

锂电池 SOC 参数识别、优化及监测研究

任辉¹, 胡国文², 杨晓冬²

(1. 安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001;)
(2. 盐城工学院 电气工程学院, 江苏 盐城 224003)

摘要:为了延长微网系统中储能装置的使用寿命, 保证微网系统的稳定可靠运行, 需对锂电池荷电状态(SOC)进行实时准确的监测。提出一种基于递推最小二乘法(RLS)和扩展卡尔曼滤波算法(EKF)的电池SOC参数识别优化及检测方法, 并在MATLAB/Simulink仿真环境下进行可行性验证。结果表明, 该方法能够在极小误差范围内实现对锂电池SOC的实时监测。

关键词:SOC; 递推最小二乘法; 扩展卡尔曼滤波算法; MATLAB/Simulink

中图分类号:TM912 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-5322(2018)01-0011-06

随着能源危机和环境污染日益加重, 以太阳能、风能等清洁能源为主体的分布式新能源逐渐成为应对危机的重要途径。然储能电池作为能量存储装置核心部件, 其荷电状态(State of Charge, 简称SOC, 是电池管理系统(BMS)的重要监测量)的准确估测对延长电池使用寿命, 保证混合储能系统甚至微网系统的稳定运行起着至关重要的作用。而电池SOC是不可直接测量量, 且是非线性量, 同时受外界诸多因素的影响, 对其准确估测难度很大^[1]。

目前国内外估算电池SOC的方法有很多, 比较常用的有卡尔曼滤波算法、开路电压法、内阻法、负载电压法、线性模型法、AH计量法、人工神经网络法、放电实验法等^[2]。其中, 卡尔曼滤波算法不仅能够获得电池SOC的估计值, 还能得到估计误差, 适用于各种电池, 尤其适合电流波动大的动力汽车电池的SOC估计^[3]; 开路电压法虽然简单易行、精确度高, 但是电池组需静止时间较长, 不满足在线检测要求; 内阻法只有在放电后期检测才较为精确, 其他一些估算算法由于存在这样或者那样的缺陷, 很少得到广泛应用。

为研究方便, 本文选择锂电池为研究对象, 通过对锂电池建立合适的等效电路模型, 列出对应

的状态空间方程, 在扩展卡尔曼滤波算法(Extended Kalman Filter, 简称EKF)算法分析的基础上, 采用递推最小二乘法实现估计模型参数的实时更新; 通过MATLAB/Simulink仿真对EKF与普通卡尔曼滤波算法进行比较, 结果表明本文采用的锂电池SOC参数识别与监测方法精确度更高、误差更小。

1 锂电池等效模型在线辨识

1.1 电池模型

电池模型用来描述电池工作特性与其影响因素之间的关系, 建立一个合适的电池模型对于提高电池SOC估算精确度起着极为重要的作用。通常情况下, 电池模型的建立不仅要考虑模型与电池外特性的一致性, 还要考虑模型的复杂度, 以便于电池SOC的实时监测^[4]。当电池模型复杂度较高时, 其SOC测量精确度也较高, 但同时也对硬件电路设计、系统成本、运算处理时间等提出更高要求。

国内外对于电池等效模型分类有很多, 其中Thevenin模型和PNGV模型是目前使用最为普遍的电池模型, 而GNL等效电路模型因涉及电路参数较多, 电路模型的实现相对困难, 尚未被广

泛应用^[5]。PNGV 模型是在 Thevinin 模型的基础上增加了电容 C_b (C_b 表示负载电流的时间累积引起开路电压的变化), 精度更高, 是现在比较常用的等效电路模型, 其结构如图 1 所示。电池模型用来描述电池工作特性与其影响因素之间的关系, 因此建立一个合适的电池模型对于提高电池 SOC 估算精确度起着至关重要作用。

目前, 国内外对于电池等效模型有很多种, 通常情况下, 电池模型的建立不仅要考虑模型与电池外特性的一致性, 还要考虑模型的复杂度, 以便于对电池 SOC 的实时监测^[4]。但是模型精确度是与模型复杂度相矛盾的, 当复杂度较高时精确度较高, 但同时也对硬件电路设计、系统成本、运算处理时间等提出更高要求。Thevenin 模型和 PNGV 模型是目前使用最为普遍的电池模型, 而 GNL 等效电路模型因其涉及电路参数比较多, 电路模型的实现也相对比较困难, 因此尚未被广泛应用^[5]。PNGV 模型是在 Thevinin 模型的基础上进一步增加了电容 C_b , C_b 表示负载电流的时间累积而引起开路电压发生变化, 因此这种电池模

型的精度更高, 是现在比较常用的等效电路模型, 其具体模型结构如图 1 所示。

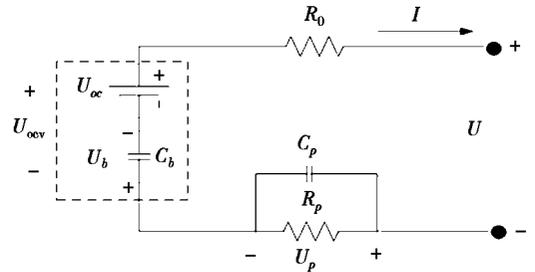


图 1 锂电池 PNGV 模型

Fig. 1 Lithium battery PNGV model

图 1 中, R_0 是电池的内阻, Ω ; R_p 和 C_p 描述电池的激化效应, 单位分别为 Ω, F ; U_{oc} 表示理想电压源的电压, V ; U_{ocv} 是由理想电压源 U_{oc} 与电容 C_b 组成, 表示开路电压, V ; U 为电池端电压, V 。

1.2 递推最小二乘法

在进行模型参数辨识之前, 选用型号为 18650 的锂电池进行 HPPC 实验。该电池单体额定电压为 3.7 V, 可循环充放电次数较多, 使用寿命较长。图 2 为正负电流脉冲实验电压电流示意图。

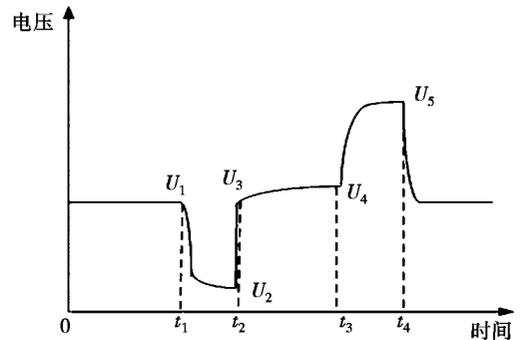
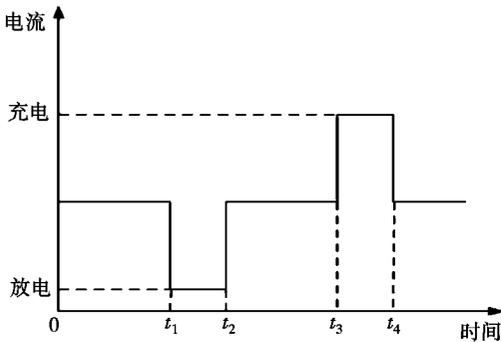


图 2 HPPC 脉冲电流和电压示意图

Fig. 2 Schematic diagram of HPPC pulse current and voltage

HPPC 实验为锂电池充放电特性研究及模型参数辨识提供了依据。而模型参数辨识是 SOC 估算的基础, 模型参数辨识精确度的高低依赖于温度、充放电倍率等对模型辨识的影响大小^[6]。最小二乘法(又叫最小平方, LS)是通过求最小误差的最小平方和寻找数据的最佳函数匹配, 该方法简易、有效, 在动态、静态、线性、非线性系统中都适用, 广泛应用于工程科研领域。本文运用递推最小二乘法(RLS)(它是在普通最小二乘法基础上的改进), 结合 MATLAB 软件, 可以准确地给出参数辨识的结果。

假设被辨识系统差分方程的最小二乘法形

式为:

$$y(k) = H^T(k)\theta + e(k) \quad (1)$$

式中: $y(k)$ 为系统输出的第 k 次观测值, H 为观测向量, $H^T(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-n); u(k) \dots u(k-n)]$; 其中 $u(k)$ 为系统的第 k 次输入值; θ 为系统的被辨识参数, $\theta = [\alpha_1 \dots \alpha_n \beta_0 \beta_1 \dots \beta_n]$; $e(k)$ 为系统均值零噪声。

则取准则函数:

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^{\infty} [E(K)]^2 = \sum_{k=1}^{\infty} [y(k) - H^T(k)\theta]^2 \quad (2)$$

令 $J(\theta)$ 取得最小值时的 θ 记为 $\hat{\theta}_{LS}$, 利用极

值法求得 $\hat{\theta}_{LS}$ 表达式为:

$$\hat{\theta}_{LS} = [H^T(k)H(k)]^{-1}H^T(k)y(k) \quad (3)$$

递推最小二乘法是在 $\hat{\theta}(k)$ 基础上利用新观测数据对老估计值的不断修正,直到参数估计效

$$\begin{cases} P(k) = P(k-1) - K(k)H^T(k)P(k-1) \\ K(k) = P(k-1)H(k) [H^T(k)P(k-1)H(k)]^{-1} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)[y(k) - H^T(k)P(k-1)H(k)] \end{cases} \quad (4)$$

式中, $K(k)$ 为增益因子; $P(k)$ 是第 k 次测量的协方差阵。

1.3 模型参数辨识

在图1所示的电池模型基础上,由基尔霍夫定律与拉普拉斯变换导出频域算式:

$$U(s) = I(s) \left(R_0 + \frac{1}{C_b s} + \frac{R_p}{1 + R_p C_p s} \right) \quad (5)$$

将式(5)展开,并转换为差分方程,可得:

$$U(k) = -\alpha_1 U(k-1) - \alpha_2 U(k-2) + \beta_0 I(k) + \beta_1 I(k-1) + \beta_2 I(k-2) \quad (6)$$

对式(6)进行整理,令 $H^T(k) = [-U(k-1) - U(k-2) \quad I(k) \quad I(k-1) \quad I(k-2)]$, $\theta = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \beta_0 \quad \beta_1 \quad \beta_2]^T$, 得到最小二乘法的最终表达式:

$$U(k) = H^T(k)\theta + e(k) \quad (7)$$

在式(7)的基础上,结合递推式(4)便可以求解出 α_1 、 α_2 、 β_0 、 β_1 、 β_2 的值,从而完成对模型参数的辨识。

2 电池 SOC 估计方法

2.1 SOC 定义

电池的安全高效使用是以 SOC 数值准确估算为前提的,而 SOC 估算的基础是对 SOC 进行正确的定义^[8]。目前,国内外对 SOC 的定义有能量型和电量型两种不同的方式。其中,电量型的定义方式被广泛采用,也被认为是标准定义,其在数值上表示为电池剩余容量占电池额定容量的比值,如式(8)所示。

$$S_k = \frac{Q_{\text{剩余}}}{Q_{\text{额定}}} \quad (8)$$

式中: S_k 为 k 时刻下电池的 SOC; $Q_{\text{额定}}$ 一般是电池成品出厂时标定的额定容量,它是在特定的充放电倍率、温度等条件下获得的。

2.2 基于 EKF 的 SOC 估计

由于锂电池本身的工况比较复杂且呈非线性,为此,采用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)对电池

果达到最优为止。其优点是不需要一次性获取全部数据,而是每获得一组观测数据就可以进行一次参数估计;随着数据的不断增加,参数被不断地修正更新^[7]。其递推公式为:

SOC 进行实时估计^[9]。在 PNGV 模型的基础上进行相关推导,得到该系统模型下的状态方程和观测方程为:

$$\chi_{k+1} = f(\chi_k, \mu_k) + \omega_k \quad (9)$$

$$\gamma_k = g(\chi_k, \mu_k) + \nu_k \quad (10)$$

式中, f 函数与 g 函数均为非线性函数, ω_k 和 ν_k 为系统噪声和观测噪声, χ_k 为状态变量, γ_k 为输出观测量, μ_k 为输入量。

将该非线性模型进行一阶泰勒展开,得到:

$$\begin{cases} \chi_{k+1} = f(\bar{\chi}_k, \mu_k) + \frac{\partial f}{\partial \chi_k} [\chi_k - \bar{\chi}_k] \\ \gamma_k = g(\bar{\chi}_k, \mu_k) + \frac{\partial g}{\partial \chi_k} [\chi_k - \bar{\chi}_k] \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \chi_{k+1} = A_k \chi_k + [f(\bar{\chi}_k, \mu_k) - A_k \bar{\chi}_k] + \omega_k \\ \gamma_k = C_k \chi_k + [g(\bar{\chi}_k, \mu_k) - C_k \bar{\chi}_k] + \nu_k \end{cases} \quad (12)$$

其中,令 $A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial \chi_k} \right|_{\chi=\bar{\chi}_k}$, $C_k = \left. \frac{\partial g}{\partial \chi_k} \right|_{\chi=\bar{\chi}_k}$ 。

扩展卡尔曼滤波算法递进步骤如下:

(1) 将状态初始化,如式(13)所示。

$$\begin{cases} \bar{x}_{0/0} = E[x(0)] \\ P_{0/0} = E\{[x(0) - E[x(0)]] [x(0) - E[x(0)]]^T\} \end{cases} \quad (13)$$

(2) 更新状态预测值,计算误差协方差矩阵及卡尔曼增益,如式(14)所示。

$$\begin{cases} \bar{x}_{k/k} = f(\bar{x}_{k-1/k-1}, \mu_{k-1}) \\ P_{k/k-1} = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \\ K_k = P_{k/k-1} C_k^T (C_k P_{k/k-1} C_k^T + R_k)^{-1} \end{cases} \quad (14)$$

得到修正状态预测值和误差协方差矩阵,如下式(15)所示。

$$\begin{cases} \bar{x}_{k/k} = \bar{x}_{k/k-1} + K_k (\gamma_k - g(\bar{x}_{k/k-1}, \mu_k)) \\ P_{k/k} = (I - K_k C_k) P_{k/k-1} \end{cases} \quad (15)$$

进入下一时刻的递推,更新状态预测值,计算误差协方差矩阵及卡尔曼增益,再修正状态预测

值和误差协方差矩阵,如此递推运算^[10]。

(3)将 S_k 作为极化电压下系统的状态变量,此时系统的输入为电池电流 i_k ,系统的输出端电压为 U ,根据 PNGV 模型状态方程,令

$$x_k = (S_k, U_k^p)^T \quad (16)$$

$$f(x_k, i_k) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\Delta t/\tau) \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} S_k \\ U_k^p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{\eta\Delta t}{Q} \\ R_p(1 - \exp(-\Delta t/\tau)) \end{pmatrix} i_k \quad (17)$$

$$g(x_k, i_k) = U_{ocv}(S_k) - i_k R_0 - U_k^p \quad (18)$$

式中: η 为库仑系数,充电时 $\eta=1$,放电时 $\eta < 1$; i_k 为 k 时刻的电流,同样也规定充电为正,放电为负,A; Q 为电池容量,AH; S_k 为电池荷电状态即剩余容量 SOC; Δt 为采样周期,s; U_k^p 为采样点在时刻 k 时 R_p 上的电压估计值,V; τ 为模型 RC 的时间常数。

3 仿真结果与分析

为了验证锂电池在充放电情况下的 SOC 监测效果,需要对电池给予一定脉冲电流,如图 3 所示。图 3 中,电流为正表示电池在放电,电流为负表示电池在充电。

为了验证本文所采用锂电池 SOC 估计方法的效果,需要对普通卡尔曼滤波算法与基于递推最小二乘法的 EKF 算法进行比较。在 MATLAB/Simulink 环境下构建锂电池模型,在环境温度为 25 °C 时,设定相关参数进而完成对锂电池 PNGV 模型参数的辨识,给出了电池 SOC 分别在普通卡尔曼滤波算法与 EKF 算法下的估计结果,如图 4、图 5 所示。

图 4、图 5 中,锂电池在脉冲电流作用下的实际 SOC 数值变化曲线可以通过实验数据记录得到。比较图 4、图 5,可以明显看出,基于 RLS 的 EKF 算法具有非常良好的在线估测效果。

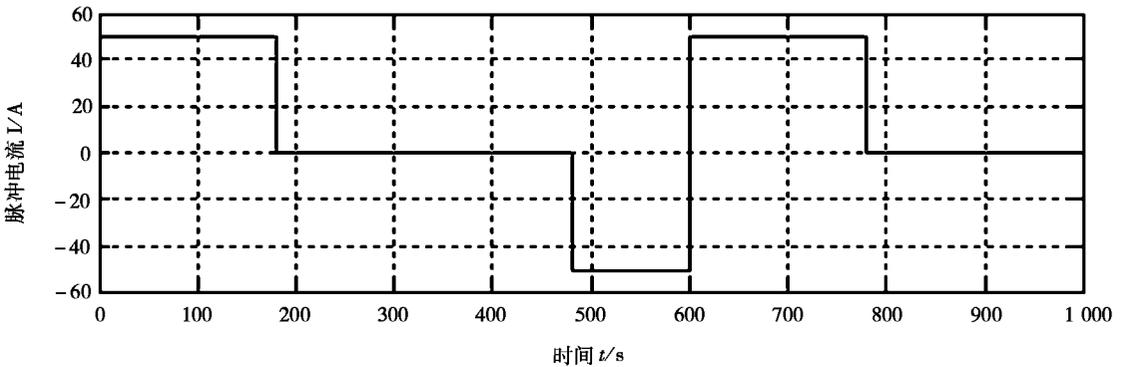


图 3 充放电电流

Fig. 3 Charge and discharge current

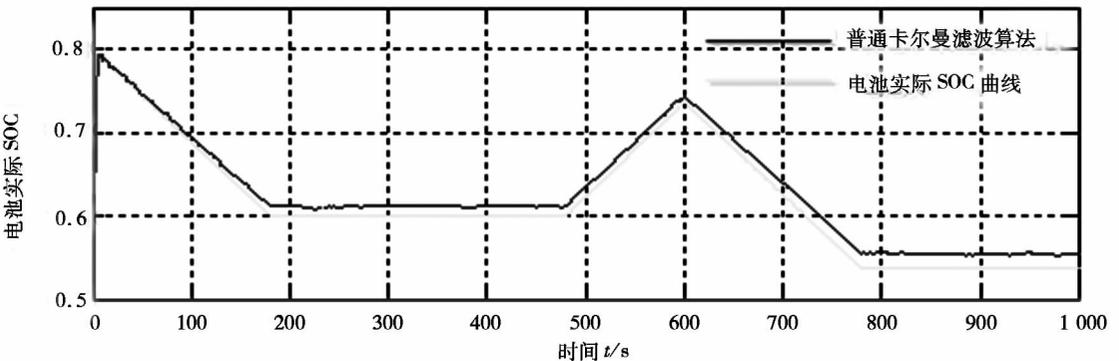


图 4 普通卡尔曼滤波算法

Fig. 4 Ordinary Kalman filter algorithm

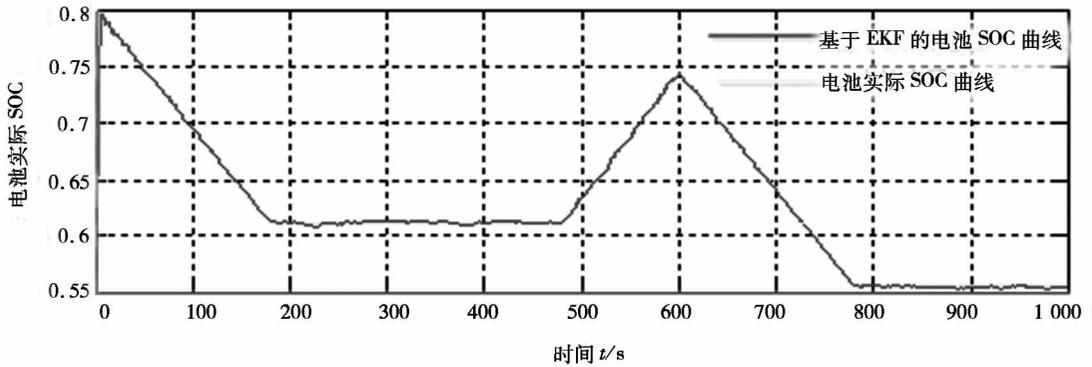


图 5 基于 RLS 的 EKF 卡尔曼滤波算法

Fig. 5 EKF Kalman filter algorithm based on RLS

为了详细验证本文采用的基于 RLS 的 EKF 算法的 SOC 在线估计效果,图 6、图 7 给出了电池 SOC 估计协方差及误差结果。由图 6、图 7 可以

看出,本文所采用的电池 SOC 在线估计方法误差非常小(几乎为 0)、监测精度非常高,完全符合所要求。

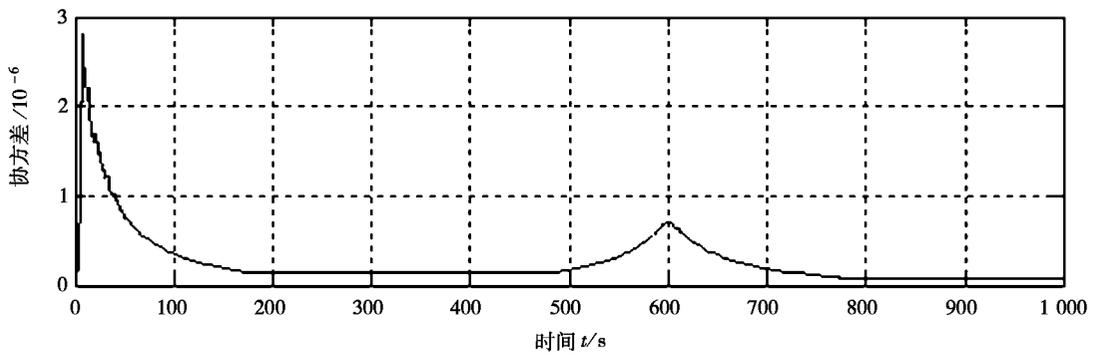


图 6 协方差

Fig. 6 Covariance

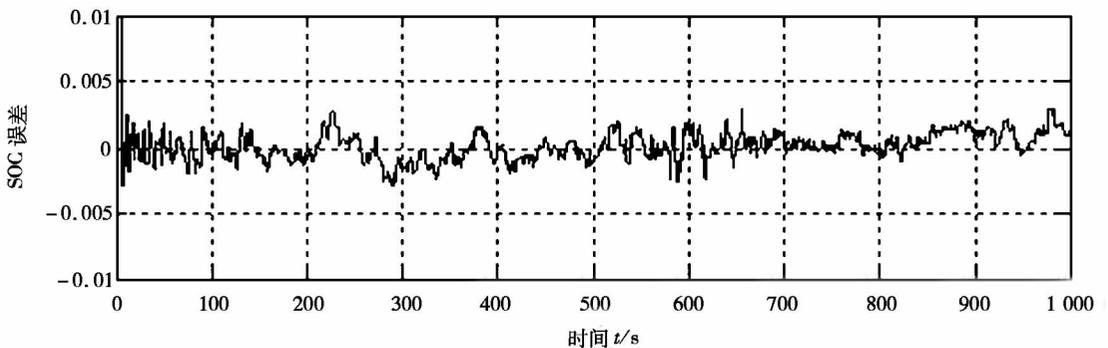


图 7 电池 SOC 估计误差

Fig. 7 Battery SOC estimation error

4 结语

在 MATLAB/Simulink 环境下构建锂电池模型,通过普通卡尔曼滤波算法与基于递推最小二乘法的 EKF 算法的电池 SOC 的比较,可以看出,

基于 RLS 与 PNGV 电池模型的 EKF 算法的测量误差较小、在线估算精确度较高,可以较好地解决电池 SOC 估计与剩余容量监测精度差的不足,具有一定理论与应用价值。

参考文献:

- [1] 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):22-25.
- [2] 李哲.纯电动汽车磷酸铁锂电池性能研究[D].北京:清华大学,2011.
- [3] 邓磊,王立欣,葛腾飞,等.基于改进 PNGV 模型的动力锂电池快速充电优化[J].电源学报,2014,12(4):10-14.
- [4] 张利,张庆,常成,等.用于电动汽车 SOC 估计的等效电路模型研究[J].电子测量与仪器学报,2014,28(10):1161-1168.
- [5] 杨阳,汤桃峰,秦大同,等.电动汽车锂电池 PNGV 等效电路模型与 SOC 估算方法[J].系统仿真学报,2012,24(4):938-942.
- [6] 罗伟林,张立强,吕超,等.锂离子电池寿命预测国外研究现状综述[J].电源学报.2013,11(1):140-144.
- [7] 朱宇峰,高迪驹,沈爱弟,等.船舶动力能源锂电池电量优化估计[J].计算机仿真.2016,33(11):110-114.
- [8] 王杰,郑逸武,王雨晨.工程应用 EKF 的动力锂电池 SOC 估算[J].通信电源技术,2015,32(4):84-87.
- [9] 雷津,邓磊,李小谦,等.基于 EKF 的船舶动力锂电池剩余容量估算[J].电子测量技术,2016,39(12):85-88.
- [10] 刘晓春,杨惠珍,朱良,等.锂电池的电量估计仿真研究[J].电源技术.2017,41(3):367-369.

Study on SOC Parameter Identification Optimization and Monitoring of Lithium Battery

REN Hui¹, HU Guowen², YANG Xiaodong²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science And Technology, Huainan Anhui 232001, China;
2. School of Electrical Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng Jiangsu 224003, China)

Abstract: With the increasing energy crisis and environmental pollution, microgrid systems based on distributed power generation are widely used. As an important part of the microgrid system, the hybrid energy storage device usually plays an important role in recovering the energy of the system and stabilizing the fluctuation of the load power. Lithium battery plays a very important role as the main form of energy storage device. However, in order to prolong the service life of the energy storage device and ensure the stable and reliable operation of the micro-grid system, it is necessary to accurately monitor the state of charge (SOC) of the lithium battery in real time. In this paper, an optimization and detection method for SOC parameter identification based on recursive least squares (RLS) and extended Kalman filter algorithm (EKF) is proposed. And the feasibility of the method is verified in the MATLAB/Simulink simulation environment. The results show that this method can realize real-time monitoring of lithium battery SOC within a very small error range.

Keywords: SOC; recursive least squares method; extended Kalman filter algorithm; MATLAB/Simulink

(责任编辑:李华云)