

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2020.06.002

基于 SHEKF-GPM 融合的锂电池 SOC 估算

雷 敏, 徐 波, 华一飞, 王 钊

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘 要: 荷电状态 (SOC) 是电池控制策略和管理系统的重要参数。针对积分法和电压法估算锂电池 SOC 时不能减少误差累积现象, 提出一种基于平方根高阶扩展卡尔曼滤波 (SHEKF) 与灰色预测模型 (GPM) 融合的算法, 用于估算锂电池 SOC。该方法结合遗忘因子递推最小二乘法 (FFRLS) 和二阶 RC 等效电路模型实时在线辨识和修改锂电池模型参数, 结合 SHEKF-GPM 融合模型进行锂电池 SOC 状态方程的线性部分和非线性部分估算。通过仿真分析, 得到 SHEKF-GPM 融合算法估算 SOC 时的误差低于 0.3%, 协方差误差为 0% 左右, 不会产生误差累积。仿真结果表明, 该方法能减少误差累积, 提高电池管理系统估算锂电池 SOC 时的实用性、有效性和估算精度。

关键词: 平方根高阶扩展卡尔曼滤波; 灰色预测模型; 锂电池; 荷电状态; 遗忘因子递推最小二乘法

中图分类号: TP 202⁺.2

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2020)06-0010-06

引文格式: 雷 敏, 徐 波, 华一飞, 等. 基于 SHEKF-GPM 融合的锂电池 SOC 估算 [J]. 湖南工业大学学报, 2020, 34(6): 10-15.

State of Charge Estimation of Lithium Battery Based on SHEKF-GPM Fusion

LEI Min, XU Bo, HUA Yifei, WANG Po

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: State of charge (SOC) is an essential parameter of the battery control strategy and management system. In view of the fact that the error accumulation can not be reduced by using the integration method and the voltage method in SOC estimation of lithium battery, an algorithm has thus been proposed based on the fusion of square-root high-degree extended Kalman filter (SHEKF) and grey prediction model (GPM) to estimate SOC of lithium battery. The proposed method combines the forgetting factor recursive least square (FFRLS) method with the second-order RC equivalent circuit model to identify and modify the parameters of the lithium battery model in real time. Combined with SHEKF-GPM fusion model, an estimation had been made of the linear and nonlinear part of SOC state equation of lithium battery. The simulation results show that the error of SHEKF-GPM fusion algorithm in SOC estimation is less than 0.3%, with the covariance error being about 0%. The simulation results show that the method can reduce the error accumulation and improve the practicability, effectiveness and accuracy of battery management system in SOC estimation of lithium batteries.

Keywords: square-root high-degree extended Kalman filter; grey prediction model; lithium battery; state of charge; forgetting factor recursive least square algorithm

收稿日期: 2020-06-25

基金项目: 湖南省省市联合基金资助项目 (2020JJ6071)

作者简介: 雷 敏 (1973-), 女, 湖南株洲人, 湖南工业大学副教授, 博士, 硕士生导师, 主要从事复杂网络理论及其在电网稳定性分析中的应用等方面的教学与研究, E-mail: leimin0606@hotmail.com

1 研究背景

随着微电网技术和新能源汽车的发展,储能装置得到了广泛应用。锂电池因具自放电率低、能量密度高、循环寿命长、价格适中、无记忆效应等优点,成为储能装置的首选^[1]。但锂电池一旦发生故障便会带来各种问题,如因锂电池的过热或短路会导致灾难性的爆炸事件、产生高额的维修费用等^[2]。锂电池的工作原理是将化学能转化为电能,其荷电状态(state of charge, SOC)估算对锂电池的充放电优化控制、可靠性提升等有重要价值,能反映电池当前的剩余容量,是表征电池放电状态的重要指标^[3-4]。因而优化锂电池维护过程、估算锂电池 SOC 为大势所趋。锂电池的工作特性呈现非线性,实际工况较复杂,受温度、电流、自身老化等因素的影响,使得精确估算锂电池 SOC 成为该研究领域的难点之一^[5]。

目前,锂电池 SOC 的估算方法包括:

1) 电流积分法和开路电压法^[6]。前者需对电池电量进行长时间记录和监控,电流测量误差会在积分过程不断积累,后者需较长静置时间找出与之匹配的外界条件,会导致 SOC 估算值与真实值间存在差距,难以在实际估算中应用。

2) 电化学阻抗谱法^[7]。该法因含有大量的电化学参数,阻抗谱分析仪器昂贵,仅用于实验室研究电池内部特征,不利于工程推广。

3) 神经网络法^[8]。因该法需要训练大量的样本数据,故其预测精度及训练时间依赖所选的数据和训练方法。

4) 扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)法^[9]及其与其它方法结合。在估算电池的 SOC 时,可以将 SOC 看作电池系统的一个内部状态变量,通过遗忘因子递推最小二乘法(forgetting factor recursive least squares algorithm, FFRLS)实现最小方差推算,能够消除误差累积现象,并且不需要大量的实验数据,易于实现。

5) 等效电路模型法^[10-11]。该法通过具体的模型参数来描述锂电池的非线性动态特性,使得参数辨识过程简单,降低了处理器的运算难度,提高电池管理系统的工作效率。

基于 EKF 与其他方法融合的优点,本文提出一种基于平方根高阶扩展卡尔曼滤波算法(square-root high-degree extended Kalman filter, SHEKF)与灰色预测模型(grey prediction model, GPM)融合的锂电池 SOC 估算算法。该算法采用 FFRLS 并结合二阶 RC(resistance capacitance, RC)等效电路模型实时

在线辨识和修改锂电池模型参数;结合 SHEKF-GPM 融合模型进行锂电池 SOC 状态方程的线性部分和非线性部分估算。最后,通过仿真得到 SHEKF-GPM 融合算法估算 SOC 时的误差低于 3%,协方差误差维持在 0% 左右,不会产生误差累积,验证了所提方法在减少误差累积,提高实用性、有效性和估算精度方面具有一定的优势。

2 模型和参数

2.1 锂电池电路模型的建立

电池模型用于描述电池的影响因素与工作特性之间的数学关系。目前锂电池模型的种类主要有等效电路模型、神经网络模型、电化学模型和特定因素模型等^[12]。综合考虑模型精确度、复杂程度及实验选用的材料,本研究用如图 1 所示的二阶 RC 等效电路模型描述所提方法的锂电池参数辨识和 SOC 估算。

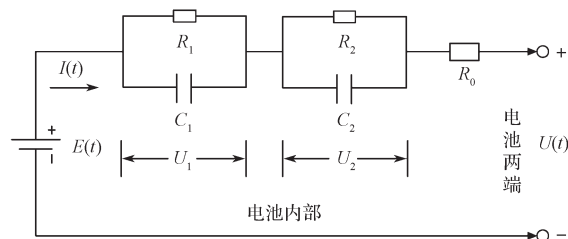


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second order RC equivalent circuit model

图 1 中: $E(t)$ 为锂电池开路电压; $U(t)$ 为电池端电压; $I(t)$ 为端电流,箭头表示电池处于放电状态; R_1 、 C_1 及 R_2 、 C_2 分别用于描述电池的浓差极化内阻和浓差极化电容; R_0 为锂电池欧姆内阻。

锂电池的工作过程较为复杂,其运动过程分为电极间的传输过程和电极上的扩散过程。根据基尔霍夫定律,由图 1 可建立电池的等效模型状态空间方程,式(1)为其测量方程。

$$\begin{cases} C_1 \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_1} + I(t) = 0, \\ C_2 \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_2} + I(t) = 0, \\ U(t) = U_1(t) + U_2(t) + E(t) + I(t)R_0. \end{cases} \quad (1)$$

SOC 为一定倍率放电条件下电池剩余电量与相同条件下额定容量的比值,其计算式为

$$soc(t) = soc(0) + \int_0^t \frac{\eta I(t)}{3600Q} dt. \quad (2)$$

式中: Q 为电池容量; η 为充放电效率。

式(3)为电池的状态方程,式(4)为等效电路模型状态方程。

$$\begin{cases} \frac{dU_1}{dt} = -\left[\frac{U_1}{C_1 R_1} + \frac{I(t)}{C_1}\right], \\ \frac{dU_2}{dt} = -\left[\frac{U_2}{C_2 R_2} + \frac{I(t)}{C_2}\right], \\ \frac{dsoc(t)}{dt} = -\frac{\eta I(t)}{3600Q}. \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} u_1(k+1) \\ u_2(k+1) \\ soc(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp\left(\frac{-T}{R_1 C_1}\right) & 0 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-T}{R_2 C_2}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \\ soc(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-T}{R_1 C_1}\right)\right) \\ R_2 \left(1 - \exp\left(\frac{-T}{R_2 C_2}\right)\right) \\ \frac{-\eta T}{3600Q} \end{bmatrix} I(k). \quad (4)$$

式中: T 为电流采样时间; $soc(k)$ 为 k 时刻荷电状态; $u(k)$ 为 k 时刻电压; k 为离散时间, 表示物理量对应的时刻。

2.2 电池模型参数辨识

为准确跟踪锂电池模型参数, 需要使用离线或在线辨识方法^[5]。电池工作环境复杂多变, 离线辨识需要依靠前期采集的充放电实验数据, 很难保证离线数据在当前的工况下适用; 在线辨识依靠当前状态计算出模型的实时参数, 不用参照前期的工作量, 更适用于实际工况。FFRLS 可以很好地适用于直线拟合系统参数辨识, 系统更重视当前的参数, 加强新数据提供的信息量, 逐渐减弱旧数据, 防止数据达到饱和状态。FFRLS 的基本思想, 是新估算值 $\hat{\theta}_{(k+1)}$ 在旧估算值 $\hat{\theta}_{(k)}$ 基础上, 利用新观测值对旧估算值 $\hat{\theta}_{(k)}$ 进行修正得到的, 无需存储全部数据, 取其中一组观测数据便可估算一次参数。且其能够实现实时在线辨识, 逐次引入观测数据重复参数估算, 当参数估算结果达到满意精确度时停止运行^[13]。为此, 本研究采用 FFRLS 实时在线辨识锂电池二阶模型参数。

具体的在线辨识过程如下: 在图 1 中, $I(t)$ 是等效电路的端电流, 根据基尔霍夫定律得电池输出电压 U_s 为开路电压 $E(t)$ 与端电压 $U(t)$ 之差, 由拉普拉斯变换可得频域算式 (5), 将式 (5) 展开后可得差分方程式 (6)。

$$U_s = I(t) \left[\frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s} + R_0 \right], \quad (5)$$

$$E_k = -\alpha_1 U_{k-1} - \alpha_2 U_{k-2} + \beta_0 I_k + \beta_1 I_{k-1} + \beta_2 I_{k-2}. \quad (6)$$

式 (5) (6) 中: s 为系统平面的映射; α 、 β 为电池模型参数。

对式 (6) 进行整理, 令 $\theta = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \beta_0 \ \beta_1 \ \beta_2]^T$,

$\Psi_k^T = [-U_{k-1} \ -U_{k-2} \ I_k \ I_{k-1} \ I_{k-2}]$, 可得 FFRLS 的形式为

$$U_k = \Psi_k^T \theta + \xi_k. \quad (7)$$

式中: U_k 为 FFRLS 离散化处理值; ξ_k 为零均值高斯白噪声, 含模型噪声和测量噪声。

由测量数据进行参数递推辨识的 FFRLS 递推公式如式 (8) 所示, 由式 (8) 即可求出 α_1 、 α_2 、 β_0 、 β_1 和 β_2 的值。

$$\begin{cases} P_k = P_{k-1} (1 - K_k \Psi_k^T), \\ K_k = P_{k-1} \Psi_k (1 + \Psi_k^T P_{k-1} \Psi_k^T)^{-1}, \\ y_k = \Psi_k^T \theta + \xi_k, \\ \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k (y_k - \Psi_k^T \hat{\theta}_{k-1}). \end{cases} \quad (8)$$

式中: P_k 、 K_k 分别为协方差矩阵和增益因子; y_k 为输出信号。

3 融合算法设计

因锂电池参数辨识模型呈非线性, 不能直接采用 EKF 估算 SOC。非线性滤波器是针对状态方程和输出方程均为非线性系统提出的, 沿用非线性滤波器估算电池的 SOC 时, 使用数值积分近似求解, 增加了不必要的计算量^[14]。针对以上问题, 本文提出一种基于 SHEKF-GPM 融合的锂电池 SOC 估算算法, 其模型如图 2 所示。

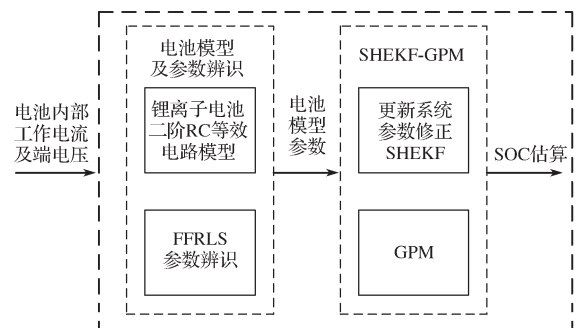


图 2 SHEKF-GPM 融合模型

Fig. 2 SHEKF-GPM fusion model

由图 2 可知, SHEKF-GPM 融合的锂电池 SOC 估算算法将锂电池模型、参数辨识、SHEKF-GPM 融为一体, 该融合模型迭代过程包含如下步骤。

步骤 1 SOC 初始化。

给定算法初始值: $x(0)$ 、初始时刻 $v(k)$ 的协方差 R_0 及状态估算误差协方差矩阵 P_k 的平方根 S_k , 由于数值计算误差会导致 P_k 失去正定性, 故引入平方根 S_k 的滤波技术进行传播, 从而改善系统数值的稳定性, 提高迭代过程中的数值精度。

步骤2 估计状态变量先验值。

采用 GPM 完成 k 时刻系统状态变量的先验估算, 即将灰色卡尔曼滤波算法中的系统中间状态变量看作随机变化的灰色发展过程, 对灰色发展过程建立 GPM。

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1}^{(0)} = \hat{x}_{k+1}^{(1)} - \hat{x}_k^{(1)} = \left(x_1^{(0)} - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right) \left(e^{-\hat{a}k} - e^{-\hat{a}(k-1)} \right), \\ \hat{x}_{k+1}^{(1)} = \left(x_1^{(0)} - \frac{\hat{b}}{\hat{a}} \right) e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}}. \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\hat{x}_{k+1}^{(0)}$ 为系统状态变量; $\hat{x}_{k+1}^{(1)}$ 为系统观测变量; \hat{a} 、 \hat{b} 分别为模拟系统噪声与观测噪声。

步骤3 更新系统状态先验估算值与估算误差协方差矩阵。

$$x'_k = \begin{bmatrix} U_1(\hat{x}_{k+1}^{(0)}) & soc(\hat{x}_{k+1}^{(0)}) \end{bmatrix}^T, \quad (10)$$

$$S_k = \text{up} \left\{ A_k S_k^-, \left(\hat{x}_{k+1}^{(0)} - \hat{x}_{k+1}^{(1)} \right), \omega_c^0 \right\}. \quad (11)$$

式中: x'_k 为 GPM 预测 k 时刻系统状态量的先验估算值; S_k 为系统状态估算误差协方差矩阵 P_k 的平方根; A_k 为增益矩阵; $U_1(\hat{x}_{k+1}^{(0)})$ 为系统状态变量的电压; $soc(\hat{x}_{k+1}^{(0)})$ 为系统状态变量的 SOC; ω_c^0 为随机变量间的偏差; up 表示函数的上界。

步骤4 构造容积点。

$$\lambda_{i,k} = S_k \xi_i + x'_k, \quad i=1, 2, \dots, 2n^2+1. \quad (12)$$

步骤5 测量估算 y_k , 估算协方差 $P_k^{\bar{y}}$ 和联合协方差 $P_k^{\bar{xy}}$ 。

$$y_k = \sum_{i=0}^{2L} \omega_i^m Y_i, \quad (13)$$

$$P_k^{\bar{y}} = \omega_i^m (Y_i - y_k)(Y_i - y_k)^T, \quad (14)$$

$$P_k^{\bar{xy}} = \sum_{i=0}^{2L} \omega_i^m (X_i - y_k)(Y_i - y_k)^T. \quad (15)$$

式中: ω_i^m 为经量测方程传递的容积点, 下标 i 表示当前的容积点; X_i 为状态变量的真实值; Y_i 为状态变量的预测值。

步骤6 计算 SOC 卡尔曼增益。

$$K_k = P_k^{\bar{xy}} \left(P_k^{\bar{y}} \right)^{-1}. \quad (16)$$

步骤7 估算 SOC 状态更新协方差平方根。

$$S_k = \text{up} \left\{ \left(A_k - S_k^- y_k \right), A_k \sqrt{R_{k-1}}, \omega_c^0 \right\}. \quad (17)$$

步骤8 输出 SOC, 并且返回步骤3, 循环直至结束。

上述迭代过程中, 步骤1~步骤3使用 FFRLS 估算状态; 步骤4~步骤7使用 GPM 和 SHEKF 估算输出, 并重复上述步骤, 直到完成输出 SOC。

4 仿真分析

为了提高锂电池 SOC 估算的准确性, 建立了 SHEKF-GPM 融合算法估计模型。即将恒流条件下获得的 SOC 数据代入模型中, 作为系统输入, 并进行仿真分析。图3所示为 SOC 真实数据和估算数据仿真结果对比, SOC 的初始值设定为 100%。

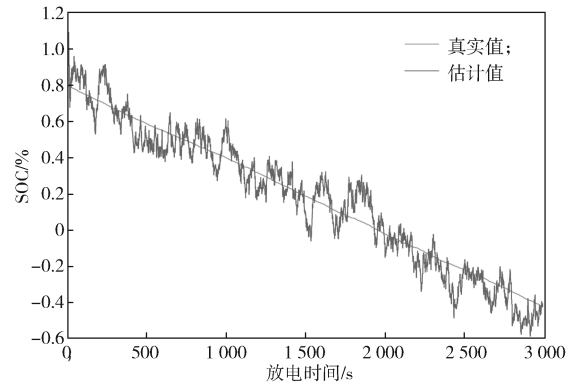


图3 恒流放电下 SOC 的真实值与估计值仿真结果对比
Fig. 3 Comparison of simulation results between the real and estimated SOC under a constant current discharge

由图3可知, 随着放电时间的增加, 融合法能够较好地适应复杂化的环境, 放电过程中存在的误差是由锂电池开路电压与 SOC 函数关系不明确所导致的, 估计值通过循环递推逼近真实值。

图4所示为 FFRLS 算法在线识别锂电池端子电压的真实值和估计值。在相同的工作条件下, 随着放电时间的增加, SOC 值逐渐减小。

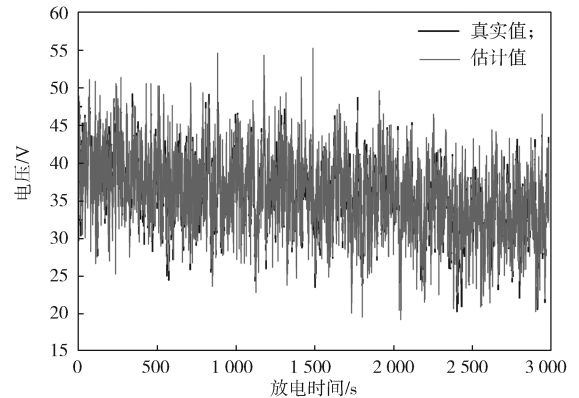
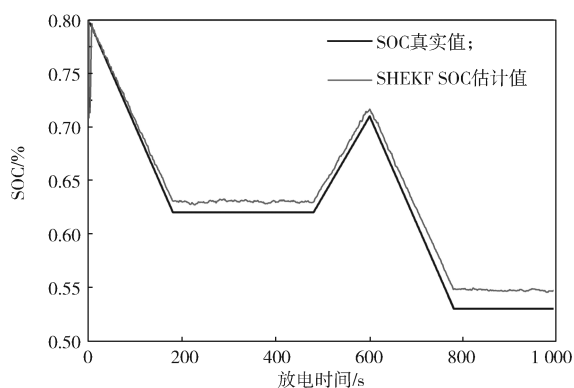


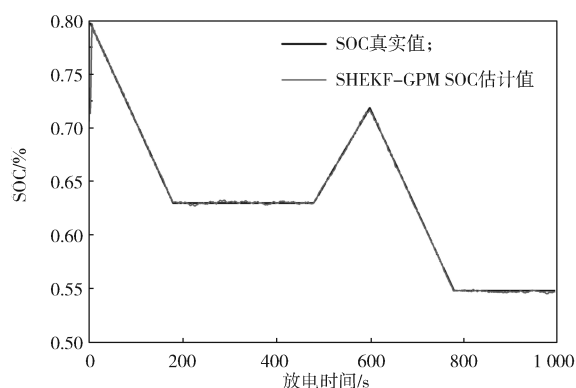
图4 锂电池端子电压的真实值和估计值
Fig. 4 Real and estimated values of terminal voltage of lithium battery

从图 4 可以看出,在恒流充电条件下,高倍率放电环境下电池电压变化较大,二阶 RC 等效电路模型具有拟合性能,随着放电时间的增加,使得模型的端电压部分发散,FFRLS 参数在线辨识算法能够实时更新锂电池系统模型的参数,实现锂电池参数的精确估计。

为了验证 SHEKF-GPM 融合前后 SOC 估算曲线的收敛能力,借助 Matlab/Simulink 搭建仿真实验平台,对 SOC 估计前后的结果进行了比较,结果如图 5a 所示,在整个放电过程中,电池共进行了 10 次完整的放电过程,每次放电 100 s,放电过程至第 8 次时达到 SOC 放电的截止电压, SOC 随放电电流变化呈现单调非线性下降趋势。融合 SHEKF-GPM 算法后的仿真图如图 5b 所示,可见曲线的拟合度较高,系统具有较好的收敛性能,同样的初值对其收敛时间的影响并不大。通过对比实验,表明所提融合模型能精确地估算锂电池 SOC。



a) 融合前 SOC 估计比较



b) 融合后 SOC 估计比较

图 5 融合前后 SOC 估算曲线比较

Fig. 5 Comparison of SOC estimation curves before and after fusion

图 6 和图 7 分别为 SHEKF-GPM 融合后的 SOC 估计误差和协方差误差仿真结果图。由图 6 可看出,融合模型的锂电池 SOC 估算误差不会随着时间的延长而增大,且能保持低于 0.3%,具有较高的精度与

跟踪性。可见,二阶 RC 等效电路模型对锂电池具有良好的跟踪动态特性,电池的整体估计误差较小,且 FFRLS 可以实时更新电池模型的参数辨识,利于锂电池参数的准确估计;协方差误差可以定量地反映预测算法的复杂度和预测精度。从图 7 可看出,融合 SOC 后的协方差误差维持在 0% 左右,不会存在严重的累积误差,估计值能很好地跟踪真实值,误差较小,预测精度较高,进而验证了所提融合模型的可行性和有效性。

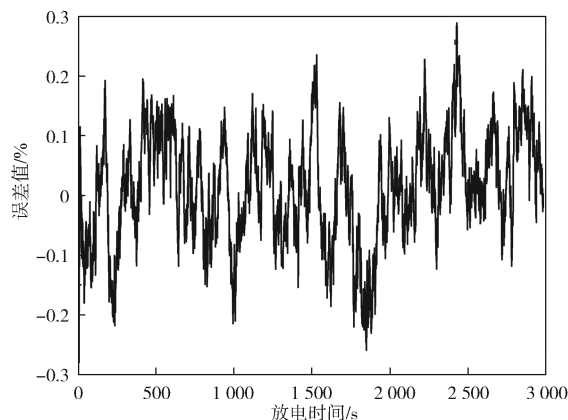


图 6 融合 SOC 估计误差的仿真结果

Fig. 6 Simulation results of SOC estimation error fusion

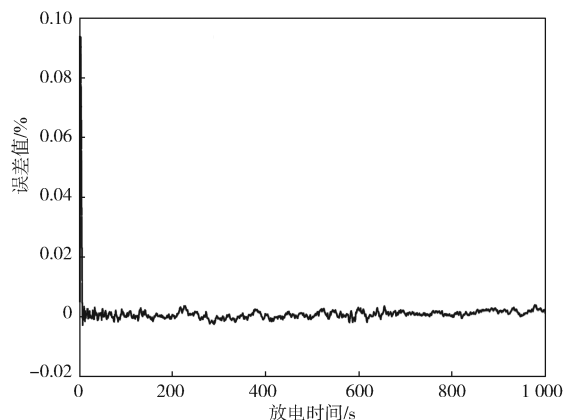


图 7 融合 SOC 协方差误差的仿真结果

Fig. 7 Simulation results of SOC covariance error fusion

5 结语

针对锂电池二阶 RC 等效电路模型,通过 FFRLS 对参数进行在线辨识是锂电池应用中的重点和难点。本文提出 SHEKF-GPM 融合的方法估算锂电池 SOC,基于二阶 RC 等效模型,以表征锂电池的工作特性。通过 FFRLS 进行参数在线辨识和修改电池模型参数;创新性地提出 SHEKF-GPM 融合算法进行锂电池 SOC 在线估算。仿真与试验对比分析结果表明,该模型下的 SOC 估计误差均低于 0.3%,协方差

误差维持在 0% 左右, 不会产生误差累积, 具有较高的精度, 因而验证了所提融合模型的可行性。

所提融合模型虽为锂电池 SOC 估算提供了一种新的方法, 但采用 SHEKF-GPM 融合的 SOC 估算方法较为复杂, 在保证提高 SOC 估算精度的前提下, 后续工作将着重研究预估算法的优化处理。

参考文献:

- [1] RAHIMIEICHI H, OJHA U, BARONTI F, et al. Battery Management System: An Overview of Its Application in the Smart Grid and Electric Vehicles[J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2013, 7(2): 4–16.
- [2] 高安同, 张 金, 陈荣刚, 等. 锂离子电池荷电状态估算及剩余寿命预测[J]. 电源技术, 2014, 38(6): 1066–1068.
GAO Antong, ZHANG Jin, CHEN Ronggang, et al. SOC Estimation and Remaining-Useful-Life Prediction of Li-Ion Battery[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2014, 38(6): 1066–1068.
- [3] PILLER S C, PERRIN M, JOSSEN A. Methods for State-of-Charge Determination and Their Applications[J]. Journal of Power Sources, 2001, 96(1): 113–120.
- [4] 赵天意, 彭喜元, 彭 宇, 等. 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): 1441–1448.
ZHAO Tianyi, PENG Xiyuan, PENG Yu, et al. Li-Ion Battery SOC Estimation Method with Fusion Improved Kalman Filter Algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 1441–1448.
- [5] 谷 苗, 夏超英, 田聪颖. 基于综合型卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估算[J]. 电工技术学报, 2019, 34(2): 419–426.
GU Miao, XIA Chaoying, TIAN Congying. Li-Ion Battery State of Charge Estimation Based on Comprehensive Kalman Filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(2): 419–426.
- [6] AYLOR J H, THIEME A, JOHNSON B W. A Battery State-of-Charge Indicator for Electric Wheelchairs[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1992, 39(5): 398–409.
- [7] 张彩萍, 姜久春, 张维戈, 等. 梯次利用锂离子电池电化学阻抗模型及特性参数分析[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(1): 54–58.
ZHANG Caiping, JIANG Jiuchun, ZHANG Weiyi, et al. Characterization of Electrochemical Impedance Equivalent Model and Parameters for Li-Ion Batteries Echelon Use[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(1): 54–58.
- [8] LIU R H, SUN Y K, JI X F. Battery State of Charge Estimation for Electric Vehicle Based on Neural Network[C]//2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks. [S. l.]: IEEE, 2011: 493–496.
- [9] 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.
WU Hongjie, QI Bojin, ZHENG Minxin, et al. Ni-MH Battery State-of-Charge Estimation Based on Kalman Filter[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007, 33(8): 945–948.
- [10] 聂文亮, 谭伟杰, 邱 刚, 等. 基于 ARX 模型的锂离子电池荷电状态在线估算[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(18): 5415–5424.
NIE Wenliang, TAN Weijie, QIU Gang, et al. Online State-of-Charge Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on the ARX Model[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(18): 5415–5424.
- [11] 陈息坤, 孙 冬, 陈小虎. 锂离子电池建模及其荷电状态鲁棒估计[J]. 电工技术学报, 2015, 30(15): 141–147.
CHEN Xikun, SUN Dong, CHEN Xiaohu. Modeling and State of Charge Robust Estimation for Lithium-Ion Batteries[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(15): 141–147.
- [12] 陈全世, 林成涛. 电动汽车用电池性能模型研究综述[J]. 汽车技术, 2005(3): 1–5.
CHEN Quanshi, LIN Chengtao. Summarization of Studies on Performance Models of Batteries for Electric Vehicle[J]. Automobile Technology, 2005(3): 1–5.
- [13] 刘艳莉, 戴 胜, 程 泽, 等. 基于有限差分扩展卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电工技术学报, 2014, 29(1): 221–228.
LIU Yanli, DAI Sheng, CHENG Ze, et al. Estimation of State of Charge of Lithium-Ion Battery Based on Finite Difference Extended Kalman Filter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(1): 221–228.
- [14] 方明杰, 王群京. 基于扩展卡尔曼滤波算法的锂离子电池的 SOC 估算[J]. 电工电能新技术, 2013, 32(2): 39–42, 62.
FANG Mingjie, WANG Qunjing. Strategy of Estimating State of Charge for Lithium-Ion Battery Based on Extended Kalman Filter[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2013, 32(2): 39–42, 62.

(责任编辑: 廖友媛)