

文章编号: 2095-2163(2020)02-0180-04

中图分类号: TM912

文献标志码: A

基于 EKF 的高低温模型修正 SOC 估算方法

唐淳淳¹, 余粟², 王盟³

(1 上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620; 2 上海工程技术大学 工程实训中心, 上海 201620;

3 上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 为了获得更加准确的电池荷电状态(SOC)估算, 针对高低温环境因素对锂电池性能的影响, 提出了一种基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的高低温模型修正 SOC 估算方法。选用二阶 RC 等效电路模型, 结合开路电压法、安时积分法以及改进的扩展卡尔曼滤波法建立算法模型。根据欧姆电阻对温度反应的差异性, 在观测方程中引入偏差控制量。最后, 基于 Matlab 仿真平台进行试验。结果表明, 改进后的算法有效提高了 SOC 的估算精度, 将相对误差控制在 3.12% 以下, 比未改进前的模型精度降低了 1.44%。

关键词: 电池荷电状态; 扩展卡尔曼滤波; 高低温模型; 偏差控制量; Matlab 仿真

Modified SOC estimation method for high and low temperature model based on EKF

TANG Chunchun¹, YU Su², WANG Meng³

(1 School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2 Engineering Training Center, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

3 School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] In order to obtain more accurate estimation of state of charge (SOC) of lithium batteries, a modified SOC estimation method based on extended Kalman filter (EKF) for high and low temperature environment is proposed. The second-order RC equivalent circuit model is selected, and the algorithm model is established by combining open-circuit voltage method, time-integration method and the improved extended Kalman filter method. At the same time, according to the difference of ohmic resistance to temperature response, the deviation control quantity is introduced into the observation equation. Finally, the experiment is based on the Matlab simulation platform. The results show that the improved algorithm effectively improves the estimation accuracy of SOC, and the relative error is controlled below 3.12%, which is 1.44% lower than that of the original model.

[Key words] state of charge; extended Kalman filter; high and low temperature model; deviation control; Matlab simulation

0 引言

随着市场的需求、技术的发展加上政府的支持, 新能源电动汽车越来越受到大众的欢迎。锂电池因其容量大、功率大、无污染的优点被首选为电动汽车的动力源。锂电池是一个复杂的化学系统, 需要电池管理系统(battery management system, BMS)对其进行精确的动态管理。BMS 通过对电池的维护与管理, 提高续航里程的同时可以给用户带来良好的驾车体验。电池荷电状态(State of Charge, SOC)的估算是电池管理系统(BMS)的基础。由于 SOC 受充放电电流、电压、温度、放电倍率^[1]等诸多因素的影响, 对其进行准确估算存在较大困难。

针对上述问题, 目前在新能源汽车领域, 有几种较为经典的 SOC 估算方法来降低影响。如文

献[2]在放电深度及开路电压对应关系基础上建立开路电压法, 对电池初末状态的电量估算尤为准确, 该方法对端电压要求较高, 实际采集过程需要较长时间的静置, 给实际应用带来一定难度。文献[3]通过小范围数据建立模型的安时积分法, 能实时获得 SOC 值, 但随着循环次数的增加, 积累误差明显。文献[4]运用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)能一定程度修正安时积分法造成的积累误差, 但实际工况下 SOC 估算的影响因素较多, 仍需要通过大量数据进行验算。文献[5]基于神经网络的 SOC 估算方法拥有较强自我学习能力, 很大程度减小了估算误差, 但需要大量数据样本的支持, 运行复杂。由于现有算法对电池在实际高低温工况下的反应特性考虑甚少, 因此针对高低温工况的改

作者简介: 唐淳淳(1994-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 新能源电池管理系统; 余粟(1962-), 女, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 机电控制。

通讯作者: 余粟 Email: suyush@ hotmail.com

收稿日期: 2019-11-13

进算法具有一定研究意义。

本文针对磷酸铁锂电池在高低温情况下的差异性建立等效电路模型。通过安时积分法, 在保证电流采集精度的条件下, 由开路电压法获得初始 SOC, 结合 EKF 鲁棒性较强的优点对误差进行修正, 提出了基于 EKF 的高低温模型修正 SOC 估算方法, 进一步减小了高低温对电池容量保持量产生的估算误差。

1 等效电路模型的建立及参数辨识

到目前为止, 学界已经研发出了 Rint 模型、Thevenin 模型、PNGV 模型等。其中, Rint 模型为最早提出的一阶模型, 适用于线性关系简单明显的单体电池及电池组。Thevenin 模型阶数较少, 考虑了电池内部的极化电阻影响, 但由于模型参数准确度不高, 累积误差严重。PNGV 模型为典型的非线性模型, 不适合长时间仿真, 累积电压影响实验精度。

1.1 等效电路模型的建立

本文在 Thevenin 模型的基础上新增一个极化电路的 RC 回路, 如图 1 所示。 R_1C_1 代表电化学反应极化, R_2C_2 代表浓差极化反应, U_{oc} 表示开路电压, R_0 为电池内部的欧姆内阻, $V(t)$ 表示电池的端电压。该二阶 RC 电路细化了电池的极化特性, 较好地表征了电池电压的回弹特性。当电路闭合处于放电状态时, 等效电路中电流方向与图 2 中方向一致。

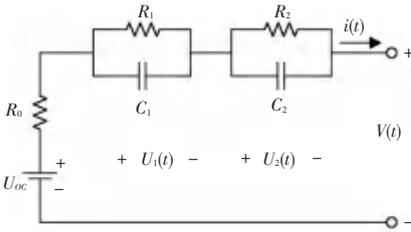


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model

根据二阶 RC 等效电路模型, 结合基尔霍夫定理推导出其模型状态方程如下所示:

$$V(t) = U_{oc}(t) - R_0 i(t) - U_1(t) - U_2(t), \quad (1)$$

$$\frac{dU_1(t)}{dt} = \frac{i(t)}{C_1} - \frac{U_1(t)}{R_1 C_1}, \quad (2)$$

$$\frac{dU_2(t)}{dt} = \frac{i(t)}{C_2} - \frac{U_2(t)}{R_2 C_2}, \quad (3)$$

结合图 1 的等效电路模型, 由于锂电池的放电过程是一个非线性的过程, 可将式(1)中的 $U_{oc}(t)$ 通过 SOC 与 OCV 的非线性对应函数 $f(SOC)$ 来表示。研究选用多项式函数, 因为这种函数在微机上的计算效率比对数函数以及指数函数都要高。通过 Matlab 的 Curve Fitting Tool 工具箱对实验数据进行

多项式拟合, 曲线如图 2 所示。

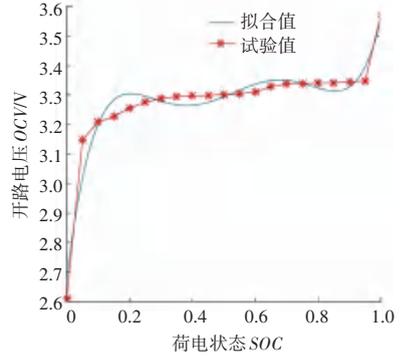


图 2 SOC-OCV 关系曲线图

Fig. 2 SOC-OCV relationship curve

通过拟合关系, 可以得出 SOC - OCV 的对应关系如下:

$$f(SOC) = 39.06SOC^5 - 103.4SOC^4 + 101.2SOC^3 - 44.79SOC^2 + 8.806SOC + 2.678. \quad (4)$$

1.2 参数辨识

通过 HPPC 混合脉冲充放电试验(常温 25 °C)完成对电池直流内阻 R_0 的测试, 由放电时刻电压差与该时刻放电瞬态电流的比值得 $R_0 = 17.4 \text{ m}\Omega$, 在 Matlab 中运用指数拟合的方式可以求出 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 相关参数。具体过程如下。

结合图 1 的等效电路模型, 其端电压输出方程为:

$$V(t) = V_{oc}(t) - i(t)R_0 - i(t)R_1(1 - e^{-t/R_1C_1}) - i(t)R_2(1 - e^{-t/R_2C_2}), \quad (5)$$

拟合函数为:

$$V = a_0 + a_1 e^{-\lambda_1 t} + a_2 e^{-\lambda_2 t}. \quad (6)$$

由试验所得数据拟合结果, 通过式(5)、式(6)对应系数相同的方法求得各参数见表 1。

表 1 参数辨识各值

Tab. 1 Parameter identification values

U_{oc}/V	R_1/Ω	C_1/F	R_2/Ω	C_2/F
3.347 8	0.030 6	1 538	0.015 5	27 870

高低温放电曲线如图 3 所示。由图 3 可知, 当温度低于 0 °C 左右时, 电池的容量保持率以及对外放电电压的衰减程度较高温情况下更为明显, 且影响着电池放电的整个阶段。考虑到温度对电池内部离子化学性能的影响, 欧姆内阻表现出了较大的敏感性^[6]。以 25 °C 为基准, 在不同温度下进行 HPPC 试验, 得到不同的 R_0 与基准条件下值的比。如图 4 所示, 欧姆内阻在低温条件下较基准温度有明显变化, 而在 40 °C 往上的高温条件下表现平缓。根据拟合曲线可以获得关于 R_0 的偏差控制量 $G(T)$ 。

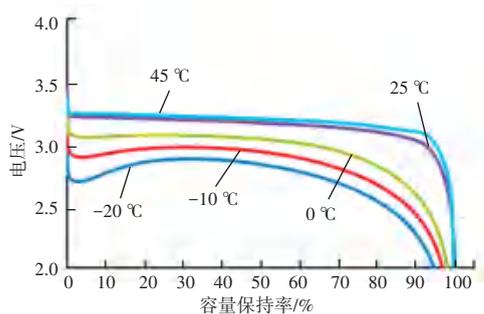
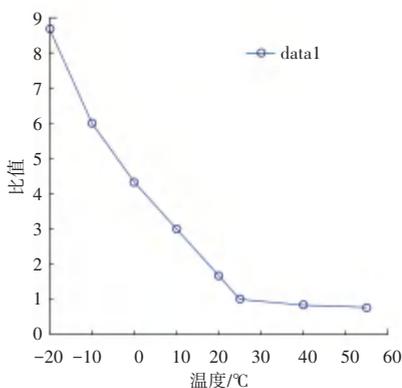


图3 高低温放电曲线

Fig. 3 High and low temperature discharge curve

图4 相对25°C环境下的R₀比值Fig. 4 R₀ ratio relative to 25°C environment

2 改进的扩展卡尔曼滤波

实际SOC估算通过有效结合各方法的优势,进而达到准确估算的目的。

2.1 开路电压法

电池在满足时长的静置条件下,根据开路电压与SOC的对应关系,通过对开路电压的测量直接得出SOC,特别是放电的初末阶段,估算效果最佳。本文通过该方法获得较准确的初始电量。

2.2 安时积分法

基于电池模型的安时积分法是对电流进行积分来估算SOC的,通过实时监测电池的进出电量,再积累电量,得到该时段的电池充放电量。当前电池SOC状态可表示为:

$$SOC = SOC_0 - \frac{\int_0^t \eta i(t) dt}{Q_0} \quad (7)$$

其中, SOC_0 为初始电量; $i(t)$ 为充放电电流; Q_0 为电池额定容量; η 为库仑效率。

结合2.1节的路电压法获得较为精确的初始SOC值,由式(7)可直接计算得SOC值,库仑效率取值为1。该方法在长时间执行后,会产生较大的积累误差,从而影响最终估算精度。

2.3 扩展卡尔曼滤波法

由于电池在充放电过程中处于一个非线性的过

程,扩展卡尔曼滤波法(EKF)引入了时域的概念,以状态方程完成对动态过程的描述,将局部非线性化的系统通过泰勒展开,除去高阶项,保留一阶及以下项,获得线性化系统。通过前一时刻的状态估计值与当前时刻的观测值进行递归,达到更新状态变量的估计。

系统状态方程与观测方程如下:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}, \quad (8)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1}, \quad (9)$$

其中, \mathbf{x}_k 是系统的状态变量; \mathbf{u}_k 为系统激励; \mathbf{y}_k 是系统的观测变量; \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 分别表示系统的过程激励噪声和观测噪声。等效电路模型及式(1)~(3)将状态方程离散化可以求得矩阵 \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} 分别为:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \hat{SOC}_k \\ \hat{U}_{1,k} \\ \hat{U}_{2,k} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \hat{e}^1 & 0 & 0 \\ \hat{e}^0 & e^{-\Delta t/R_1 C_1} & 0 \\ \hat{e}^0 & 0 & e^{-\Delta t/R_2 C_2} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \hat{e}^0 & -\eta \Delta t / C_N \\ \hat{e}^0 R_1 (1 - e^{-\Delta t/R_1 C_1}) \\ \hat{e}^0 R_2 (1 - e^{-\Delta t/R_2 C_2}) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C} = \frac{\partial V(t)}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial V(t)}{\partial SOC} & \frac{\partial V(t)}{\partial U_1} & \frac{\partial V(t)}{\partial U_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial (U_{OC} - R_0 i)}{\partial SOC} & -1 & -1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

EKF的递归步骤如下:

Step 1 初始化 $\mathbf{x}_0, \mathbf{P}_0$;

Step 2 预测状态估计。其数学公式为:

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \mathbf{A}(k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1) + \mathbf{B}(k-1)\mathbf{u}(k-1), \quad (11)$$

Step 3 误差协方差矩阵的时间更新。其数学公式为:

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}(k-1)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{A}^T(k-1) + \mathbf{Q}, \quad (12)$$

Step 4 Kalman增益矩阵更新。其数学公式为:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{C}^T(k) [\mathbf{C}(k)\mathbf{P}(k|k-1) + \mathbf{R}]^{-1}, \quad (13)$$

Step 5 状态估计测量更新。其数学公式为:

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)], \quad (14)$$

Step 6 误差协方差矩阵测量更新。其数学公式为:

$$\mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}(k)]\mathbf{P}(k|k-1), \quad (15)$$

Step 7 依次重复以上步骤。

其中, $\hat{x}(k|k-1)$ 是基于 $k-1$ 时刻的最优估计值; $P(k)$ 为误差协方差矩阵; $K(k)$ 为 K 时刻 Kalman 增益矩阵; I 为单位矩阵。

结合实际低温状态下电动汽车的冷启动及起步加速情况, 为了提供更精确的 SOC 估算, 本文针对观测方程引入了偏差控制量 $G(T)$ 。通过对不同温度下欧姆内阻的调整实现了 SOC 估算精度的提升。

拟合的 $G(T)$ 可以表示为:

$$G(T) = mT^2 + nT + p, \quad (16)$$

观测方程更新如下:

$$y_k = Cx_{k-1} + G(T) + v_{k-1}. \quad (17)$$

其中, $G(T)$ 表示非线性的偏差控制函数, 当 $T \geq 10\text{ }^\circ\text{C}$ 时, $G(T)$ 趋于 0; 当 $T < 10\text{ }^\circ\text{C}$ 时, 根据各试验及累积经验进行参数拟合得式(16)。

本文选用开路电压法获得较为准确的初始 SOC, 通过改进的 EKF 算法对 $k-1$ 时刻 SOC 进行误差修正, 最终通过安时积分法获得 k 时刻 SOC 估算值。

3 试验验证

本文考虑环境温度对 R_0 的影响, 通过大量试验显示高温情况下 R_0 表现不敏感, 而在低温情况下 R_0 表现出较大的偏差。以下试验在 Matlab 的平台下进行仿真模拟。仿真环境选为 $-20\text{ }^\circ\text{C}$, 分别比较了加入偏差控制量前后 EKF 算法的估算误差, 如图 5~图 8 所示。

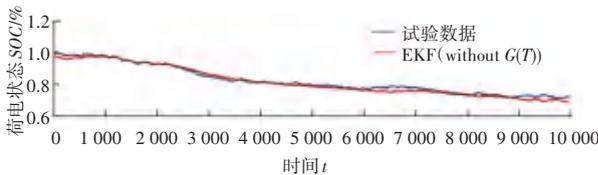


图 5 试验数据和 EKF (without $G(T)$) 的 SOC 曲线

Fig. 5 Test data and SOC curve of EKF (without $G(T)$)

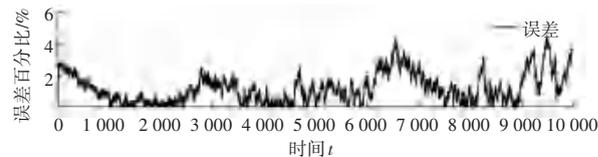


图 6 试验数据和 EKF (without $G(T)$) 的 SOC 误差曲线

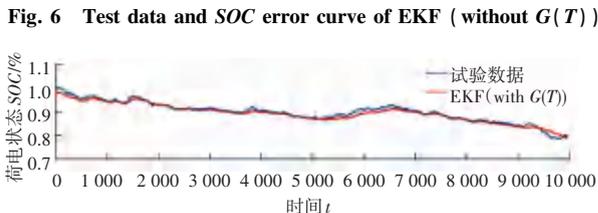


图 7 试验数据和 EKF (with $G(T)$) 的 SOC 曲线

Fig. 7 Test data and SOC curve of EKF (with $G(T)$)

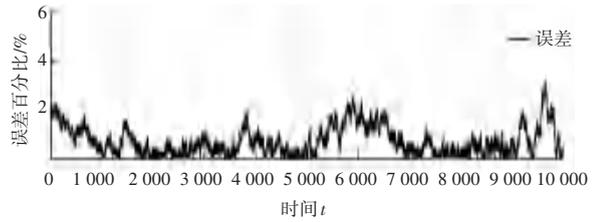


图 8 试验数据和 EKF (with $G(T)$) 的 SOC 误差曲线

Fig. 8 Test data and SOC error curve of EKF (with $G(T)$)

在不加偏差控制量的情况下, 由图 5 可知, EKF 的曲线趋势与试验数据的曲线趋势基本一致, 图 6 显示 EKF 与试验数据之间 SOC 的相对误差控制在 4.56% 以下。在加上偏差控制量的情况下, 由图 7 可知, 试验所得曲线与改进后 EKF 的曲线吻合度更高, 且由图 8 可知, 二者相对误差控制在 3.12% 以下。结果表明, 改进后的算法在一定程度上提高了 SOC 的估算精度。

4 结束语

本文以二阶 RC 等效电路模型为基础, 考虑到高低温环境对欧姆电阻的影响, 引入偏差控制量, 结合扩展卡尔曼滤波算法进行了仿真试验。该算法提高了模型在离线情况下对温度的适应性, 降低了低温环境下欧姆电阻的敏感性, 有效提高了低温环境下 SOC 的估算精度。

参考文献

- [1] 汪世国. 电动汽车电池管理系统(BMS)现状分析[J]. 汽车实用技术, 2014(2): 65.
- [2] 吴明泽. “开路电压法”电动汽车电池电量计算与行驶里程预测[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
- [3] 吴池. AH 计量法在 MATLAB 环境下对锂离子电池 soc 的估算[D]. 天津: 天津大学, 2007.
- [4] 徐研科, 范兴明, 张鑫, 等. 基于 EKF 算法的锂电池 SOC 评估方法[J]. 桂林电子科技大学学报, 2018, 38(3): 189.
- [5] 刘晓悦, 杜晓. 基于神经网络与 UKF 结合的锂离子电池组 SOC 估算方法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(2): 120.
- [6] 林春景, 李斌, 常国峰, 等. 不同温度下磷酸铁锂电池内阻特性实验研究[J]. 电源技术, 2015, 39(1): 22.
- [7] 郭亚洲. 车用动力电池温度特性及其对 SOC 估算影响研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2017.
- [8] CHENG P, ZHOU Y, SONG Z, et al. Modeling and SOC estimation of LiFePO4 battery [C]// IEEE International Conference on Robotics & Biomimetics. IEEE, 2017.
- [9] 李世光, 汪洋, 王建志, 等. 基于改进 EKF 算法的锂电池 SOC 预估研究[J]. 电子技术应用, 2017, 43(9): 87.
- [10] LIN L, KAWARABAYASHI N, FUKUI M, et al. A practical and accurate SOC estimation system for lithium-ion batteries by EKF [C]// 2014 IEEE Vehicle Power & Propulsion Conference (VPPC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1.
- [11] KIM J, SEO G S, CHUN C, et al. OCV hysteresis effect-based SOC estimation in extended Kalman filter algorithm for a LiFePO4/C cell [C]// 2012 IEEE International Electric Vehicle Conference. Greenville, SC, USA: IEEE, 2012: 1.