# 基于 EKF 的动力锂电池 SOC 状态预测

范 波1,田晓辉2,马建伟1

(1.河南科技大学 电子信息工程学院,河南 洛阳 471003 2.中航锂电(洛阳)公司,河南 洛阳 471009)

摘要:在研究与分析影响 SOC 值的因素及传统 SOC 估算方法优缺点的基础上,提出一种基于扩展 Kalman 滤波 (EKF)的算法对 SOC 进行估算 依据 Thevenin 模型建立了电池的非线性状态空间方程 通过引入库仑效率因子计算 出电量的动态变化量 ,并利用此变化量对状态方程进行扩展,使得极化效应的影响大大减弱。实验表明,此方法提高了电池 SOC 计算的精度 达到了动力汽车的应用要求。

关键词 锂离子电池 荷电状态 卡尔曼滤波 状态估计

中图分类号:TM 912.9

文献标识码:A

文章编号:1002-087 X(2010)08-0797-03

# EKF-based estimation of lithium-ion traction-battery SOC

FAN Bo<sup>1</sup>, TIAN Xiao-hui<sup>2</sup>, MA Jian-wei<sup>1</sup>

(1.Electronic and Information Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China; 2.China Aviation Lithium Battery (Luoyang) Co., Ltd., Luoyang Henan 471009, China)

Abstract: Based on the analysis of factors affecting the *SOC* and the relative merits of traditional *SOC* algorithm, the algorithm of extend Kalman filter was applied to predict *SOC* of lithium-ion. A battery nonlinear dynamic model in discrete-time state-space form was built by Thevenin physical model .Especially in this paper, through the calculation of changing capacity based on coulombic, the polarization was weakened mostly by the improved algorithm of state *SOC*. The test results show that this new way really can increase the *SOC* accuracy and meet the demand of electric vehicle.

Key words: lithium-ion; state of charge(SOC); EKF; state estimation

锂离子电池具有体积小、比能量高等优点,已经成为电动汽车的动力源,为了对电池更合理地进行使用,延长锂离子动力电池的使用寿命,必须对其进行科学的管理。电池的荷电状态(SOC)能反映电池的剩余容量状况,为整车控制器提供控制策略,因此荷电状态的准确估算已成为电池管理的重要环节。

但是,由于电池结构复杂,电池的荷电状态受放电电流、电池内部温度、自放电、老化等因素的影响,使得 SOC 的估算困难,目前 SOC 估算方法有:开路电压法、安时计量法、神经网络和卡尔曼滤波法。其中,国外 V.Pop 等人提出用EMF-SOC 模型[1]来估算 SOC 相当于开路电压法,该方法用于电池静置足够长时间后进行估计,不能实时估计。清华大学的黄文华、韩晓东等人及中国科学院自动化研究所的石璞、董再励采用了卡尔曼滤波法[23]来估算 SOC,卡尔曼滤波法是一种最优化自回归数据处理算法,通过对状态变量进行实时的、最优估计,能够提高 SOC 的精度,但这要以准确的空间模型的建立为基础,以上等人在电池状态空间模型的建立中未考虑极化现象对电量的影响,从而在 SOC 的估算中会产生一定的

收稿日期 2010-03-23

基金项目:国家科技型中小企业技术创新基金资助项目 (05C26214101032)

作者简介:范波(1975—),男,河南省人,博士,主要研究方向为模式识别、多智能体系统。

误差。

本文就是利用 Kalman 算法,充分考虑极化现象同时对电压和 SOC 值本身的影响,建立了适合于 Kalman 滤波估计的 锂离子动力电池的状态空间模型,对电池 SOC 进行闭环估计,并给出了试验结果。

# 1 影响 SOC 估算因素分析

电池的荷电状态(SOC)之所以估算困难,是因为它受放电电流、电池内部温度、自放电、老化等多种因素的影响,其中除了自放电因素是因为制造电池的技术造成的以外,放电电流、电池内部温度、老化等因素都可以归结为电池极化现象的影响。

电池是将化学能转换为电能的装置,由具有活性物质的正负电极和具有良好离子导电性的电解质构成,电池的电流流动实际是电池内部正常的电荷传递和物质传递过程,在这种传递过程中就会产生电极电位偏离其平衡电位的现象,即极化现象。极化可分为欧姆极化和电极极化,欧姆极化是由电池连接各部分的电阻造成的,电流停止后会立即消失;电极极化又分为电化学极化和浓差极化,电化学极化由电极-电解质界面层中电荷传递过程受到阻滞,电极反应速度慢造成的;浓差极化电极-电解质界面层中传质过程迟缓,在电极表面形成浓度梯度造成的。这种极化现象特别是电极极化会使得电极周围聚集一定的没有用于电极反应的电荷,从而造成一定的

电池能量损失。

极化现象会对电压和电量都产生影响,对电压会产生迟滞效应,在电量上则会表现为部分电量不能用于实际的充放电中而是会慢慢累积起来,他们的外在表现是放电结束后将电池静止一段时间,电池端电压及 SOC 值都会增加 ,充电结束后将电池静止一段时间,电池端电压及 SOC 值都会减小,这些都是由于电池停止工作后极化现象慢慢消失的结果。

因此在估算 *SOC* 时,必须考虑极化现象对电量产生的影响,否则会产生累积误差造成 *SOC* 估算不准确。

库仑效率 η则是表现了极化现象对电量产生影响的参数 ,它反映了充电、放电的效率 ,充电或放电库仑效率的值会 小于 1 ,它主要受电流及温度大小的影响 ,其值一般随电流的 增大而减小 ,随温度的增加而增加。

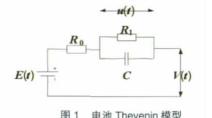
设在  $t+\Delta t(\Delta t>0)$ 时刻,其电流为  $I_2$ ,放电库仑效率为  $\eta_0$ 。在  $\Delta t$  的时间内电池放出的电量是  $:I_2 \times \Delta t$ ;而电池实际放出的电量是  $:I_2 \times \Delta t / \eta_0$ 。因此电池内部累积电量为  $I_2 \times \Delta t \times (1-\eta_0)/\eta_0$ 。若在 t 时刻,电流为  $I_1$ ,放电库仑效率为  $\eta_0$ ,且  $\eta < \eta_0$ ,即在  $\Delta t$  时间间隔内  $t+\Delta t$  时刻要比 t 时刻放出的电量多,也即是比 t 时刻在电池内部积累的电量少,那么在  $t+\Delta t$  时刻电池就会恢复少许电量,其值为  $I_1 \times \Delta t \times (1-\eta_0)/\eta_0 - I_1 \times \Delta t \times (1-\eta_0)/\eta_0 = I_1 \times \Delta t \times (\eta_0-\eta_0)/\eta_0 \times \eta_0$ 。为此,在电池的充放电过程中就会出现一个动态变化的电量部分,放电时相同,只是要减少少许电量。

# 2 基于 EKF 进行 SOC 估计

目前卡尔曼滤波估算 SOC 主要有联合模型、简单模型、0 状态滞后、1 状态滞后等几种模型[45] ,其主要区别在于建立的状态空间模型中状态方程中状态量的个数和测量方程表达式的不同 ,其中联合模型、简单模型没考虑极化现象对电压影响而引起的迟滞效应 ,0 状态滞后、1 状态滞后模型虽然考虑了电压的迟滞效应 ,但没有考虑极化现象对时刻变化的 SOC 值本身的影响 ,从而有待改进。

#### 2.1 电池模型

本文选用 Thevenin 模型<sup>[6]</sup> ,因为它能较好地体现电池的 动态性能 ,同时阶数不高 ,减少了处理器的运算 ,易于工程实现。另外 ,此模型还能够准确地反映电池电动势与端电压的关系 ,从而使闭环估计有较高的精度。如图 1 所示 ,模型中 E(t) 描述电池电动势 ,与电池的 SOC 有固定的函数关系 ;R1 描述电池的等效欧姆内阻 ;R2 描述电池的极化内阻 , 它与电容 C 并联用于模拟电池充放电极化过程中表现出的动态特性。其中模型中的参数 R0 、R2 、C 均可以通过试验利用系统参数辨识的方法得到 ,并且它们的值与工作环境、工作电流及其方向



(充、放电)、寿命状态等因素相关。

从模型中可以得出电压电流关系:

$$E(t) = V(t) + R_0 I(t) + u(t)$$
 (1)

$$I(t) = \frac{u(t)}{R_1} + C \frac{\mathrm{d}u}{\mathrm{d}t}$$
 (2)

$$E(t) = F(SOC) \tag{3}$$

式中: V(t)为电池端电压; I(t)为充放电电流; F(SOC)是电池电动势与 SOC 的函数关系。

结合电池物理模型和本文提出的电量的动态变化部分,可以得出基于 EKF 进行 SOC 估计的电池非线性状态空间模型,将(1)~(3)式联合并离散化后得:

状态方程:

$$\begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{R_1 C}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ U_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\Delta t(\eta_k - \eta_{k-1})}{\eta_k \eta_{k-1} Q} - \frac{\Delta t \eta_k}{Q} \\ R_2[1 - \exp(-\frac{\Delta t}{R_1 C})] \end{bmatrix}^{i_k} (4)$$

观测方程:

$$V_k = F(SOC_k) - R_0 i_k - U_k \qquad (5)$$

本文建立的空间状态模型增加了电量变化量部分,这主要是针对电池极化现象所做的改进,在一定程度上缓解了安时计量法产生的累积误差,虽然在形式上增加了一个算式,但并不会增加计算的复杂度,在工程实现上也不会增加多少额外的开销。

#### 2.2 EKF 的估计过程

线性化处理后, $\hat{A}_k$ 、 $\hat{B}_k$ 、 $\hat{C}_k$ 为:

$$\hat{A}_{k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{R_{l}C}) \end{bmatrix}$$
 (6)

$$\hat{B}_{k} = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t(\eta_{k} - \eta_{k-1})}{\eta_{k}\eta_{k-1}Q} - \frac{\Delta t\eta_{k}}{Q} \\ R_{2}(1 - \exp(-\frac{\Delta t}{R_{1}C})) \end{bmatrix}$$
 (7)

$$\hat{C}_{k} = \left[ \frac{\partial F(SOC_{k})}{\partial SOC_{k}}, -1 \right]_{x_{k} = \tilde{x_{k}}}$$
(8)

初始化:k=0,

$$\hat{x}_0^+ = E(x_0)$$

$$\sum_{x_0}^{+} = E \left[ (x_0 - \hat{x}_0^+)(x_0 - \hat{x}_0^+)^T \right]$$

循环计算:

状态估计时间更新:

$$\hat{x}_{k} = f(\hat{x}_{k-1}^{+}, u_{k+1})$$
 (9)

误差协方差时间更新:

$$\sum_{x_{k}}^{-} = \hat{A}_{k-1} \sum_{x_{k-1}}^{+} \hat{A}_{k-1}^{T} + \sum_{\omega}$$
 (10)

卡尔曼增益:

$$L_{k} = \sum_{x_{k}} \hat{C}_{k}^{T} \left[ \hat{C}_{k} \sum_{x_{k}} \hat{C}_{k}^{T} + \sum_{v} \right]^{-1}$$
(11)

状态估计测量更新:

$$\hat{x}_{k}^{+} = \hat{x}_{k}^{-} + L_{k} \left[ y_{k} - g(\hat{x}_{k}^{-}, u_{k}) \right]$$
 (12)

误差协方差测量更新:

$$\sum_{x_{k}}^{+} = (I - L_{k}\hat{C}_{k}) \sum_{x_{k}}^{-}$$
 (13)

式(9)~(13)就是 EKF 的估算过程,计算时五个等式 不断循环,从而使要估算的状态也不断更新,在更新的过程中 逐渐使得估算值逼近真实值。

### 3 试验结果

为了检验此方法的准确性,我们以龙门旅游区旅游用电动车(电池标准容量 60 Ah)为实验对象,实验前以 0.3 C的电流向电池冲入 51.36 Ah 电量(对应 SOC 值为 0.856 3)将硬件测试系统(电压、电流、温度传感器精度是 0.5%,采样时间为 0.5 s/次)安装在电动车上,在常规路况下行驶进行试验,试验后用 0.1 C放出 24.43 Ah 电量(对应 SOC 为 0.406) 图 2是由测试系统采集的电压与本文所述电池模型估算电压的对比图 3 是各种 SOC 估算方法的比较,Ah 曲线表示安时计量法计算的 SOC;Ah-D表示电量的动态恢复量后安时计量法计算的 SOC;EKF-D表示本文采用的 Kalman 算法计算的 SOC;图 4 是各种方法 SOC值的局部放大图。

实验表明,单纯的安时计量法计算的 SOC 值误差较大,这是因为电池在工作过程中会发生极化现象;经过增加电量的动态变化量修正后大大消除了极化现象的影响,提高了安时计量法计算 SOC 的准确度,终止时刻的 SOC 值较接近真实值;在此基础上增加了 Kalman 滤波 采用最优回归算法 利

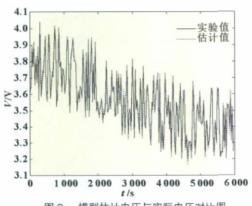
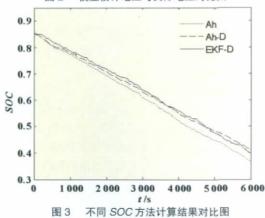
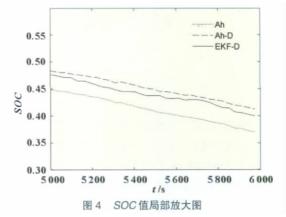


图 2 模型估计电压与实际电压对比图





用电池实际端电压与模型端电压间的电压差不断动态修正 *SOC* 的值,使其逐渐逼近实际值,从结果上看基于 EKF 方法能进一步提高 *SOC* 值的精度,在实验终止时更接近真实值(0.406)。

# 4 结论

本文采用了阶数不高却能较好体现锂电池的动静态性能,且易于工程实现的 Thevenin 电池模型,同时基于电池实际情况的分析,考虑了极化现象对电量计算的影响,增加了以库仑效率因子为基础的电量动态变化量,在以上两者基础上建立了 EKF 估算的非线性电池状态空间模型,对 SOC 进行动态实时估计,并得到了较好的试验结果。

但是本文电池空间状态模型对状态量 SOC 计算式增加电量动态变化量而进行的改进是以库仑效率因子为基础的,库仑效率是通过电池充放实验得到的,而电动汽车行驶中的充放电流是无规则的,可能要超过实验中所采用的电流范围而造成库仑效率计算误差,通过扩大电池实验的电流范围或采用其他更有效的方法计算库仑效率是下一步要做的工作。

## 参考文献:

- POP V.Accuracy analysis Of the state-of charge and remaining runtime determination for lithium-ion batterie [J]. Measurement, 2008, 10: 1016-1022.
- [2] 黄文华,韩晓东,陈全世.电动汽车 SOC 估计算法与电池管理系统的研究[J].汽车工程 2007,29(3):198-201.
- [3] 石璞 ,董再励.基于 EKF 的 AMR 锂电池 SOC 动态估计研究[J]. 仪器仪表学报 ,2006, 27: 1-3.
- [4] PLETT G.Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs Part2.Modeling and identificat ion[J].Journal of Power Sources, 2004, 134 262-276.
- [5] PLETT G. Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs. Part 1 Background [J]. J Power Sources, 2004, 134(2): 252-26
- [6] 夏超英 涨术 ,孙宏涛.基于推广卡尔曼滤波算法的 SOC 估算策略[J].电源技术, 2007 ,131(5):414-417.
- [7] JAEMOON L E,OANYONG N, CHO B H. Li-ion battery soc estimationmethod based on the reduced order extended Kalman filtering [J].Journal of Power Sources,2007,17:49-15.
- [8] 吴红杰,齐铂金,郑敏信,等.基于 Kalman 滤波的镍氢动力电池 *SOC* 估算方法[J].北京航空航天大学学报 2007,33(8):945-948.
- [9] 戴海峰,魏学哲.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 2007,143 (2):92-95.