 区间的中段误差最小。因此,所提 SOC 动态辨识方法是有效而且准确的。

### 5 结论

本文改进了传统的线性回归模型,推导出一种更加精简可行的内电路参数辨识方法,并提出通过间接观测蓄电池平衡电动势来动态辨识 SOC 的方法。以改进的 Thevenin 电池模型为基础,等效电容量被用来作为评估锂电池组容量特性的物理量,可以通过在长时间尺度上观测静态开路电

压的变化量和电荷变化量来获取。仿真实验和分析验证了以下结论:

- 1) 考虑初始条件的线性回归算法相比于传统的线性回归算法能得到更好的辨识结果;
- 2) 所提 SOC 动态辨识算法能够准确地辨识电池的 SOC 参数。

## 参考文献 (References)

- [1] Chang W Y. The state of charge estimation methods for battery: a review [J]. ISRN Applied Mathematics, 2013: 953792.
- [2] Caumont O, Le Moigne P, Rombaut C, et al. Energy gauge for lead-acid batteries in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2000, 15(3): 354 - 360.
- [3] Cheng P, Zhao Y M, Song Z B, et al. Modeling and SOC estimation of LiFePO<sub>4</sub> battery [C]//Proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2016: 2140 - 2144.
- [4] Chen J, Ouyang Q, Xu C F, et al. Neural network-based state of charge observer design for lithium-ion batteries [J]. IEEE Transaction on Control Systems Technology, 2018, 26(1): 313 - 320.
- [5] 张金槐, 蔡洪. 飞行器试验统计学 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995.  
ZHANG Jinhuai, CAI Hong. Aircraft experimental statistics [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1995. (in Chinese)
- [6] Shepherd C M. Design of primary and secondary cells [J]. Journal of the Electrochemical Society, 1965, 112: 657 - 664.
- [7] Amiribavandpour P, Kapoor A, Shen W X, et al. The mathematical model of 18650 lithium-ion battery in electric vehicles [C]//Proceedings of IEEE 8th Conference on Industrial Electronics and Applications, 2013: 1264 - 1269.
- [8] Doyle M, Fuentes Y. Computer simulations of a lithium-ion polymer battery and implications for higher capacity next generation battery designs [J]. Journal of the Electrochemical Society, 2003, 150(6): 706 - 713.
- [9] Gao L J, Liu S Y, Dougal R A. Dynamic lithium-ion battery model for system simulation [J]. IEEE Transaction on Components and Packaging Technologies, 2002, 25(3): 495 - 505.
- [10] Newman J, Thomas K E, Hafezi H, et al. Modeling of lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2003, 119/120/121: 838 - 843.
- [11] Hu X S, Li S B, Peng H E. A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries [J]. Journal of Power Sources, 2012, 198: 359 - 367.
- [12] Topan P A, Ramadan M N, Fathoni G, et al. State of charge (SOC) and state of health (SOH) estimation on lithium polymer battery via Kalman filter [C]//Proceedings of 2nd International Conference on Science and Technology-Computer, 2016.
- [13] Liu X T, Wu J, Zhang C B, et al. A method for state of energy estimation of lithium-ion batteries at dynamic currents and temperatures [J]. Journal of Power Sources, 2014, 270: 151 - 157.
- [14] Rozai L, Rijanto E. SOC estimation for Li-ion battery using optimum RLS method based on genetic algorithm [C]//Proceedings of 8th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering, 2016.
- [15] Xiong R, Zhang Y Z, He H W, et al. A double-scale, particle-filtering, energy state prediction algorithm for lithium-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(2): 1526 - 1538.
- [16] Eichi H R, Chow M Y. Modeling and analysis of battery hysteresis effects [C]//Proceedings of IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, 2012: 4479 - 4486.
- [17] Roscher M A, Sauer D U. Dynamic electric behavior and open-circuit-voltage modeling of LiFePO<sub>4</sub>-based lithium ion secondary batteries [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196: 331 - 336.
- [18] Lee S, Kim J, Lee J, et al. State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge [J]. Journal of Power Sources, 2008, 185: 1367 - 1373.