

## 基于等效电路的内阻自适应锂离子电池模型

戴海峰, 魏学哲, 孙泽昌

(同济大学 汽车学院, 上海 201804)

**摘要:** 根据目前动力蓄电池模型研究的现状, 分析了各种电池模型的优缺点, 提出了一种非线性的等效电路电池模型, 并通过卡尔曼滤波算法, 在线辨识电池内阻, 得到内阻自适应电池模型. 通过两种实验, 分别在不同电流循环工况和环境温度下测试模型的适应性, 结果表明, 该模型可以较好地反映电池的动态特性, 并能适应电流、荷电状态、温度等变化对电池的影响.

**关键词:** 内阻自适应; 锂离子动力电池; 等效电路模型; 卡尔曼滤波

**中图分类号:** TM 912.1

**文献标识码:** A

### An Inner Resistance Adaptive Model Based on Equivalent Circuit of Lithium-ion Batteries

DAI Hai Feng, WEI Xue Zhe, SUN Ze Chang

(College of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** Based on the present battery models, a novel non-linear battery model based on equivalent circuit was proposed. Furthermore, a method using Kalman filter to identify the inner resistance of the battery was studied which led to a resistance adaptive battery model. Two experiments, in which the battery underwent different current cycles and different temperatures, were implemented to test the battery model. Results show that the model proposed can describe the dynamic characteristics of the battery pack very well even when the battery pack varies caused by current, state of charge (SOC) and temperature etc.

**Key words:** resistance adaptive; power lithium-ion battery; equivalent circuit based model; Kalman filter

动力电池是电动汽车动力系统的关键部件, 对整车动力性、经济性和安全性至关重要. 对动力电池进行建模是电动汽车动力系统分析和控制必不可

少的环节, 也是动力系统建模的难点之一.

目前常用的电池模型有电化学模型<sup>[1]</sup>、热力学模型、耦合模型<sup>[2]</sup>和性能模型这四种. 前三种模型的建立需对电池的电化学机理有很深刻的研究, 且相对复杂, 考虑因素过多, 所以, 一般不用于电动汽车动力电池的在线管理中. 与之相对应的电池性能模型, 仅仅通过某种关系描述电池工作时的外特性, 简单易用、结构多样, 普遍适用于电动汽车动力电池.

笔者采用的模型属于电池的性能模型(外特性模型), 简称电池模型. 这类模型中常使用的是等效电路模型、神经网络模型和经验模型. 等效电路模型中有 Rint<sup>[3]</sup>、阻容网络(RC)<sup>[3]</sup>和 PNGV 模型<sup>[4]</sup>等, 以及清华大学提出的非线性等效电路模型<sup>[5]</sup>等; 经验模型中有 Shepherd 模型<sup>[6]</sup>和 Unnewehr 模型<sup>[7]</sup>等; 神经网络模型典型的有 BP 网络模型<sup>[8]</sup>等. 目前, 在车载电池管理系统(battery management system, BMS)中应用最广的是等效电路模型.

从研究现状分析, 电池模型一旦确立, 结构与参数一般便不再变化. 但是, 电池的性能受很多因素的影响, 比如工作电流、荷电状态(SOC)、寿命和自放电等; 而动力锂离子电池的工况比较复杂, 表现为温度变化范围广、充放电电流变化剧烈、SOC 值上下波动, 因此, 常规的时不变电池模型不能很好地反映电池内部动态特性, 适应性不理想. 文献[9]提出将电池内阻与温度的关系建立成表在线查询修正电池内阻, 取得一定效果. 文献[10]提出利用卡尔曼滤波算法估计系统参数, 但采用的电池模型相当复杂, 导致矩阵维数较高, 运算时间过长. 文献[11]中, 戴海峰等对基于等效电路模型, 利用扩展卡尔曼滤波算法(extended kalman filter, EKF)的 SOC 估计方法进行了初步尝试, 取得较好效果; 提出模型的准确度对 SOC 估计精度有很大影响这一观点, 并提出应使电

收稿日期: 2008-10-16

基金项目: 国家“八六三”高技术研究发展计划资助项目(2006AA11A164)

作者简介: 戴海峰(1981—), 男, 讲师, 工学博士, 主要研究方向为汽车电子、新能源动力汽车辅助动力系统管理与设计.

E-mail: togjidai@tongji.edu.cn

池模型及其参数具有时变特性,以更好反映电池的实际工作性能.笔者即基于这一点进行更深入研究,从而解决上述模型参数时变带来的问题.

本文利用一种低阶等效电路,对电动汽车的动力锂离子电池建模,并研究相应的在线参数辨识算法.由于电池特性主要受容量及内阻影响,故主要研究模型内阻自适应性,对象为“超越”系列燃料电池汽车上的锂离子动力蓄电池,标称容量为  $7.5 \text{ A} \cdot \text{h}$ .

## 1 电池的模型结构及初始参数辨识

电池模型为等效电路模型,如图1所示.模型含有3个电阻( $R_0, R_1, R_2$ ),2个电容( $C_1, C_2$ ),以及1个非线性电压模块( $C_0$ ).其中, $R_0$ 描述电池欧姆内阻; $R_1, C_1$ 和 $R_2, C_2$ 描述电池的极化效应,即 $R_1 C_1, R_2 C_2$ 是描述如图2所示(脉冲充放电曲线)A,B部分的电压变化规律的.图2中, $U_1$ 为电压实测曲线, $U_2$ 为模型估计电压曲线.可以看到,本模型可以较好地描述电压的缓变过程.非线性电压模块 $C_0$ 描述电池充放电过程中开路电压(open circuit voltage, OCV, 其值用 $U_0$ 表示)随SOC值(用 $S$ 表示)的变化情况,变化规律可以由试验得到(如图3).

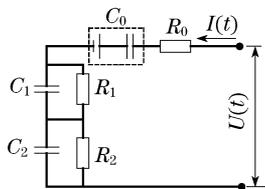


图1 电池等效电路模型

Fig.1 Equivalent circuit model of battery

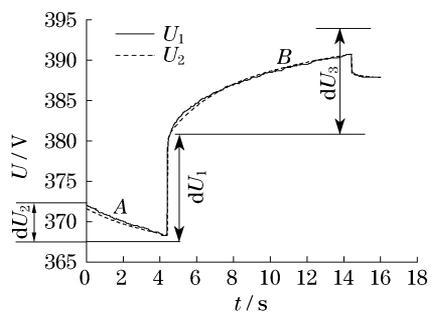


图2 充放电脉冲电压比较

Fig.2 Voltage comparison under the current pulse

使用该电池模型前,需要辨识初始参数. $C_0$ 所描述的电池特性可以由图3所示的 $S-U_0$ 关系曲线得到, $R_0, R_1, C_1, R_2, C_2$ 的辨识,采用最小二乘拟合的方法.这里简单介绍其原理.

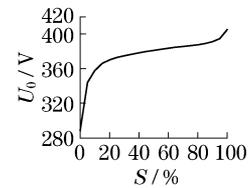


图3  $S-U_0$ 关系曲线

Fig.3 Relationship between SOC and OCV

重新分析图2.图中,电流加载瞬间的电压变化主要是由欧姆内阻引起的,根据欧姆定理, $R_0 = dU_1/I$  ( $I$ 为加载电流).而图2中的A处,缓变电压 $dU_2$ 主要由 $C_0, R_1, C_1$ 引起,通过电流积分得到 $S$ 的变化;查 $S-U_0$ 关系,可以得到 $C_0$ 的影响,剩下的电压变化即为 $R_1 C_1$ 和 $R_2 C_2$ 引起.同样,通过 $dU_3$ ,也可以计算得到由 $R_1 C_1, R_2 C_2$ 引起的电压变化.根据 $dU_2$ 和 $dU_3$ 的变化规律,利用最小二乘拟合,可以得到 $R_1, C_1, R_2, C_2$ 的初始值.

## 2 模型参数的在线辨识

参数估计的方法比较多,目前比较常用的是最小二乘法.笔者在辨识模型初始参数时,便是基于最小二乘完成的.研究中,在采用低阶等效电路模型的基础上,利用双卡尔曼滤波算法同时在线估计电池状态和参数,取得了较好的效果,使得电池模型具有了较好的适应性,能很好地描述电池的动态特性,并且算法由于循环递推特性而有较好的实时性.

### 2.1 卡尔曼滤波用于参数估计

一般可以采用双卡尔曼滤波(dual extended kalman filter, DEKF)或联合卡尔曼滤波(joint kalman filter, JKF)来系统地估计状态和参数. JKF的思想是把系统参数当作系统状态,需要对原系统状态扩维处理,因而可能会引入高维向量,导致复杂的矩阵运算;而DEKF利用两个独立的卡尔曼滤波器,分别估计系统状态和参数.本研究采用该方法.

假定系统参数向量为 $\theta$ ,状态向量为 $x$ ,系统输入向量为 $u$ ,系统输出观测向量为 $y$ ,系统状态估计误差协方差为 $w$ ,输出观测量测误差方差阵为 $v$ ,系统离散空间状态方程为

$$\left. \begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, u_k, \theta_k) + w_k \\ y_k &= g(x_k, u_k, \theta_k) + v_k \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

在估计系统参数时,假定有如下的离散空间状态方程:

$$\left. \begin{aligned} \theta_{k+1} &= \theta_k + r_k \\ d_k &= g(x_k, u_k, \theta_k) + e_k \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

即认为系统的参数缓变,该缓变利用一个随机的微

小向量  $\mathbf{r}$  来描述,并假定该随机向量的方差阵为  $\Sigma_r$ ,  $\mathbf{e}$  样为量测误差方差.那么,利用双卡尔曼滤波估计参数的步骤如下所示:

定义

$$\mathbf{A}_{k-1} = \frac{\partial f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^-)}{\partial \mathbf{x}_{k-1}} \Big|_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+}$$

$$\mathbf{C}_k^x = \frac{\partial g(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^-)}{\partial \mathbf{x}_{k-1}} \Big|_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+}$$

$$\mathbf{C}_k^\theta = \frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^-}$$

初始化计算

$$k = 0, \quad \hat{\mathbf{x}}_0^+ = \mathbf{E}(\mathbf{x}_0), \quad \hat{\boldsymbol{\theta}}_0^+ = \mathbf{E}(\boldsymbol{\theta}_0)$$

$$\Sigma_{x_0}^+ = \mathbf{E}((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)^T),$$

$$\Sigma_{\hat{\boldsymbol{\theta}}_0}^+ = \mathbf{E}((\boldsymbol{\theta}_0 - \hat{\boldsymbol{\theta}}_0^+)(\boldsymbol{\theta}_0 - \hat{\boldsymbol{\theta}}_0^+)^T)$$

$$\Sigma_w = \mathbf{E}(\mathbf{w} \times \mathbf{w}^T), \quad \Sigma_v = \mathbf{E}(\mathbf{v} \times \mathbf{v}^T)$$

$$\Sigma_r = \mathbf{E}(\mathbf{r} \times \mathbf{r}^T), \quad \Sigma_e = \mathbf{E}(\mathbf{e} \times \mathbf{e}^T)$$

循环递推计算

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k^- = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}^+, \quad \Sigma_{\boldsymbol{\theta},k}^- = \Sigma_{\boldsymbol{\theta},k-1}^+ + \Sigma_r,$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}), \quad \Sigma_{x_k}^- = \mathbf{A}_{k-1} \Sigma_{x_{k-1}}^+ \mathbf{A}_{k-1}^T + \Sigma_w$$

$$\mathbf{L}_k = \Sigma_{x_k}^- \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \Sigma_{x_k}^- \mathbf{C}_k^T + \Sigma_v)^{-1},$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{L}_k \mathbf{y} \{ \text{WTB4X}_k - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{u}_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^-) \},$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k^+ = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^- + \mathbf{L}_k^{\theta} \mathbf{y}_k - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{u}_k, \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^-),$$

$$\Sigma_{x_k}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{L}_k \mathbf{C}_k) \Sigma_{x_k}^-, \quad \Sigma_{\boldsymbol{\theta},k}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{L}_k^{\theta} \mathbf{C}_k^{\theta}) \Sigma_{\boldsymbol{\theta},k}^-,$$

$$\mathbf{L}_k^{\theta} = \Sigma_{\boldsymbol{\theta},k}^- \mathbf{C}_k^{\theta} (\mathbf{C}_k^{\theta} \Sigma_{\boldsymbol{\theta},k}^- (\mathbf{C}_k^{\theta})^T + \Sigma_e)^{-1}$$

其中:  $\mathbf{I}$  为单位矩阵;  $\mathbf{E}(\cdot)$  表示数学期望.

## 2.2 $R_0$ 的在线辨识

利用双卡尔曼滤波对电池模型参数在线估计时,如只是估计电池欧姆内阻  $R_0$  的变化,则可以令

$$\mathbf{x}_k = [S_k \quad U_{R_1 C_1, k} \quad U_{R_2 C_2, k}]^T, \quad \boldsymbol{\theta}_k = R_{0, k}, \quad \mathbf{u}_k = i_k,$$

$$f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta}_k) =$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\Delta t/\tau_2} \end{pmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{pmatrix} -100\eta\Delta t/C_n \\ R_1(1 - e^{-\Delta t/\tau_1}) \\ R_2(1 - e^{-\Delta t/\tau_2}) \end{pmatrix} i_k,$$

$$g(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta}_k) = U_0(S_k) - U_{R_1 C_1, k} - U_{R_2 C_2, k} - i_k \boldsymbol{\theta}_k,$$

$$\mathbf{A}_k = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_k^+} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\Delta t/\tau_2} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{C}_k^x = \frac{\partial g}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}_k^-} = \left( \frac{dU_0(S)}{dS} \Big|_{S=S_k^-}, -1, -1 \right),$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_k^\theta &= \frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \Big|_{\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^-} = \frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} + \\ &\frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial \hat{\mathbf{x}}_k^-} \cdot \frac{d\hat{\mathbf{x}}_k^-}{d\boldsymbol{\theta}} = \frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial R_k} + \\ &\frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial \hat{\mathbf{x}}_k^-} \cdot \frac{d\hat{\mathbf{x}}_k^-}{dR} = \frac{\partial g(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \\ &- \mathbf{u}_k = -i_k \end{aligned}$$

式中:  $\eta$  为库仑系数,可以通过电池充放电实验得到,一般,电池充电时  $\eta = 1$ ,放电时  $\eta < 1$ ;  $i_k$  为采样时刻点  $k$  处的电流,有符号,定义充电时  $i_k < 0$ ,放电时  $i_k > 0$ ;  $U_k$  为采样时刻点  $k$  处的电池工作电压;  $C_n$  为电池标称容量,  $\text{A} \cdot \text{h}$ ; 电池开路电压  $U_0$  与  $S$  存在一一对应的关系,用  $U_0(S_k)$  表示,二者关系可通过实验得到,如图 3 所示;  $\Delta t$  为采样周期;  $U_{R_1 C_1, k}$ ,  $U_{R_2 C_2, k}$  分别是采样时刻点  $k$  处  $R_1$ ,  $R_2$  上的电压估计; 设  $\tau_1$ ,  $\tau_2$  分别为  $R_1$ ,  $C_1$  环节和  $R_2$ ,  $C_2$  环节的时间常数,即  $\tau_1 = R_1 C_1$ ,  $\tau_2 = R_2 C_2$ .

## 3 实验证明与分析

利用两个实验来证明模型及参数辨识,分别针对电池模块和电池包,工况和环境各不相同.

### 3.1 实验一

该实验在实验室条件下完成,研究对象为应用于“超越”系列燃料电池汽车的锂离子动力电池模块,由 12 节单体电池串联而成.实验电流工况曲线如图 4a 所示.实验中,电池所处的环境温度是变化的,变化规律如图 4b 所示.总实验历时约 5.5 h.实验的目的主要是考察模型及参数辨识算法长时间运行于变环境温度下的性能.利用双卡尔曼滤波估计得到电池的内阻变化曲线(如图 4c 所示).由图 4c 可以看出,随着电池温度的变化,电池的内阻随之改变<sup>[12]</sup>.

重新分析图 4c,可以看出图中的几个拐点  $A$ ,  $B$ ,  $C$  处,电池内阻变化比较剧烈.而这几处恰恰温度变化幅度比较大.电池在同一环境温度下运行,随着时间的累积,电池内部功耗导致的发热使得内阻降低,如图中的起始点至  $A$  点这一段(25 °C),  $BC$  段(10 °C),以及  $C$  点至终点这一段(25 °C).  $AB$  段的温度为 0 °C,因此,电池内阻在  $A$  点快速上升(由 25 °C 到 0 °C 的突变);但随着电池内部发热,内阻上升逐渐变慢,并在  $B$  点达到近似平衡,且有下降趋势.可以看出,利用本算法可以较好地跟踪内阻的

变化.

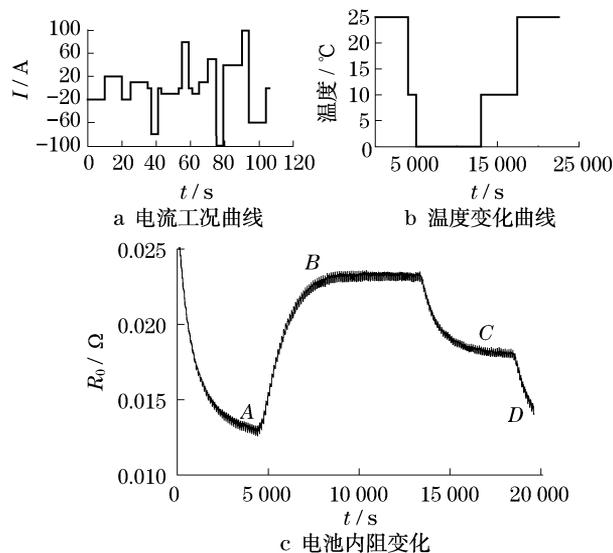


图4 实验一的模型性能

Fig.4 Model performance in test 1

在图4所示实验中,对A,B,C,D四处电压比较展开的图5a,b,c,d四张图中,分别对应A,B,C,D四处的电压比较.图中, $U_1$ 为电池模块实测端电压, $U_2$ 为利用在线参数辨识后的模型输出端电压, $U_3$ 为参数不变时模型输出端电压.可以清楚看到,电池模型电压在参数辨识前后对电池实测电压的描述情况.很显然,辨识后,模型能更好地描述电池特性.

### 3.2 实验二

电流由“超越”系列燃料电池汽车实车路试过程中采集得到,研究对象为锂离子动力电池包,由96节单体串联而成.其工况如图6a所示,电池的端电压变化如图6b所示.实验中,利用DEKF对电池进行 $R_0$ 在线辨识, $R_0$ 初始值设置不精确(初始准确值为 $0.28\ \Omega$ ).实验目的是为了考察算法在实车运行工况下,初始值设置不精确时能否收敛到正确值.如可以,则可保证算法对不同电池包均有较好的适应性.

算法运行后得到的辨识结果如图7所示.可以看出,在算法初始值设置不精确的情况下, $R_0$ 可以较快地收敛到正确值附近.图8所示为电池端电压与模型端电压比较,并在 $3\ 000\sim 3\ 300\ \text{s}$ 处局部放大,以进行比较.可以看出,辨识后,模型可以较好地反映电池的实际工作特性;随着电池工作时间的加长,电池温度逐渐升高,电池内阻也逐渐降低.

## 4 结论

(1) 等效电路模型可以较好地反映车用锂离子

动力电池的动态特性,并且结构清楚、表达明确,比较适用于车用动力电池管理系统.

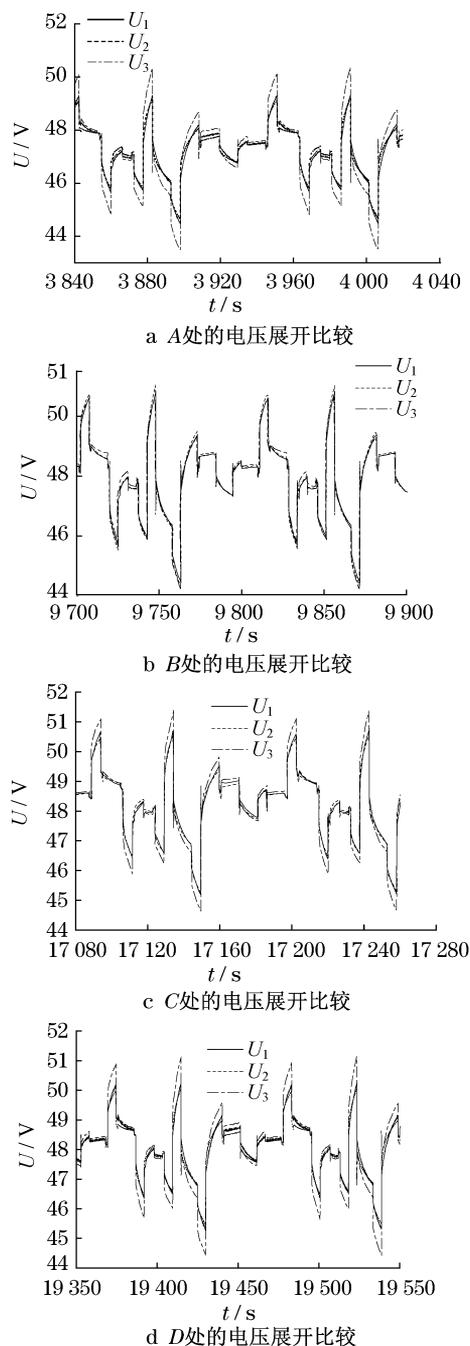


图5 实验一的电压比较

Fig.5 Voltage comparison during test 1

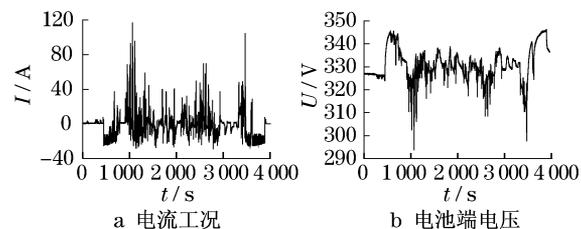


图6 实验二的模型性能

Fig.6 Model performance in test 2

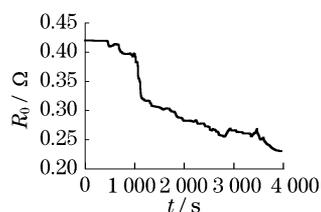


图7 实验二的电池内阻变化

Fig.7 Inner resistance variance during test 2

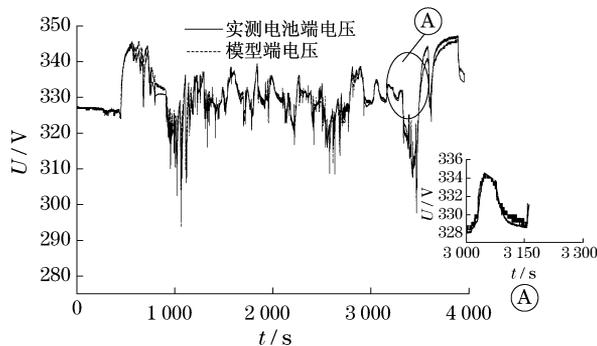


图8 实验二的电压比较

Fig.8 Voltage comparison during test 2

(2) 工作电流、工作温度等对电池的动态特性影响比较显著,随着电流加载时间变长,电池内部发热会导致电池内部阻抗明显变化,同样,外部环境温度也较大地影响了电池的内部阻抗.在一定范围内,温度升高,内阻变小.

(3) 利用双卡尔曼滤波可以较好地在线估计电池内阻的变化,并同时可以估计得到电池的荷电状态.该算法由于循环计算的特性,便于在计算机上实现.笔者在基于 Freescale 公司的 16 位单片机 DP256 上实现本算法,运行时间约为 26 ms.

(4) 双卡尔曼滤波同样可以估计电池容量;如果结合电池容量估计以及电池加速寿命老化实验结果,可以为电池的性能状态估计提供信息.另外,针对其他种类的电池,如果采用等效电路的方式建模,那么,本方法同样适用于电池的在线参数辨识.

#### 参考文献:

[1] Kaeden E, Mauracher P, Schöpe F. Electrochemical modelling of

lead/acid batteries under operating conditions of electric vehicles [J]. Journal of Electrochemical Society, 1997, 64 (1):175.

[2] Bergveld H J, Kruijt W S, Notteln P H L. Battery management system design by modeling [M]. [S. l.]: Kluwer Academic Publishers, 2002.

[3] Johnson V H. Battery performance models in ADVISOR [J]. Journal of Power Sources, 2002(110):321.

[4] Department of Energy FreedomCAR battery test manual for power-assist hybrid electric vehicles. DOE/ID - 11069 [R]. Washington D C: Department of Energy, 2003.

[5] 林成涛,仇斌,陈全世.电动汽车电池非线性等效电路模型的研究[J].汽车工程,2006,28(1):38.

LIN Chengtao, QIU Bin, CHEN Quanshi. A study on nonlinear equivalent circuit model for battery of electric vehicle [J]. Automotive Engineering, 2006, 28(1):38.

[6] Morre, Stephen, Merhdad Eshani. An empirically based electrosource horizon lead-acid battery model [J]. SAE transactions, 1996(105):421.

[7] Unnewehr L E, Nasar S A. Electric vehicle technology [M]. New York: John Wiley, 1982.

[8] Peng J Ch, Eberhart R. Battery pack state of charge estimator design using computational intelligence approaches [C] // Long Beach: IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000: 1343 - 1349.

[9] 邵海岳,钟志华,何莉萍,等.电动汽车动力电池模型及 SOC 预测方法[J].电源技术,2004,28(10):637.

SHAO Haiyue, ZHONG Zhihua, HE Liping, et al. Research on mathematic model and SOC estimation method of traction-battery for electric vehicle [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2004, 28(10):637.

[10] Gregory L Plett. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs, Part 3. State and parameter estimation [J]. Journal of Power Sources, 2004, 134:277.

[11] 戴海峰,魏学哲,孙泽昌.基于扩展卡尔曼滤波算法的燃料电池车用锂离子动力电池荷电状态估计[J].机械工程学报, 2007, 43(2):92.

DAI Haifeng, WEI Xuezhe, SUN Zechang. Estimate state of charge of power lithium-ion batteries used on fuel cell hybrid vehicle with method based on extended kalman filtering [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(2):92.

[12] 郭炳焜,徐徽,王先有,等.锂离子电池[M].长沙:中南大学出版社,2002.

GUO Bingkun, XU Hui, WANG Xianyou, et al. Lithium-ion battery [M]. Changsha: Central South University Press, 2002.