

# 基于 Gassing 模型的锂电池 SOC 估计与参数辨识

周 苏<sup>1,2</sup>, 胡 哲<sup>3</sup>, 王章保<sup>1</sup>, 陈凤祥<sup>1</sup>

(1. 同济大学汽车学院, 上海 201804; 2. 同济大学中德学院, 上海 200092;

3. 上海汽车集团股份有限公司 新能源事业部, 上海 201804)

**摘要:** 具有非线性、时变性的 Gassing 锂电池模型具有以下两大特点<sup>[1]</sup>: 模型考虑了析气现象, 使其适用范围拓广到 SOC>85% 的临界情况; 模型考虑了温度的动态变化对系统状态变量的影响。针对该模型, 基于相关的试验数据, 采用双 Kalman 滤波算法 (DKF), 同时实现了对模型参数的辨识和对 SOC 的在线估计。台架试验和实车验证表明, 该算法在非临界情况和临界情况下均可以较准确地在线估计 SOC (估计误差在 4% 以内), 并且对 SOC 的初值误差具有较好的鲁棒性。

**关键词:** 锂电池 Gassing 模型; 参数辨识; SOC 估计; 双 Kalman 滤波

**中图分类号:** TM 911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-087X(2011)12-1507-04

## LIB SOC estimation and parameters identification based on gassing model

ZHOU Su<sup>1,2</sup>, HU Zhe<sup>3</sup>, WANG Zhang-bao<sup>1</sup>, CHEN Feng-xiang<sup>1</sup>

(1. School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. CDHK, Tongji University, Shanghai 200092, China;

3. SAIC, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** The nonlinear and time-varying gassing lithium battery model motioned in reference [1] had two main characteristics: the model considered the phenomenon of gassing in the battery to extend its application to the critical situation when SOC was over 85%; the model considered the dynamic change of system temperature and its effect on the system state variables. In view of this model, based on the related tentative data, the double Kalman filtering (DKF) algorithm was used, which implemented the model parameter identification and the SOC online estimation simultaneously. The bench test and real vehicle experiment results indicate that this algorithm may online estimate SOC accurately both in non-critical condition and critical condition (error of estimation less than 4%), and has a better robustness to the SOC error of the initial value.

**Key words:** Li-ion battery gassing model; parameter identification; SOC estimation; dual Kalman filtering

锂电池的荷电状态(SOC)是一个非常重要的状态变量,它直接影响电池的开路电压、工作电压、内阻等物理量,并与锂电池的寿命、安全性和效率密切相关。因此,SOC估计是锂电池管理系统的一个关键技术。典型的SOC估计方法主要有安时法、开路电压法、放电实验法、内阻法<sup>[1]</sup>和神经网络法<sup>[2]</sup>等。然而,这些方法都存在不同程度的缺陷:安时法受初值误差和累计误差的影响较为明显,对电信号采集精度要求较高;开路电压法和放电实验法不能用于在线估计;神经网络法抗干扰性较弱,并且只能在原始训练数据范围内使用等。上世纪60年代提出的Kalman滤波器可以通过高效的递推运算实现对系统状态变量的最小方差估计,并能给出估计误差。此外,

Kalman滤波算法对状态变量的初值误差也具有较好的鲁棒性。因此,对于非线性时变的蓄电池系统的SOC在线估计,尤其初值较难确定的情况下,这类滤波算法得到了很好的应用<sup>[3-5]</sup>。

但是,基于传统蓄电池模型的Kalman滤波SOC估计方法,由于模型本身的缺陷(传统模型尤其不适用于SOC>85%的情况),其SOC估计效果并不理想。为此,本文提出了一种基于Gassing模型<sup>[6]</sup>的双Kalman滤波SOC估算方法,同时实现对模型参数的辨识和对SOC的在线估计。验证结果表明,DKF滤波算法在应用于动力锂电池系统中时,能够达到很好的SOC估计和参数辨识效果。

### 1 模型的状态空间表述

选取电池工作电流  $I$ 、外界流入的热流量  $\dot{Q}_{ext}$  和环境温度  $T_{amb}$  作为系统输入,荷电状态 SOC、电池温度  $T$ 、开路电压  $U_0$  和内阻  $R_i$  作为系统状态变量,电池工作电压  $U_i$  作为系统输出,Gassing 模型各个子模块的原理表达式<sup>[6]</sup>如下:

收稿日期:2011-06-11

基金项目:上海市重点学科项目资助(B303);同济大学中德学院AVL新型车辆动力系统基金项目

作者简介:周苏(1961—),男,江苏省人,博士,教授,主要研究方向为新型车辆动力系统,燃料电池系统建模、仿真及控制。

$$\begin{cases}
 dSOC/dt = \eta \cdot I / 3600 C \\
 \begin{cases}
 dU_{0, std} / dt = \{U'_{0, std} - U_{0, std}\} / \tau_1 \\
 U_0 = U_{0, std} + k_T \cdot (T - T_{std})
 \end{cases} \\
 \begin{cases}
 dR_{i, std} / dt = \{R'_{i, std} - R_{i, std}\} / \tau_2 \\
 R_i = R_{i, std} \cdot \eta_T(T)
 \end{cases} \\
 dT/dt = (\dot{Q}_{ext} + \dot{Q}_{trans} + \dot{Q}_{loss} + \dot{Q}_S + \dot{Q}_R) / (m_{batt} \cdot c_{batt}) \\
 U_i = U_0 + I \cdot R_i
 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)由上至下依次对应 Gassing 模型的 SOC、开路电压、内阻和热力学子模块。式中未加说明的参数或变量的含义见附表注释(下同)。

为了简化系统的状态表达式,作如下处理:(1)在 SOC 估计中,把温度对开路电压和内阻的影响分别用参数  $k_1$  和  $k_2$  表示,即  $[k_1, k_2] = f(T, I, t)$ ,从而降低状态空间的维数;(2)锂电池的稳态内阻用参数  $k_3$  表述,在迭代计算时可以减少一次查表,而且在对  $[k_1, k_2, k_3]$  进行参数辨识中还可以得到电池稳态内阻的变化信息。因此,令  $x = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T = [SOC, U_0, R_i]^T$ ,  $u = I$  和  $y = U_0$  可以得式(1)简化后的连续时间状态方程。进行采样时间为  $\Delta t$  的离散化处理,可将连续时间状态方程转换为如下离散状态方程:

$$\begin{cases}
 x_1(k+1) = x_1(k) + \Delta t \cdot \eta \cdot u(k) / 3600 C \\
 x_2(k+1) = \Delta t \cdot LUT(x_1(k)) / \tau_1 + (1 - k_1 \cdot \Delta t / \tau_1) \cdot x_2(k) \\
 x_3(k+1) = (1 - \Delta t / \tau_2) \cdot x_3(k) + k_2 \cdot k_3 \cdot \Delta t / \tau_2 \\
 y(k) = x_2(k) + x_3(k) \cdot u(k)
 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $LUT(x_1)$  表示稳态开路电压  $U_{0, std}$  与 SOC 的表格函数关系;  $\tau_1, \tau_2$  为时间常数;均可由实验测得。这就是本文用于 SOC 估计的锂电池模型。

## 2 SOC 估计与参数辨识

SOC 是锂电池系统中无法直接测量的状态变量,而模型简化带来的系统噪声及传感器精度引起的测量噪声都会导致一般的状态观测器很难反映系统真实状态,因此,考虑采用最优滤波技术来实现 SOC 在线估计。Kalman 滤波算法就是最优滤波技术的一种,具有可递推、无需存储大量数据和便于实时处理等特点。标准 Kalman 滤波<sup>[7-8]</sup>只适用于随机线性系统。扩展 Kalman 滤波算法是在标准 Kalman 滤波基础上,每次递推过程均做一次线性化处理,以满足下一次迭代所要求的线性化条件。扩展 Kalman 滤波<sup>[5,8]</sup>可以实现非线性定常系统的状态估计,但不适用于非线性时变系统。

Gassing 离散状态方程(2)描述的锂电池系统是典型的非线性时变系统,这是由电化学反应过程确定的,具体反映为稳态开路电压与 SOC 以及输出电压与状态、输入的非线性关系和参数矢量  $\theta = [k_1, k_2, k_3]$  的时变性。因此,本文采用两个扩展 Kalman 滤波环节构成双 Kalman 滤波器<sup>[5,7-8]</sup>,同时进行参数辨识和状态估计。

一般应用于锂电池系统状态估计的扩展 Kalman 滤波原理可由图 1 描述(其中  $\hat{x}_k^-$ 、 $\hat{x}_k^+$  分别表示在第  $k$  步初次估计和再次校正所得的系统状态值,  $L_k$  为第  $k$  步的卡尔曼增益)。

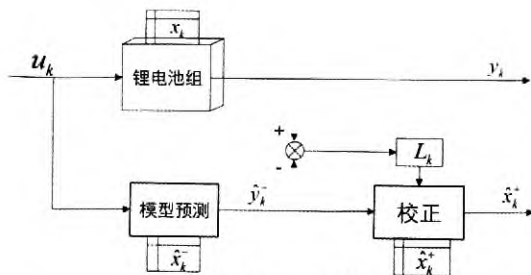


图1 Kalman 滤波原理图

双 Kalman 滤波要同时进行参数辨识和状态估计,参数矢量  $\theta$  也需要建立一个状态表达式来描述其动态特性,即:

$$\theta(k+1) = \theta(k) + r(k) \quad (3)$$

式中,由于系统参数的变化是比较缓慢的,其缓变量可用一个小的扰动量  $r(k)$  来表示。这样,每观测到一组新的数据,算法就对状态和参数先后做一次更新,如此迭代,就可以完成模型的参数辨识和 SOC 估计。

双 Kalman 滤波原理如图 2 所示,该算法在每个采样周期中分别进行下面的两步运算:首先,利用上一步估计得到的参数作一步状态估计,得到该步的状态估计值  $\hat{x}_{k+1}$ ;然后,由参数估计的系统方程和状态值  $\hat{x}_{k+1}$  进行一次 Kalman 滤波运算,得到该步的参数估计值  $\hat{\theta}_{k+1}$ 。在每个采样周期中,都进行了两次 Kalman 滤波运算,分别得到校正后的新状态值  $\hat{x}_{k+1}$  和新参数值  $\hat{\theta}_{k+1}$ ,这样就实现了双 Kalman 滤波算法对锂电池系统的 SOC 估计和参数辨识。

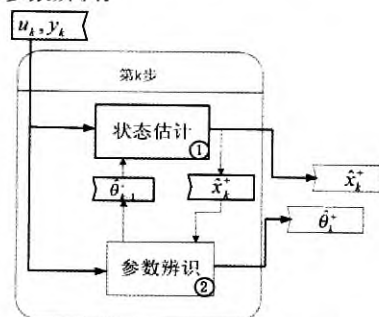


图2 双 Kalman 滤波原理图

## 3 仿真与试验验证

### 3.1 Gassing 模型仿真验证

本文首先用 Gassing 模型仿真得到滤波所需要样本数据,仿真电流工况如图 3 所示(电流值为正表示给电池充电,反之则电池放电,下同);然后用 DKF 算法对样本数据进行状态估计和参数辨识;最后将模型仿真与 DKF 得到的  $U_i$  值及 SOC 值分别进行对比,结果如图 4、5 所示。

由图 4 可知,DKF 算法不仅可以在非临界工况下很好地跟随 Gassing 模型的输出电压,保证 SOC 的估计误差在较小的范围内(<4%),而且同样适用于锂电池的充电临界情况(SOC>85%)。图 5 描述了具有实际物理意义的参数  $k_3$ (稳态内阻)的在线辨识结果及其相对误差。由图 5 可以得出,  $k_3$  的在线辨识值能够较好的动态跟随  $k_3$  真值,表明 DKF 算法具有良好的参数辨识能力,且在辨识过程中,  $k_3$  的相对误差值能很快的收敛到 5% 以下,具有较好的收敛效果。另外参数  $k_1, k_2$  也具有很好的收敛效果,相对误差均在 2% 以下。

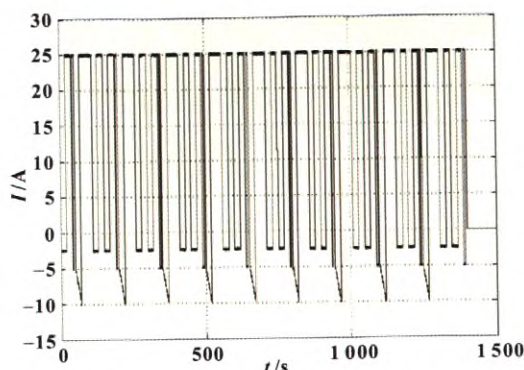


图3 Gassing模型仿真工况电流

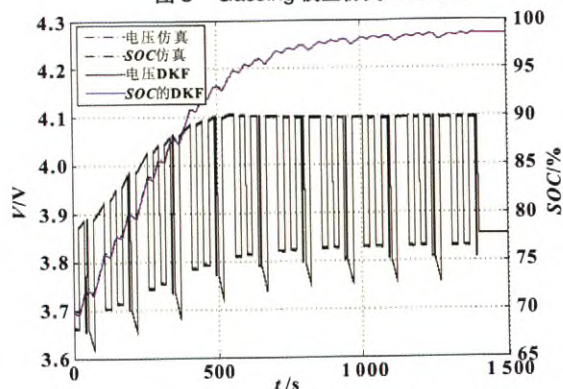


图4 DKF与模型仿真的电压/SOC对比

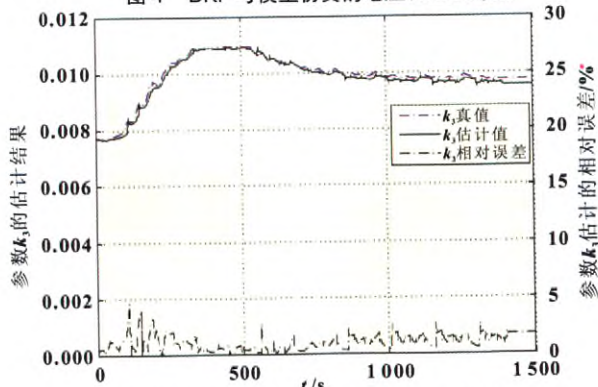


图5 稳态内阻  $k_3$  在线辨识结果及相对误差

### 3.2 台架试验验证

本文中选用某一型号的锰酸锂电池进行台架试验,电池性能参数如表1所示,并事先测试获得该电池的SOC-OCV曲线。选取电流工况A和B进行两组台架测试。

表1 某型号锰酸锂电池的相关参数

项目	规格
额定容量/Ah	7.15
额定电压/V	3.7
最大充放电电流/A	70/140
最大充电电压/V	$4.2 \pm 0.05$
放电终止电压/V	3.2
工作温度范围/℃	$-20 \sim 60$

工况A和B均非单一的等值循环,其中工况A在其第5800s附近改变其循环工况电流,使该工况整体趋势由放电过程变为充电过程;工况B则分别在第1000、5800s和6500s附近三次改变其循环工况电流,以实现锂电池的两充两放

的整体工况,进一步模拟了车用动力电池频繁充放电的实际情况。测试中采集电流和电压信号,采样时间为0.03s,电压采集精度为 $\pm 0.002$  V,电流采集精度为 $\pm 0.006$  A。

图6是工况A下DKF输出电压与实测输出电压的对比结果的局部放大图。由图7可看出DKF算法不仅能在整体跟随实测电压值,而且在任一局部时间点都能与实测电压值很好的吻合,说明该算法具有十分良好的动态响应性能。两种工况下DKF求取的SOC值与安时法求得的SOC值的对比结果如图7、8所示。

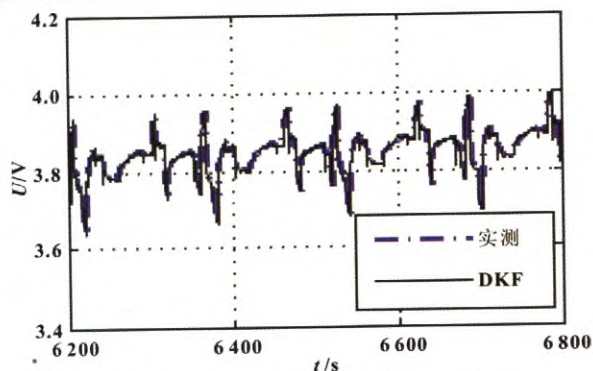


图6 工况A输出电压验证的局部放大图

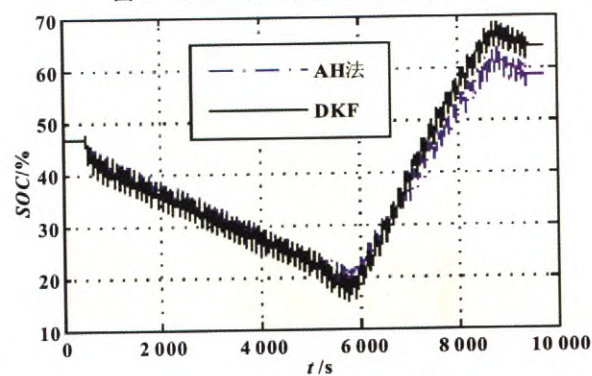


图7 工况A的SOC对比验证

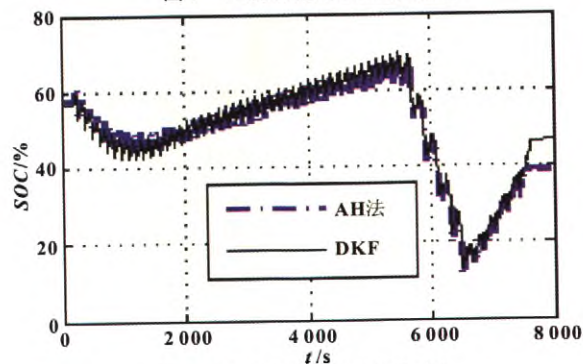


图8 工况B的SOC验证对比

安时法由于受SOC初始状态误差和传感器精度所引起的累计误差的影响,它的估值与SOC真实值会存在一定的偏差,本文只在整体变化趋势上将其作为参考,最后仍用开路电压法来获得SOC的真实值,以验证DKF法的效果。在工况A中,安时法的SOC试验终值为58.426%,DKF估计的SOC终值为63.681%,而用开路电压实测的SOC为64.879%,DKF滤波的估计误差仅为1.1%左右。在电流工况试验B中,



安时法得到的 SOC 终值为 38.651 3%, DKF 估计的 SOC 终值为 46.624 9%, 而实测的 SOC 值为 48.342 5%, DKF 滤波的估计误差仅为 2.6%。可见, DKF 滤波估计的误差要远小于安时法的估计误差。

### 3.3 初值敏感性分析

将台架工况 B 的 SOC 对比结果(图 8)的前 5 s 做局部放大处理, 可以看出, DKF 估计算法的 SOC 初值设定为 20%, 而安时法所用的 SOC 初始值则设定为接近真实值的 57%。如局部放大图 9 所示, DKF 算法可以使估计结果在很短的时间内向真实值收敛, 避免了初始值误差给估计带来的影响, 具有很好的鲁棒性。

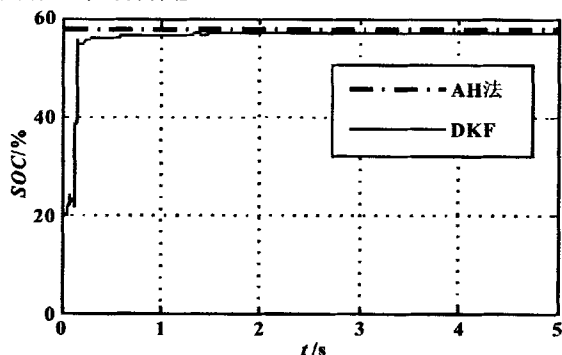


图 9 电流工况 B 的 SOC 估计局部放大图

### 3.4 实车验证

应用同济大学“863”电动汽车项目中某型号燃料电池车中动力锂电池的实车测试数据对本文算法进行验证。安时法得到的 SOC 为 55.646 8%, DKF 估计到的 SOC 值为 65.930 6%, 而实测的 SOC 值为 70.078 4%, 可见采用 DKF 估计的误差约为 4%, 远小于安时法的 15%。这表明本文所提出的估计 SOC 的方法可以很好的满足国家标准对动力电池 SOC 估计的要求。

## 4 结论

本文提出了一种 Gassing 模型与 DKF 相结合的参数辨识及 SOC 在线估计的方法。结果表明, 该方法不仅能对模型参数进行实时辨识, 而且在 SOC 的在线估计上也具有精度高、鲁棒性好、任意静置点的 SOC 估计误差均在 4% 之内等显著优点, 很好的满足了国家标准对 SOC 估计的要求。仿真和试

验结果还表明在电池处于充电临界情况下该算法也同样适用。

在后续的研究中, 可继续考查由析气现象引起的锂电池内部压力的变化及其对电池各方面性能的影响, 进一步完善锂电池的 Gassing 模型, 使该模型更加准确, 从而进一步提高 SOC 估计的准确度。

### 符号说明:

$I$ ——电流, A;	$\eta$ ——析气系数;
$C$ ——电池容量, Ah;	$T$ ——蓄电池温度, $^{\circ}\text{C}$ ;
$T_{\text{std}}$ ——标准温度, $^{\circ}\text{C}$ ;	$T_{\text{amb}}$ ——环境温度, $^{\circ}\text{C}$ ;
$U_i$ ——工作电压, V;	$m_{\text{H}_2}$ ——电池质量, kg;
$C_{\text{bat}}$ ——电池的比热容, J/K;	$K_T$ ——温度影响系数, V/K;
$U_{\text{oc}, \text{std}}$ ——开路电压稳态值, V;	$\tau_1$ ——开路电压时间常数, s;
$R_{\text{t}, \text{std}}$ ——标准温度下内阻, $\Omega$ ;	$R_{\text{t}, \text{std}}$ ——内阻稳态值, $\Omega$ ;
$\tau_2$ ——内阻时间常数, s;	$\eta_T$ ——温度补偿系数;
$\dot{Q}_{\text{H}_2}$ ——析气热流量, W;	$\dot{Q}_s$ ——熵变热流量, W;
$\dot{Q}_R$ ——内阻热流量, W。	

### 参考文献:

- [1] ALVIN J S, CRAIG F, PRITPAL S, et al. Determination of state-of-charge and state-of-health of batteries by fuzzy logic methodology [J]. Journal of Power Sources, 1999, 80: 293-300.
- [2] PENG J C, EBERHART R. Battery packs state of charge estimator design using computational intelligence approaches[C]//IEEE international conference on human intelligence, 2000: 173-177.
- [3] PILLER S, PERRIN M, JOSSEN A. Methods for state-of-charge determination and their application[J]. Journal of Power Sources, 2001, 96(1): 113-120.
- [4] United States Idaho National Engineering & Environmental Laboratory. Freedom CAR Battery test manual for power-assist hybrid electric vehicles[R]. Washington D C: U S Department of Energy, 2003.
- [5] GREGORY L P. 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: 277-292.
- [6] 周苏, 胡哲, 陈凤祥, 等. 基于析气现象的锂电池系统建模[J]. 电源技术, 2010, 34(2): 134-138.
- [7] 王志贤. 最优状态估计与系统辨识[M]. 陕西: 西北工业大学出版社, 2004: 19-60.
- [8] GOODWIN G C, 孙贵生. 自适应滤波、预测与控制[M]. 北京: 科学出版社, 1992: 202-209.

## 本刊声明

本刊现入编“万方数据——数字化期刊群”和“中国核心期刊(遴选)数据库”。作者如不同意将文章入编, 投稿时敬请说明。

《电源技术》编辑部