

基于 FFRLS 和 EKF 算法的磷酸铁锂电池 SOC 估算研究

李心成¹, 邱联奎¹, 常亮², 王永胜¹

(1. 河南科技大学 电气工程学院, 河南 洛阳 471000; 2. 国网平高集团, 河南 平顶山 467000)

摘要: 准确估计荷电状态是磷酸铁锂电池安全工作和电动汽车正常使用的基础, 以混合的简化电化学模型为基础, 使用遗忘因子递推最小二乘法 (FFRLS) 对模型的参数进行辨识; 对安时积分法进行参数修正, 降低了充放电倍率, 温度等因素的影响, 并对扩展卡尔曼滤波 (EKF) 进行改进, 使得观测值的修正能力提高; 以参数修正过的按时间积分法的方程为状态方程, 结合开路电压法, 利用改进过的 EKF 进行 SOC 的估计; 与安时积分法相比, SOC 的估算效果提高了不少, 使估算偏差保持在 3% 以内。

关键词: 磷酸铁锂电池; 荷电状态; 最小二乘法; 扩展卡尔曼滤波

Research on SOC Estimation of LiFePO₄ Battery Based on FFRLS and EKF Algorithm

Li Xincheng¹, Qiu Liankui¹, Chang Liang², Wang Yongsheng

(1. College of Electrical Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471000, China;

2. State Grid Pinggao Group, Pingdingshan 467000, China)

Abstract: Accurately estimating the state of charge is the basis for the safety work of LiFePO₄ battery and the normal use of electric vehicles. Based on a simplified electrochemical model, the parameters of the model are identified by using the forgetting factor recursive least squares (FFRLS) method. The parameters of Ampere-hour integration method are revised to reduce the influence of factors such as charge-discharge rate and temperature, and the EKF is improved to improve the correction ability of the observed values. The Ampere-time integration equation where parameter is modified is the state equation, combining with the open-circuit voltage method, and the EKF is used to estimate the SOC. Compared with the ampere-hour integration method, the estimation effect of SOC is much improved, and the estimation deviation is kept within 3%.

Key words: LiFePO₄ battery; state of charge; least square method; extended Kalman filter

0 引言

随着工业的快速发展和人们生活水平的不断提高, 能源使用得越来越多, 而且燃油汽车数量也不断增多, 能源危机和环境问题随之而来, 电动汽车对缓解能源危机, 减少环境污染有较大优势。电池作为电动汽车的动力来源, 其荷电状态 (state of charge, SOC) 是电池管理系统 (battery management system, BMS) 的重要参数^[1]。SOC 的准确估计对保证电动汽车的安全使用有重要的意义^[2]。

SOC 估算的传统方法有电流积分法, 开路电压法, 内阻法等^[3]。电流积分法使用方便, 不过在电流精度不高时容易造成累计误差^[4]。开路电压法需要充放电结束静置一段时间后才能获得较准确的值, 不适用于电动汽车行驶过程中^[5]。内阻法是根据内阻来进行估算, 不过内阻受温度,

充放电倍率影响较大而使估算效果变差^[6]。而近年来 EKF, 神经网络法等被用在了 SOC 的估算中, 获得了不错的效果。神经网络法是以大量的数据为训练对象对网络进行训练, 再将电压, 电流等作为输入, SOC 作为输出来进行估算, 不过该方法需要大量的训练样本才能使估计效果达到一定的精度, 故使用受到一定的限制^[7]。EKF 作为近些年来使用的 SOC 估计方法, 通过递推算算法使 SOC 的估计精度得到不小的提升^[8]。但是估计精度依赖于电池模型的准确性。

有时几种方法也能结合起来使用, 比如文献 [9] 将电流法和电压法进行结合, 提高了 SOC 的估算精度。文献 [10] 提出先测量出开路电压, 然后查 0CV-SOC 曲线得 SOC 值, 该方法由于不是实时的在线估计, 虽说蓄电池的离线估计的精度高于在线估计, 但是不适合电动汽车行驶中的使用, 比较适合电动汽车静态时估计。针对电池使用次数较多、高倍率充放电或者电流变化迅速的环境, 需对 SOC 在实时环境下进行动态的估算, 如文献 [11] 提出一种新的扩展卡尔曼滤波 SOC 估算方法, 通过采用最小二乘法对电池参数进行在线辨识, 很好的适应了电池状态的时变化。

本文使用 Nernst, Shepherd 和 Unnewehr3 种模型相结合而成的简化电化学模型作为电池模型, 并利用遗忘因子

收稿日期: 2018-06-22; 修回日期: 2018-07-31。

作者简介: 李心成 (1993-), 男, 河南省正阳县人, 硕士, 主要从事锂电池的 SOC 估计与电池组均衡方向的研究。

邱联奎 (1974-), 男, 河南省洛阳市人, 副教授, 电气工程学院电气工程系主任, 主要从事计算机视觉, 智能机器人, 电池管理系统等方向的研究。

最小二乘法 (FFRLS) 对电池模型的参数进行辨识, 得到电池荷电状态与电池端电压的函数关系, 并以此为 EKF 的观测方程, 而以修正过参数的安时积分法作为状态方程, 以改进过的 EKF 与开路电压法结合来进行 SOC 的估算, 最后假设端电压初值不准时使用该方法进行估算, 使估算值得到修正, 越来越接近于给定值。

1 模型建立与参数辨识

1.1 简化电化学模型的建立

电化学模型是根据电池中的氧化还原反应来建立模型, 比较复杂, 以此为模型会使得计算时间较长, 而电动汽车 SOC 估计的实时性要求比较高, 因此不太适用, 从而将电化学模型进行简化而应用到 SOC 估计中, 常用的简化电化学模型有以下 3 种。这 3 种模型都是实际使用中根据经验得来的, 因此对某些电池或者电池充放电的某些状态比较适用。

Nernst 模型:

$$U = E_0 - RI + k_1 \ln(\text{SOC}) + k_2 \ln(1 - \text{SOC}) \quad (1)$$

Shepherd 模型:

$$U = E_0 - RI - k_3 / \text{SOC} \quad (2)$$

Unnewehr 模型:

$$U = E_0 - RI - k_4 * \text{SOC} \quad (3)$$

其中: U 为电池的端电压, E_0 为电池充满电时的电动势, I 为电池充放电电流, 充电时为负, 放电时为正, R 为电池内阻, k_0, k_1, k_2, k_3, k_4 为模型匹配系数。

而本文结合上述 3 种简化电化学模型, 使用组合模型来进行电池的建模。模型的方程形式如式 (4), K_0, K_1, K_2, K_3, K_4 为模型的匹配系数。

$$U = K_0 - R * I - K_1 * \text{SOC} + K_2 / \text{SOC} + K_3 \ln(\text{SOC}) - K_4 \ln(1 - \text{SOC}) \quad (4)$$

1.2 模型参数的辨识

系统辨识的方法有很多, 例如最小二乘法、极大似然法、遗传算法等^[12]。最小二乘法是一种优化方法。它通过使误差的平方和最小来寻找数据的最佳匹配。利用此方法可以较容易的求得未知的数据, 并使这些数据与实际数据之间误差的平方和为最小。这里使用 FFRLS 对模型进行辨识。由于电池在使用的过程中内部的各种化学反应不断进行而使电池成为了一个时变系统, 加上遗忘因子可以增加新的数据提供的信息量, 进而削弱老的数据的影响, 防止数据饱和。

FFRLS 的参数估计的公式为:

$$x(k) = x(k-1) + L(k)[y(k) - A(k)x(k-1)^T] \quad (5)$$

$$L(k) = \frac{p(k-1)A(k)}{1 + A(k)p(k-1)A(k)^T} \quad (6)$$

$$p(k) = \frac{1}{a} [1 - L(k)A(k)]p(k-1) \quad (7)$$

式中, $L(k)$ 为增益矩阵; a 为遗忘因子, a 须选择接近 1 的正数, 通常不小于 0.9, $p(k)$ 为协方差矩阵。

则本次模型中数据向量的表达式为:

$A(k) = [1, -I_k, -1/\text{SOC}_k, \ln(\text{SOC}_k), \ln(1 - \text{SOC}_k)]$ 待估参数向量为: $X(k) = [k_0, R, k_1, k_2, k_3, k_4]$ 。

锂离子电池是一种二次电池, 主要由正极, 负极和电解液组成, 主要依靠在正极和负极之间锂离子来回移动来充放电的。在充这个过程中, $Li+$ 在 2 个电极之间来回嵌入和脱嵌: 充电时, $Li+$ 从正极脱嵌, 经过电解液嵌入负极, 电子也从正极流出经过外电路进入负极, 负极处于富锂状态; 放电时则相反。

锂离子电池的正极材料主要有钴、锰、镍酸锂、三元材料、磷酸铁锂等组成。负极材料一般为碳棒, 本文采用的电池是某型号纯电动大巴车的部分磷酸铁锂电池组, 该电池中的磷酸铁锂晶体中的 P-O 键稳固, 不易分解, 因此该电池在温度较高或者过充放时都不会发生爆炸, 比较安全; 而且磷铁电池寿命长, 一般在标准倍率下充放电可以达到 2000 次, 远远好于铅酸电池; 磷铁电池的单体容量很大, 可以做到 1000 AH; 还有重量轻, 无记忆效应等这些优势, 对环境污染也小。

该电池组是由容量为 12 AH, 标称电压为 3.2 V 的单体电芯 4 并 140 串组装而成的, 4 并使得电池组容量变为 48 AH, 140 串使得电池组标称电压为 450 V。参数辨识所用的数据是在电流为 50 A, 温度为 20℃ 的工况下放电得到的。对电池进行放电 50 分钟, 采样时间为 1 s, 取 1000 组放电数据作为样本进行参数辨识。

相关参数辨识步骤如下:

1) 根据简化电化学模型参数辨识的经验知识给待估向量赋初值: $x = [800, 0.2, 1000, 30, 300, 300]$; 设置协方差矩阵的初始值为: $P(0) = I_{4 \times 4}$ (I 为单位矩阵), 取遗忘因子 $a = 0.95$ 。

2) 根据输入值 I_k, SOC_k , 确定 $A(k)$ 。

3) 利用式 (5) ~ 式 (7) 得到 $x(k), L(k)$ 和 $p(k)$ 。

4) 若 $K \leq N$ ($N = 500$), 则 $k = k + 1$, 返回步骤 2, 继续循环; 否则算法结束, 输出 $x = [k_0, R, k_1, k_2, K_3, K_4]$ 。

最终参数辨识的结果如表 1 所示。

表 1 参数辨识结果

K_0	R	K_1	K_2	K_3	K_4
898.78	0.2606	1079.3	33.398	319.97	306.95

1.3 电池模型的验证

混合动力脉冲能力特性 HPPC (Hybrid Pulse Power Characteristic) 是用来体现动力电池脉冲充放电性能的^[13], 使用脉冲电流对电池进行充放电。本文用 HPPC 工况来验证模型的效果, 脉冲电流的大小是 65A, 周期是 100 秒, 占空比是 0.7, 采样周期是 5 秒, 仿真结果如图 1 所示。图 2 是放电末端仿真值和真实值的绝对误差, 采样周期是 5 秒。

从图 1 可以看出在电池中间放电阶段, 电压的真实值和仿真相差不大, 从图 2 可以看出真实值与仿真值的最大

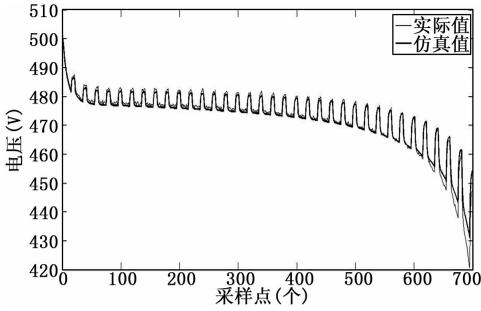


图 1 HPPC 工况下放电电压图

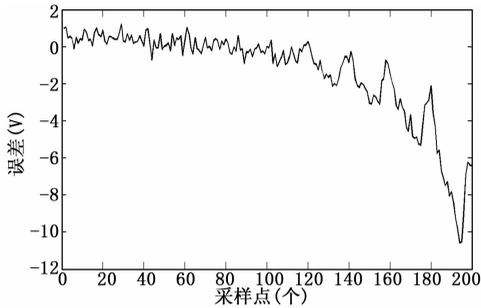


图 2 HPPC 工况下放电末端绝对误差曲线

绝对误差主要集中在放电末端。大小为 10V 左右, 经计算最大相对误差为 2.3%, 效果比较好, 可以用来作为估计 SOC 的电池模型, 该简化电化学模型对电池进行建模达到了比较好的效果。

2 电池荷电状态的估计

电池的荷电状态 (SOC) 指电池在当前工况下所能放出的电量占电池标称容量的比值。标称容量是一定的, 而电池在不同工况下放出的电量是不一样的, 因此电池的放电环境对 SOC 的估计有一定的影响。

2.1 安时积分法的修正

由于扩展卡尔曼滤波算法所使用的状态方程是安时积分法, 又由于环境温度和充放电倍率都会对 SOC 值构成影响, 因此对安时积分法进行改进, 改进后的表达式为:

$$SOC(t) = SOC_0 - \frac{1}{a_1 * a_2 * Q} \int_0^t i(t) dt \quad (8)$$

式中, SOC_0 为初始时刻的 SOC 值, Q 为标称容量, $i(t)$ 为电池电流, 放电时为正, 充电时为负。 a_1 为温度修正系数, a_2 为放电倍率修正系数。是根据经验以及实验得到的。

2.2 扩展卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波是一种高效率的递归滤波器^[14]。它只适用于线性系统, 而扩展卡尔曼滤波是它的一种改进, 对非线性方程进行线性化, 再使用卡尔曼滤波进行估算。

选取 SOC 为状态变量, $i(t)$ 为输入量, 端电压 $u(t)$ 为输出量; 则可以得到 EKF 的状态方程和观测方程。

$$x_k^- = x_{k-1} - \frac{T}{a_1 * a_2 * Q} i_k + w_k \quad (9)$$

$$u_k = 898.78 - 0.2606i_k - 1079.3 * x_k + 33.398/x_k + 319.97 * \ln(x_k) - 306.95\ln(1 - x_k) + v_k \quad (10)$$

其中: u_k 为 k 时刻的电池组端电压, w_k 为 k 时刻的激励噪声, v_k 为 k 时刻的观测噪声。

则可以写为:

$$u_k = f(SOC_k) - 0.2606i_k + v_k \quad (11)$$

由于 $f[SOC]$ 是关于 SOC 的非线性函数, 所以对式 (11) 在 SOC_k 处进行泰勒展开, 忽略泰勒级数的二次及高次项, 对式 (11) 进行线性化:

$$u_k = f(SOC_k^-) + H_k(SOC_k - SOC_k^-) - 0.2606i_k + v_k \quad (12)$$

然后就能进行扩展卡尔曼滤波了, 分为预测部分和更新部分:

1) 预测部分:

预测方程:

$$SOC_k^- = A SOC_{k-1} + B i_{k-1} + w_{k-1} \quad (13)$$

状态变量协方差预测方程:

$$P_k^- = A P_{k-1} A^T + Q_{k-1} \quad (14)$$

2) 更新部分:

卡尔曼增益方程:

$$L_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (15)$$

滤波方程:

$$SOC_k = SOC_k^- + L_k (u_k - H_k SOC_k^- + i_k * r) \quad (16)$$

状态变量协方差更新方程:

$$P_k = (I - L_k H_k) P_k^- \quad (17)$$

其中: x_k^- —前一时刻的预测结果; x_{k-1} —前一时刻状态最优估计值; x_k —当前时刻系统状态变量最优估计结果; y_k —系统中的观测变量。 P_k^- 为 k 时刻的预测的状态变量的协方差矩阵, P_k 为 k 时刻的最优估计的状态变量的协方差矩阵, Q_k 为 k 时刻的激励噪声的协方差矩阵, R_k 为 k 时刻的观测噪声协方差矩阵。 L 为卡尔曼增益。

2.3 扩展卡尔曼滤波算法的改进

由于电流积分法在电流测量不准确或者温度, 充放电倍率系数不太准确的情况下对 SOC 的估算也会有较大偏差, 而状态变量的协方差矩阵 P 在扩展卡尔曼滤波过程中会变得过小以至于太过依赖预测方程, 使得观测值得修正能力下降, 因此在状态变量的协方差更新方程中加入一个比例系数 n , n 取值 1.1, 进而得到:

$$P_k = n * (I - L_k H_k) P_k^- \quad (18)$$

根据经验以及实验取初始的状态变量协方差 P 为 0.01, 取激励噪声的协方差 Q 为 0.01, 取测量噪声的协方差 R 为 5。而初始的状态变量也即 SOC 是根据开路电压法得到的。然后将各量代入卡尔曼滤波公式就能进行 SOC 的估算了。

3 仿真结果与分析

UDDS 是美国环保局为轻型汽车生产和检测设计的城市循环工况^[15], 模拟汽车在行驶过程中存在频繁的加速、减速、启动等情况。在 Matlab 里搭建 Simulink 仿真模型来模拟电动汽车在这样的工况下行驶时的 SOC 变化。UDDS 工况总共是 1370 秒, 本文使用大概 7/5 个 UDDS 工况来进

行仿真,大概是 1 910 秒,图 3 是 UDDS 工况电流,实验环境在实验室内,温度是室温,为 18~20 摄氏度。

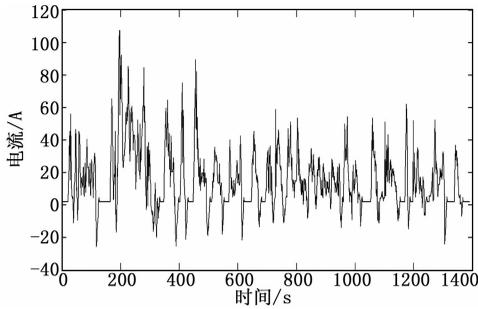


图 3 UDDS 工况电流

为了对比传统的电流积分法算法与改进的扩展卡尔曼滤波算法对电池 SOC 的估计效果,建立基于复合的简化电化学模型的电池 SOC 估算的 Simulink 模型。图 4 是电流积分法,改进的 EKF 算法与真实值的对比结果,图 5 是估计误差。图 4, 6 中的真实值是通过对比电池进行实际充放电,用高精度的万用表测量电流和开路电压,利用修正过参数的安时积分法进行估算,并每过五分钟停止充放电并静止十分钟来获得开路电压,利用开路电压法对 SOC 来进行一次修正得到的。由于真实值无法获得,因此这里的真实值其实也只是一个参考值。

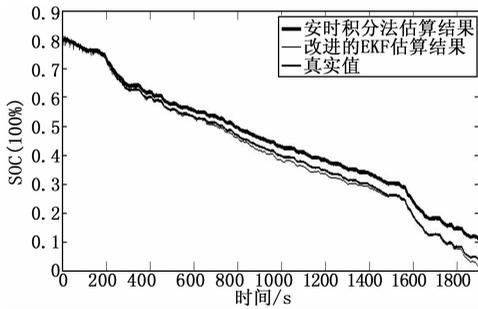


图 4 EKF 与电流积分法估算结果曲线

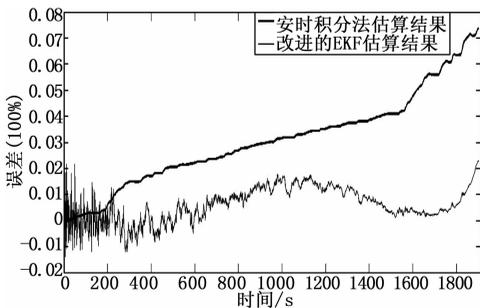


图 5 EKF 与电流积分法的 SOC 估算误差图

结合图 4, 5 可以看出改进的 EKF 对 SOC 的估算误差小于 3%,在 UDDS 工况下 SOC 的估算有波动,但是没有累计误差;而安时法存在累计误差,随着时间的推移,累计误差越来越大,到放电末端达到接近 8%,真实值 SOC 已经下降到 5%左右,而安时法估算的 SOC 仍然还有 10%以上,这在电动汽车行驶过程中明显不利。

针对电动汽车在行驶一段时间停车然后过了较短的时间再启动,电池的端电压还没稳定下来,这时候利用开路电压法来估算 SOC 的初始值就会有较大误差,而且磷酸铁锂电池在 SOC 为 80%到 20%之间电压会有平台区,从而使 SOC 的初值估计不准确。因此本文假设初始的 SOC 是 70%,用改进的 EKF 来进行 SOC 的估算,而实际的 SOC 仍然是 60%。工况选取大约 1/5 个 UDDS 工况, SOC 估算结果如图 6 所示。

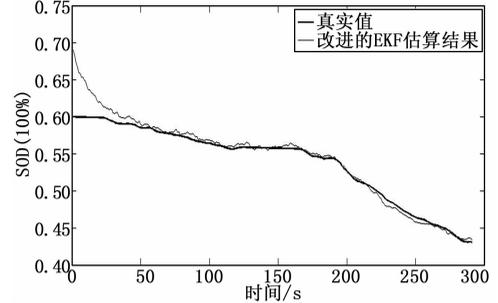


图 6 初值不准时 EKF 估算结果图

从图 6 可以看出当给出的初始值和真实的开路电压值误差较大时,改进的 EKF 都能使 SOC 的估算值在 50 秒以内收敛到真实值附近。这也可以看出改进的 EKF 有很强的误差修正能力,当电动汽车在停下后很快再使用时造成初始 SOC 估计误差较大时对后续时间的 SOC 估算造成的影响将会变小。

4 结论

本文首先以 3 种常用的简化电化学模型混合而成的模型为电池模型。然后为消除数据饱和带来的影响,用遗传因子递推最小二乘法来进行模型的参数辨识,得到辨识结果。以 HPPC 工况来验证模型的效果,与真实放电端电压相比误差主要集中在放电末端而且小于 10 V,最大相对误差小于 2.3%,效果比较好。最后在对安时积分法进行修正和 EKF 进行改进的基础上,在 UDDS 工况下,改进的 EKF 结合安时积分法和开路电压法对电池组的 SOC 进行估算,结果显示估算误差在 3%以内,相对于安时积分法效果好了很多而且不存在累计误差。不过本文没有考虑老化程度对电池的影响,这是接下来需要研究的一个问题。

参考文献:

[1] 朱智超, 罗马吉, 张超. 基于卡尔曼增益动态修正的动力电池 SOC 估算 [J]. 电源技术, 2015, 39 (1): 101-104.

[2] Li M, Jiang Y, Zheng JZ, et al. Lithium ion phosphate power battery state of charge estimation based on the extended Kalman filter [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 2491 (336): 784-788.

[3] Sun BX, Jiang JC, Wang ZG. SOC Estimation of Ni-MH Battery Pack Based on Approved HPPC Test and EKF Algorithm for HEV [J]. Advanced Materials Research, 2012, 1549 (403): 4398-4402.