

基于粒子滤波方法的 LiFePO_4 电池 SOC 估计

肖国红¹, 弓清忠¹, 王云超¹, 宋君亮², 陈上生²

(1. 集美大学机械与能源工程学院, 福建 厦门 361021;

2. 厦门宝龙工业有限公司, 福建 厦门 361021)

[摘要] 为了准确获取磷酸铁锂电池的荷电状态 (state of charge, SOC), 针对直接测量法和扩展卡尔曼滤波方法 (extended kalman filter, EKF) 估计 SOC 存在的不足, 在分析电池的充放电过程和电池的 Thevenin 等效电路模型基础上, 基于粒子滤波算法 (particle filter, PF) 对电池的 SOC 进行了估计。实验结果表明, PF 方法比 EKF 方法的准确度提高了 5%, 采用 PF 算法估计 SOC 更加准确有效, 在实际应用中更有价值。

[关键词] 粒子滤波算法; 磷酸铁锂电池; SOC

[中图分类号] TM 912

SOC Estimation of LiFePO_4 Power Battery Based on Particle Filter

XIAO Guohong¹, GONG Qingzhong¹, WANG Yunchao¹, SONG Junliang², CHEN Shangsheng²

(1. School of Mechanical and Energy Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. Xiamen Powerlong Industrial Co. Ltd., Xiamen 361021, China)

Abstract: Measuring SOC (state of charge) of LiFePO_4 battery is the key problem to the battery management. Due to the disadvantages of the direct measurement method and EKF (extended kalman filter) method applied in the SOC estimation, the Particle Filter algorithm was used for estimating SOC on the basis of analysing the charge/discharge process and thevenin equivalent circuit model of battery. Experimental results indicate that the accuracy of PF method is 5% higher than that of EKF method. Moreover, PF algorithm is more accurate and effective than EKF method for SOC estimation, and more valuable in practical application.

Keywords: particle filter; LiFePO_4 battery; SOC

0 引言

在电动汽车使用的电池中, 磷酸铁锂 (LiFePO_4) 电池解决了其他锂电池存在的过充、短路、撞击爆炸、电池自燃等问题, 成为安全的锂离子电池, 得到了广泛运用^[1]。准确获取电池的荷电状态 (state of charge, SOC), 不仅能防止电池过充, 延长其使用寿命, 还能预测电池的持续工作能力, 是电池管理的前提^[2]。

磷酸铁锂电池以 LiFePO_4 作为电池正极, 碳 (石墨) 做负极, 中间的聚合物隔膜将正极与负极分开。磷酸铁锂电池的充放电过程是 Li^+ 在正负极之间来回迁移的电化学过程, 受环境温度、负载等多

种因素影响, 对 SOC 的测量一般用直接测量和智能估计两种方法^[3]。直接测量法简单直观, 但由于充放电过程的强非线性, 以及 SOC 受温度影响等原因, 准确度并不高。在智能估计方法中, 扩展卡尔曼滤波法 EKF (extended kalman filter) 常被采用, 其原理是将非线性的电池充放电过程通过泰勒展开近似为一阶的线性过程, 这种估计方法会产生较大的截断误差^[4]。粒子滤波方法是一种基于 Mont-Carlo 和递归贝叶斯估计的统计滤波方法, 它通过构造一组带权的粒子集合, 近似地表示系统的非线性, 从后验概率中抽取随机状态粒子来表达分布, 并在迭代过程中不断分化出新的权重粒子逼近状态过程, 因此理论上粒子滤波方法可无偏估计任何形式的状态空间模型。可见, 对于非线性、非高斯噪声分布的动力电池充放电过程, 粒子滤波方法具有更高的 SOC 估计精度^[5-8]。

1 电池的充放电过程

1.1 电池的荷电状态 SOC

电池的荷电状态是电池的剩余电量与相同条件下额定容量的比值, 采用百分数 (%) 表示的相对量。根据安时积分法估算电池 SOC 的方法为^[9]:

$$S_{\text{SOC}}(t) = S_{\text{SOC}}(t_0) \pm \left(\int_{t_0}^t \alpha I(t) dt \right) / C_{\text{max}} \quad (1)$$

式中: “+/-” 分别表示充/放电过程; $S_{\text{SOC}}(t)$ 表示 t 时刻的 SOC; $S_{\text{SOC}}(t_0)$ 表示 t_0 时刻的 SOC 值; $I(t)$ 为 t 时刻充放电电流; α 表示电池的库伦效率, 与电池的老化程度有关, 一般难以准确预测, 为研究方便本文假设 $\alpha = 1$; C_{max} 表示电池的额定容量。由于充放电过程是互逆的电化学过程, 并且实际应用中以放电过程的 SOC 估计居多, 因此本文以放电过程为研究对象。

根据式 (1), 将放电过程离散化后得到:

$$S_{\text{SOC}}(k+1) = S_{\text{SOC}}(k) - (\Delta t / C_{\text{max}}) I(k) \quad (2)$$

式中: Δt 为采样时间; $I(k)$ 为 k 时刻电池中的电流。

1.2 状态空间模型

根据建模方法的不同, 锂电池的数学模型有多种, 其中简单且精度好的模型有 Thevenin 等效电路模型, 如图 1 所示^[10]。

根据图 1 的 Thevenin 等效电路模型, 得到该模型的状态方程为:

$$E_c(k+1) = -e^{(-\Delta t / R_1 C_1)} E_c(k) + R_1 I(k) (1 - e^{(-\Delta t / R_1 C_1)}) \quad (3)$$

图 1 和式 (3) 中, $E(k)$ 为 k 时刻的极化电压; R_0 为电池内阻; $E_c(k)$ 为电池在 k 时刻的电压; R_1 和 C_1 分别为一阶阻容网络的极化电阻和极化电容; $R_1 C_1$ 为时间常数; $I(k)$ 为 k 时刻的放电电流; V_{oc} 为电池开路电压。

联立式 (2) 和式 (3), 得到:

$$S_{\text{SOC}}(k+1) = (S_{\text{SOC}}(k) - \Delta t / C_{\text{max}}) \cdot (E_c(k+1) + e^{(-\Delta t / R_1 C_1)} E_c(k)) / (R_1 (1 - e^{(-\Delta t / R_1 C_1)})) \quad (4)$$

式中: $E_c(k)$ 是 $S_{\text{SOC}}(k)$ 的隐函数。考虑到噪声的影响, 式 (4) 构成了形如 $z_k = f_k(z_{k-1}, v_{k-1})$ 的非线性系统状态模型, 其中, z_k 为 k 时刻的状态量, v_k 为 k 时刻的噪声。

1.3 观测模型

实际中常通过测量锂电池的开路电压 V_{oc} 来估计 SOC。同一型号的磷酸铁锂电池, 开路电压 V_{oc} 与荷电状态 SOC 之间基本具有相似的函数关系。本文的实验中测得某型号磷酸铁锂电池 SOC 与 V_{oc} 数据如图 2 所示。

在 Matlab 软件中利用 cftool 函数拟合后得到非线性模型为:

$$V_{\text{oc}} = 3.562 (S_{\text{SOC}})^3 - 5.954 (S_{\text{SOC}})^2 + 3.457 (S_{\text{SOC}}) + 2.397 \quad (5)$$

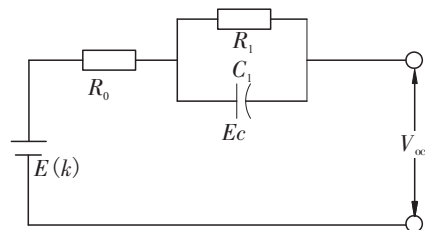


图 1 锂电池的 Thevenin 等效电路模型
Fig.1 Thevenin equivalent circuit model of Li battery

由此得到上述模型的误差平方和 $SSE = 0.002\ 57$, 确定系数 $R - square = 0.993$, 表明式 (5) 对电池的拟合具有很高的拟合优度。式 (5) 也是电池 SOC 的测量方程。

2 SOC 估计的粒子滤波方法

粒子滤波算法的基本思想是: 构造由 N 个粒子样本构成的集合来表示非线性系统的后验概率密度函数, 以样本均值代替积分运算, 从而获得对状态过程的最小方差估计^[11-13]。对 SOC 的估计, 其算法过程^[14-15]为:

Step1 初始化 从 $k=0$ 时刻开始, 对系统进行初始化。根据文献 [16] 中提出的计算粒子数的方法, 在置信度为 0.98 下, 兼顾粒子滤波计算时的复杂度, 确定粒子数 $N=10$, 赋予初始权值 $\omega_0^i = 1/N = 0.1, (i = 1, 2, \cdots, 10)$;

Step2 粒子预测 在 k 时刻, 粒子 i 的 SOC 值按照式 (4) 进行状态转移;

Step3 系统测量 在 $k=k+1$ 时刻, 根据 k 时刻预测的新状态, 按照式 (5) 计算得到对应的新观测值, 计算各粒子的权重系数:

$$\omega_k^{'i} = \exp \{ -d_k^i / 2\sigma^2 \} / \sqrt{2\pi\sigma}。$$
 (6)

式中: σ 表示样本粒子的标准偏差; d_k^i 表示 k 时刻样本粒子 $i(i \in \mathbf{N})$ 与期望值的均方差。

归一化重要性权值为:

$$\omega_k^{'i} = \omega_k^{'i} / \sum_{i=1}^{N=10} \omega_k^{'i}。$$
 (7)

Step4 状态估计 后验概率密度的近似估计及状态估计为

$$p(S_{SOC_k} | V_{OC1:k}) = \sum_{i=1}^{N=10} \overline{\omega_k^{'i}} (S_{SOC_k} - S_{SOC_k^i});$$
 (8)

$$S_{SOC_{kl}k} = \sum_{i=1}^{N=10} \overline{\omega_k^{'i}} S_{SOC_{kl}k-1}^i。$$
 (9)

式 (9) 中, $p(S_{SOC_k} | V_{OC1:k})$ 为 SOC 的后验概率密度; 式 (7) 和 (9) 中, $\overline{\omega_k^{'i}}$ 为归一化的权重系数。

Step5 重采样 根据式 (6) 和 (7) 计算出的权重值, 复制高权重值, 抛弃低权重值, 重新产生 $N=10$ 个粒子集;

Step6 递推计算 令 $k=k+1$, 转入 Step2 循环迭代计算。

可见, 粒子滤波算法的递推过程主要包括粒子更新、权值更新、状态估计、重采样 4 个步骤。

3 实验与分析

为验证粒子滤波算法对提高磷酸铁锂电池 SOC 估计准确度的有效性, 通过实验对比了 EKF 方法和 PF 方法的估计结果。

3.1 实验方法

实验中采用某电池生产企业的 10 A·h、3.6 V 磷酸铁锂电池, 单体质量为 0.5 kg, 充电上限电压 3.6 V, 放电下限 2.5 V, 额定容量 10 A·h, 测试设备为该公司的可充电电池性能检测仪 (型号 BK-6808AR/3, 电压测量范围 0~5 V, 内阻测量范围 0~300 mΩ)。实验步骤为:

1) 电池充电, 在 25 ℃ (室温) 环境下, 采用 80 mA 恒流 (涓流) 充电 2 h, 搁置 5 min, 800 mA 恒流恒压充电 6 h, 搁置 5 min;

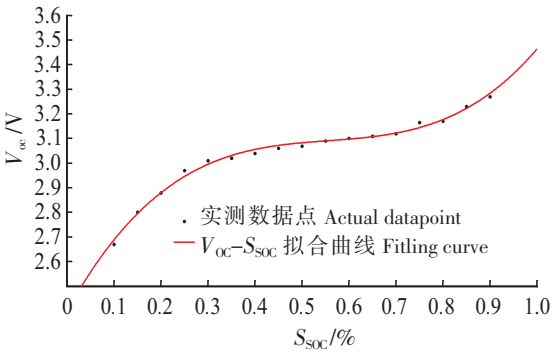


图2 磷酸铁锂电池的 $V_{OC}-S_{SOC}$ 拟合曲线图
Fig.2 $V_{OC}-S_{SOC}$ fitting curve of LiFePO₄ battery

2) 放电测试, 用 0.2 C 的放电倍率对电池放电, 每隔 15 min 测试一次 S_{SOC} 和 V_{OC} , 直到 S_{SOC} 接近 0 时为止。

3.2 实验结果与分析

按照 3.1 的方法进行实验, 分别得到实测的 S_{SOC} 、用 PF 法和 EKF 法估计的 S_{SOC} 值, 如图 3 所示, 以及实测 S_{SOC} 与 PF 估计和 EKF 估计的相对误差, 如图 4 所示。

从图 3 和图 4 可见, 根据实测的 S_{SOC} 与 PF 和 EKF 算法估计出的 S_{SOC} 分布不同, 可将放电过程分为 3 个阶段: 第 1 阶段为前期放电阶段, 在此阶段用 PF 和 EKF 方法估计出的 S_{SOC} 值均比实测的 S_{SOC} 值小, 原因是 PF 和 EKF 方法均依靠观测数据进行迭代计算, 在前期阶段观测数据少, 影响了估计的精度; 第 2 阶段为稳定放电阶段, 建立在 Thevenin 等效电路模型基础上的非线性过程明显, PF 和 EKF 估计算法具有较高的准确度 (此过程中 PF 估计的平均相对误差为 4.9%, EKF 估计的平均相对误差为 8.4%); 第 3 阶段为后期放电阶段, 此时电池电量逐渐耗尽, 极化电阻和极化电容的影响相对较大, 因此相对误差较高 (计算得到此阶段 PF 估计法的相对误差为 5.4%, EKF 估计法的相对误差为 12.1%)。

同时, 比较两种估计方法在整个放电过程中的准确度, PF 估计法的相对误差为 4.6%, 而 EKF 的相对误差达到 9.6%, PF 估计的准确度提高了 5%, 因此具有更好的估计效果。

4 结论

本文通过实验验证了 PF 算法对估计磷酸铁锂电池 SOC 的准确度有较大提高, 为了使 PF 滤波算法更好地应用于实际动力电池的 SOC 估计, 还需要做两方面的工作:

- 1) 实验得到实际工况下估计 SOC 的观测模型, 动力电池的 SOC 性能与电动汽车的行驶环境、工况等多种因素有关, 在实际工况下得到的模型与实验室条件下得到的并不相同, 因此有必要在实际工况下或综合环境模拟设备上进一步实验, 以得到更接近真实状态的 SOC 估计。
- 2) 进一步减少 PF 算法产生的误差。在 PF 算法中, 导致误差产生的原因包括简化的 Thevenin 等效模型中引入的系统误差, 研究中的假设导致测量模型产生的随机误差, PF 方法重采样过程中粒子权重系数还有待优化。因此, 估计真实状态下电动汽车磷酸铁锂电池的 SOC 状态, 还需要从完善测试条件 (更接近真实状况), 建立更好的电池模型, 采用更合理的算法等方面做进一步研究。

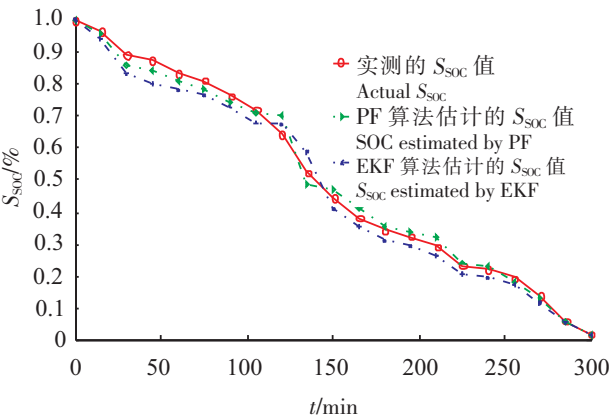


图 3 不同估计算法下的 SOC

Fig.3 SOC under different estimation algorithms

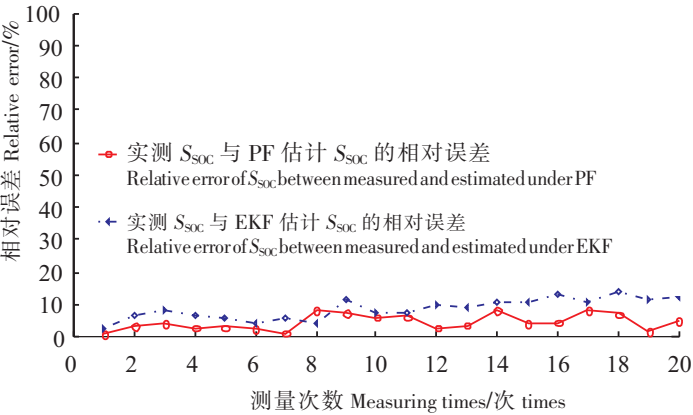


图 4 不同估计算法的相对误差

Fig.4 Relative errors of different estimation algorithms

[参考文献]

- [1] 麻友良,严运兵. 电动汽车概论 [M]. 北京:机械工业出版社,2012.
- [2] 崔胜民. 新能源汽车技术 [M]. 2版. 北京:北京大学出版社,2014.
- [3] 杜涛,李爱魁. 动力电池SOC预估方法研究进展 [J]. 电源技术,2015,39(4):844-846.
- [4] LEE J, NAM O, CHO B H. Li-ion battery SOC estimation method based on the reduced order extended Kalman filtering [J]. Journal of PowerSources, 2007, 174(1):9-15.
- [5] ZAHID T, XU GQ, LI WM, et al. Performance analysis of particle filter for SOC estimation of LiFePO₄ battery pack for electric vehicles [C] //Proceedings of IEEE International Conference onInformation and Automation. Haiman: [s. n.], 2014: 1061-1065.
- [6] 高明煜,何志伟. 基于采样点卡尔曼滤波的动力电池SOC估计 [J]. 电工技术学报,2011,26(11):162-165.
- [7] 邓宫泰. 磷酸铁锂电池组SOC估计算法研究 [D]. 成都:西南交通大学,2015.
- [8] 赵天意,彭喜元. 改进卡尔曼滤波的融合型锂离子电池SOC估计方法 [J]. 仪器仪表学报,2016,37(7):1141-1145.
- [9] 林成涛,陈全世. 用改进的安时计量法估计电动汽车动力电池SOC [J]. 清华大学学报(自然科学版),2006,46(2):247-250.
- [10] 徐国卿,李卫民. 基于电动汽车磷酸铁锂动力电池荷电状态估计方法研究 [J]. 集成技术,2016,5(1):25-32.
- [11] CARPENTER J, Clifford P. Improved particle filter for nonlinear problems [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 146(1):2-7.
- [12] HAMETNER C, JAKUBEK S. State of charge estimation for lithium ion cells: design of experiments, nonlinear identification and fuzzy observer design [J]. Journal of Power Sources, 2013, 238(28):413-421.
- [13] LEE J, NAM O, CHO BH. Li-ion battery SOC estimation method based on the reduced order extended Kalman filtering [J]. Journal of PowerSources, 2007, 174 (1):9-15.
- [14] 汤仪平. 基于粒子滤波的高浓度染料色泽软测量模型辨识方法 [J]. 化工学报,2012,63(9):2271-2274.
- [15] ARULAMPALAM MS, MASKELL S, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear / non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [16] FOX D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling [J]. The Int J of Robotics Research, 2003, 22(1):985-1003.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)