

文章编号: 2095-4980(2020)04-0750-06

## 动力型锂电池 SOC 与 SOH 协同估计

刘 熹<sup>a,b</sup>, 李 琳<sup>a,b</sup>, 刘海龙<sup>\*a,b</sup>

(西安石油大学 a.陕西省油气井测控技术重点实验室; b.电子工程学院, 陕西 西安 710065)

**摘要:** 锂电池及其应用近年来逐渐成为研究热点。以提高电池管理系统(BMS)对电池荷电状态(SOC)和健康状态(SOH)的估算精确度为目标, 在建立二阶 Thevenin 等效电路模型基础上提出一种能在线协同估算电池荷电状态和健康状态的改进扩展卡尔曼滤波算法。通过分阶段脉冲放电实验, 并利用最小二乘法求得模型参数。在动态应力测试工况(DST)下借助 Matlab 对比分析了改进扩展卡尔曼算法在 SOC 和 SOH 估计精确度、错误初值时算法收敛性、算法复杂度等方面的性能。实验表明, 利用该算法可以精确估计出各采样点处的 SOC 和 SOH, 误差低于 1%; 且在初值不准确情况下, 运行算法可快速收敛至真值附近, 算法估算结果的准确性与模型参数的微调无关, 鲁棒性较好。

**关键词:** 动力锂电池; SOC 估算; SOH 估算; 改进扩展卡尔曼滤波; 等效电路模型

**中图分类号:** TN607; TM912      **文献标志码:** A      **doi:** 10.11805/TKYDA2019181

## Cooperative estimation of SOC and SOH for power lithium-ion batteries

LIU Xi<sup>a,b</sup>, LI Lin<sup>a,b</sup>, LIU Hailong<sup>\*a,b</sup>

(a.Key Laboratory of Shaanxi Province for Gas and Oil Well Logging Technology;

b.School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an Shaanxi 710065, China)

**Abstract:** Lithium battery and its application have gradually become a research hotspot in recent years. In order to improve the estimation accuracy of Battery Management System(BMS) for battery State Of Charge(SOC) and State Of Health(SOH), an improved extended Kalman filter algorithm for online collaborative estimation of battery state of charge and health is proposed based on the establishment of the second-order Thevenin equivalent circuit model. The model parameters are obtained by the least squares method through a staged pulse discharge experiment. The performance of improved extended Kalman algorithm in SOC and SOH estimation accuracy, convergence of algorithm and complexity of algorithm under Dynamic Stress Test(DST) conditions are compared and analyzed by Matlab. Experiments show that the improved extended Kalman filter algorithm can accurately estimate SOC and SOH at each sampling point, with an error about 1%. Moreover, when the initial value is not accurate, the algorithm can rapidly converge to the true value with good robustness, and the accuracy of the algorithm is almost unaffected by the fine-tuning of model parameters.

**Keywords:** power lithium-ion battery; SOC estimation; SOH estimation; improved extended Kalman filter; equivalent circuit model

在电池状态参数的监视中, 荷电状态(SOC)参数最为重要, 由于 SOC 估计精确度直接决定电池管理系统(BMS)的优劣, 因此对该参数的精确估计是 BMS 技术的核心。SOC 是对电池剩余电量的反映, 与电流、电压等参数不同的是该参数不能直接通过测量得到, 必须在采集某些物理量的基础上, 建立和使用相应的数学模型及算法才能获得<sup>[1]</sup>。目前, 该参数常定义为在标准放电倍率条件下电池剩余电量和同条件下额定容量的比<sup>[2]</sup>。文

收稿日期: 2019-05-20; 修回日期: 2019-06-02

基金项目: 陕西省重点研发计划资助项目(2017ZDXM-GY-097); 西安石油大学研究生创新与实践能力的培养计划资助项目(YCS18213087)

作者简介: 刘 熹(1994-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为电力电子技术及其应用。email:421684367@qq.com

\*通信作者: 刘海龙 email:liuhailong@xsyu.edu.cn

献[3]分析了安时积分法估算 SOC 时对初始值和电流采集精确度要求极高，且无法克服实际情况中的误差累计问题；开路电压法费时且多离线使用；文献[4]使用神经网络则依靠大量的数据，误差受实验数据和方法的影响很大；文献[5]运用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法不仅可以完成 SOC 在线估算，而且能够克服误差累计带来的不利影响，但是该方法对所建立的电池模型精确度要求较高。

锂电池的健康状态 SOH 的预测则是提高电池循环使用效率的关键。电池能够提供输出功率的大小和存储电量的多少会随电池的老化而逐渐降低，若不能及时剔除寿命过低的电池，则会造成动力系统故障。常用来获取 SOH 参数的方法是以电池剩余容量与额定容量的比值或根据电池内阻的改变来估计其状态<sup>[6]</sup>。

在锂电池模型和相关参数估算方法分析的基础上，提出一种利用动态参数的改进 Thevenin 模型下的锂电池 SOC 与 SOH 在线协同估计算法。该方法不但能够在线监测电池荷电状态，而且可以实时预测出电池的当前健康状态，且在算法给定初值与真实值存在较大误差时，预测值也能够快速收敛至真值附近，估算误差低于 1%。

### 1 动力型锂电池模型建立及参数辨识

#### 1.1 等效电路模型

合理的锂电池等效电路模型应具备能够较为准确地描述电池在使用过程中表现出的动、静态特性，模型阶数合理以及模型参数辨识较为容易和易于工程实现等特点。常见的模型有线性模型、Thevenin 模型、GNL 模型等<sup>[7]</sup>。为了易于工程实现，且充分考虑模型精确度与计算量之间的矛盾，本文在传统 Thevenin 模型基础上增加一个极化网络，该二阶模型不仅计算精确度较高，且模型参数的计算量也较为合理。如图 1 所示。

图 1 中， $E$  代表电池电动势。 $R_C$  和  $R_E$  均为极化电阻， $C_C$  和  $C_E$  则对应为极化电容。 $i$  为流过负载的实际电流， $R_0$  代表电池的欧姆内阻。 $\tau_1$  为  $R_EC_E$  网络的时间常数，其端电压为  $U_1$ ； $\tau_2$  为  $R_CC_C$  网络的时间常数，其端电压为  $U_2$ ； $U_o$  为电池端电压。依据所建立模型，由基尔霍夫电压、电流定律可得到其数学表达式如式(1)~(3)：

$$U_o(t) = E(t) - U_1(t) - U_2(t) - i \times R_0 \tag{1}$$

$$C_E \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_E} = i \tag{2}$$

$$C_C \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_C} = i \tag{3}$$

$$SOC(t) = SOC(t_0) + \frac{1}{Q_N} \int_{t_0}^t \eta \cdot i(t) dt \tag{4}$$

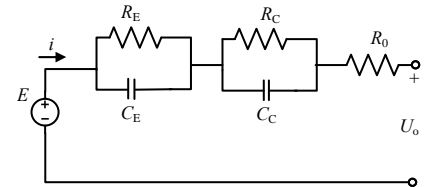


Fig.1 Second-order Thevenin equivalent circuit model  
图 1 二阶 Thevenin 等效电路模型

式中： $SOC(t)$ 表示  $t$  时刻的剩余电量值； $SOC(t_0)$ 为锂电池初始荷电状态值； $Q_N$  代表电池的实际容量； $\eta$  为充放电效率。根据上述表达式，可推导出离散化后的电池模型状态空间方程如下：

$$\begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\frac{kT}{\tau_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{kT}{\tau_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \\ SOC(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1(1 - e^{-\frac{kT}{\tau_1}}) \\ R_2(1 - e^{-\frac{kT}{\tau_2}}) \\ \frac{\eta T}{Q_N} \end{bmatrix} \cdot i(k-1) \tag{5}$$

$$U_o(k) = E[SOC(k)] - U_1(k) - U_2(k) - i(k) \times R_0 \tag{6}$$

式中： $T$  为采样周期； $E[SOC(k)]$ 是电池 SOC 与开路电压(Open Circuit Voltage, OCV)的映射关系<sup>[8]</sup>。

#### 1.2 电池模型参数辨识

启用算法估算锂电池荷电状态前，需要得知模型中参数的具体数值，通过状态空间方程，计算 SOC 值。参数辨识流程如图 2。

##### 1.2.1 电池电动势曲线参数辨识

电池电动势与 SOC 存在特定的函数关系，但通常情况下电动势无法直接获取<sup>[9]</sup>。定义其存在如下关系：

$$E = U_o + \mu \tag{7}$$

式中  $\mu$  为一个极小值，因此将开路电压  $U_o$  的值近似为电池电动势  $E$  的大小。辨识该参数，需对电池进行完整的充放电试验。本次实验锂电池参数如表 1 所示。

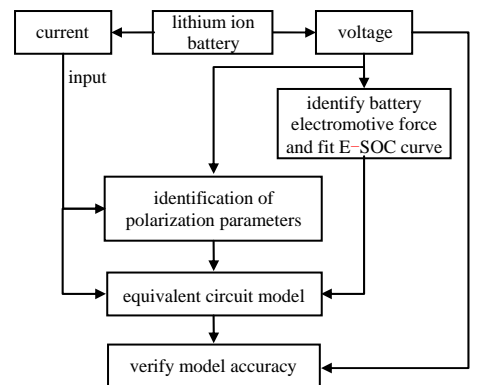


Fig.2 Process of model parameter identification  
图 2 模型参数辨识流程

表 1 实验锂电池参数

Table 1 Parameters of experimental lithium battery

battery type	rated voltage/V	rated capacity/Ah	actual capacity/Ah	experimental temperature/°C
Li	3.7	8	8.3	25

利用循环脉冲放电实验辨识 OCV-SOC 函数关系的步骤如下:

- 1) 锂电池充至满电, 静置 1 h 后测得开路电压值, 并标定此时 SOC 为 1;
- 2) 设定可编程电子负载恒流放电电流为 8.3 A, 放电时以 10 Hz 频率采集电压、电流等数据;
- 3) 放电时间设定为 3 min 时, 停止放电, 并静置 5 min, 仍以 10 Hz 频率采集电压、电流数据;
- 4) 重复 2)~3)过程, 至 SOC 为 0。

利用 Matlab 拟合不同阶数多项式拟合的误差平方和平方误差之和(Sum of Squared Error, SSE)如表 2 所示; OCV-SOC 曲线如图 3 所示。

表 2 拟合多项式阶数与 SSE 比较

Table 2 Comparing the order of fitting polynomial with SSE

SSE			
order number=5	order number=6	order number=7	order number=8
0.007 179	0.005 588	0.005 584	0.004 923

为减少因 OCV-SOC 拟合曲线误差带来 SOC 估算准确性的降低, 选择 8 阶多项式。函数关系如下:

$$E(SOC) = 257.2SOC^8 - 1024SOC^7 + 1632SOC^6 - 1310SOC^5 + 527.2SOC^4 - 73.13SOC^3 - 15.44SOC^2 + 6.182SOC + 3.191 \quad (8)$$

1.2.2 电池 R,C 参数值辨识

对 R,C 参数的辨识, 每次选择恒流放电实验中 SOC 下降梯度为 5%时的数据集进行参数辨识, 共 20 组。如图 4 所示为一组 SOC 由 0.6 放电至 0.55 实验时采集到的电流和电压数据。

阶段 1 中电池由静置状态开始以 1 C 电流  $I$  放电, 其端电压迅速下降, 主要原因是受电池内阻  $R_0$  的影响。因此可求得电池欧姆内阻为:

$$R_0 = \frac{|U_2 - U_1|}{I} \quad (9)$$

阶段 2 为电池电容充电过程, 其变化过程接近指数变化, 具有电容渐变特性。其中, 阶段 1 与阶段 2 共同构成电池放电时的零状态响应过程。

阶段 3 与阶段 4 电池停止放电, 反映出电池的零输入响应过程。受电池电化学机理的影响, 停止放电后电池的化学反应不会立刻停止, 因此产生 3~4 段的回弹特性。阶段 4 内任意时间  $t$  的电池端电压大小为:

$$U_o(t) = E(t) - U_{o1}e^{-\frac{t}{\tau_1}} - U_{o2}e^{-\frac{t}{\tau_2}} \quad (10)$$

式中:  $E(t)$ 表示  $t$ 时刻的电池电动势大小;  $U_{o1}$ 和  $U_{o2}$ 表示 RC 网络零输入响应状态的初始值。

利用阶段 4 中得到的响应电压实验数据, 结合 Matlab/cftool 工具通过拟合得到的曲线实现对模型参数的求解。

1.3 模型精确度验证

结合锂电池等效电路模型及参数辨识结果, 搭建 Simulink 仿真模型, 运用分阶段查表法验证等效模型的准确度。将实际实验中获得的电池端电压数据与经过脉冲电流激励后模型得到的响应电压值对比如图 5 所示。由图可知, 在电流激励下模型响应电压与实际实验值契合度较高, 相对误差百分比维持在 2% 以下。

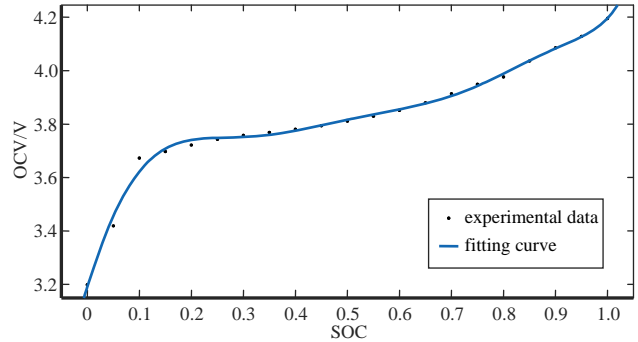


Fig.3 OCV-SOC fitting curve  
图 3 OCV-SOC 拟合曲线图

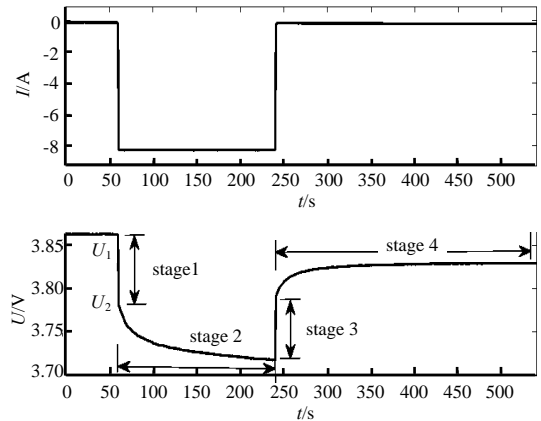


Fig.4 Pulse discharge current and response voltage  
图 4 脉冲放电电流及响应电压曲线图

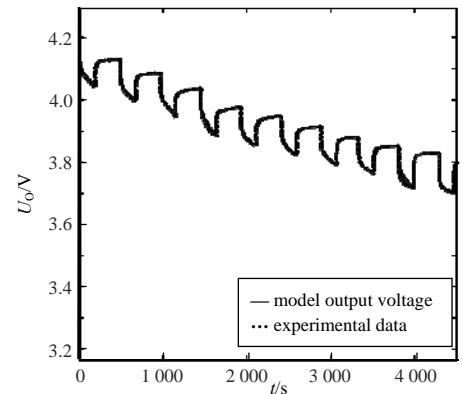


Fig.5 Model accuracy verification under pulse discharge  
图 5 脉冲放电工况下模型精确度验证

## 2 锂电池 SOC 与 SOH 协同估算策略

扩展卡尔曼滤波(EKF)算法的核心是将非线性系统运用 Taylor 方程表示并利用 KF 公式对系统进行状态估计的一种非线性递推方法<sup>[10]</sup>。扩展卡尔曼滤波算法通过对状态变量“预测-更新-预测”循环的过程，不断修正系统偏差，减弱外在干扰的影响，从而使估计得到的状态变量值更加接近真实情况。

在利用 EKF 算法估计锂电池 SOC 时，通常将内阻  $R_0$  视为常量。然而上节实验结果表明在电池系统工作过程中，电池内阻  $R_0$  随 SOC 的变化而不断变化，呈现出负相关。虽然这种变化维持在毫欧级别，但却很大程度上直接影响了 SOC 估算精确度。因此，为了进一步提高锂离子电池 SOC 的估算精确度，设计中不但不能将直流内阻  $R_0$  视为常量，而且还应该提高内阻  $R_0$  的估算准确度。本文在 EKF 算法的基础上，将电池内阻  $R_0$  与 SOC 一同视为状态变量，使用两路扩展卡尔曼滤波器同时交替运行。同时，锂电池健康状态与欧姆内阻的变化极为密切<sup>[11]</sup>，因此在精确估算电池  $R_0$  的基础上，通过建立内阻与 SOH 如下关系式，即可得到电池管理系统中另一重要参数，从而实现改进扩展卡尔曼滤波算法下的 SOC 和 SOH 协同估计策略。

$$SOH = \frac{R_{ov} - R_0}{R_{ov} - R_{ne}} \times 100\% \quad (11)$$

式中： $R_{ov}$  表示电池寿命结束时的内阻； $R_0$  为当前欧姆内阻； $R_{ne}$  为新电池的内阻。

将电池内阻  $R_0$  视为缓慢改变的状态量，由于上文已对电池 SOC 的状态方程和测量方程做过详细说明，故不再赘述。建立内阻  $R_0$  的状态空间方程和测量方程如下：

$$R_0(k) = R_0(k-1) + \lambda(k) \quad (12)$$

$$U_0(k) = E[SOC(k)] - U_1(k) - U_2(k) - i(k) \cdot R_0(k) + \gamma(k) \quad (13)$$

式中： $\lambda(k)$ 和  $\gamma(k)$ 为系统噪声和测量噪声；协方差分别为  $Q$  和  $R$ 。其取值大小通常由实际系统的状态决定，仿真环境下取  $Q$  为 0.000 1， $R$  为 0.5。

利用 SOC 和  $R_0$  构建的状态方程和测量方程，结合卡尔曼滤波公式可得到如图 6 所示的改进扩展卡尔曼滤波算法流程图。本文提出的算法是利用上一时刻  $R_0$  的估计值，结合卡尔曼滤波器 1 计算出当前时刻状态变量  $x_k$  的最优估计值，再利用该状态变量的估计值作为已知量，运用卡尔曼滤波器 2 估算出内阻  $R_0$  的当前最优估计值，如此往复循环下去，便可以得到电池状态变量 SOC 和  $R_0$  在每个采样点的最优估计值，再利用式(11)即可得到 SOH 预测值。

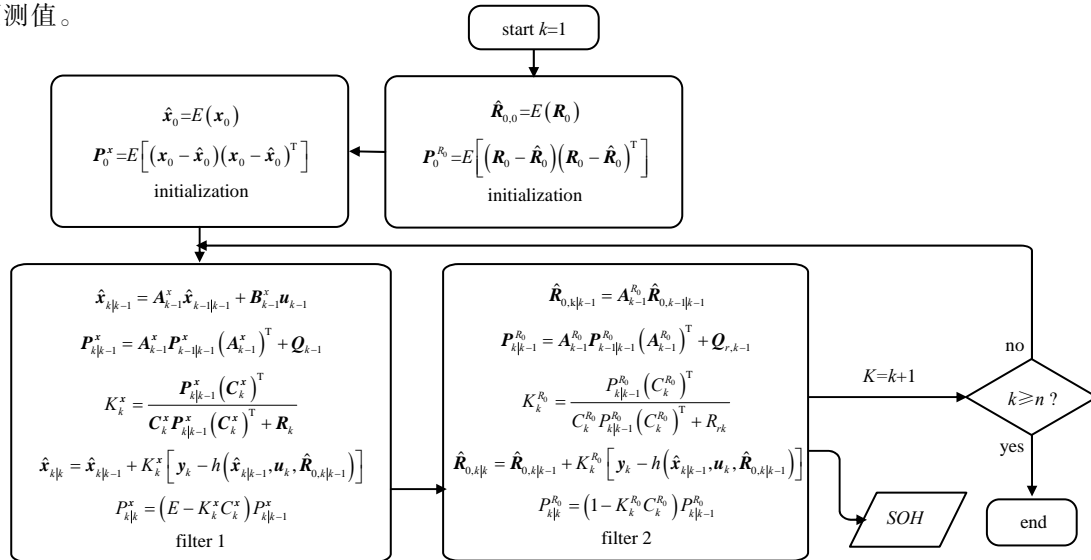


Fig.6 Flow chart of cooperative estimation algorithms for SOC and SOH

图 6 SOC 与 SOH 协同估算算法流程图

滤波器 1 中完成对状态变量 SOC 的估算， $x$  是系统的三维状态向量， $A_k$  为状态空间方程的系统矩阵， $B_k$  为三维输入矩阵，其表达式已由式(5)给出； $u_k$  为系统输入变量； $P_k$  表示误差协方差矩阵； $K_k$  为卡尔曼滤波增益，其值大小与误差协方差矩阵密切相关，根据误差最小原则求解得到。 $C_k$  表示系统测量矩阵，由采样点处的测量方程对状态方程求偏导数获得；由式(6)可知， $y_k$  为系统测量方程。滤波器 2 与滤波器 1 类似，不同的是滤波器 2 中系统状态向量与误差协方差矩阵均为一维矩阵，状态空间方程的系统矩阵  $A_k=[1]$ ； $B_k=0$ ； $C_k$  为采样点处的电流。

### 3 仿真与实验分析

在 Matlab/Simulink 中搭建动力型锂电池等效电路模型和编写算法程序, 表明改进扩展卡尔曼算法不仅能克服传统安时积分法在误差累计方面的不足, 从而在线精确估算出锂电池 SOC 和 SOH 变化情况, 且在初值错误的情况下算法可通过多次迭代和纠错找到真值附近。

#### 3.1 锂电池 SOC 估算结果分析

首先, 以该工况电流作为激励, 得到实验电池的端电压数据, 图 7 所示即为 DST 循环工况下的电池电流和端电压变化情况(取 2000 s)。其次, 以电压和电流数据按算法在线估算电池 SOC 变化情况。最后, 用算法预测得到的 SOC 值与理想条件下安时积分法计算得到的 SOC 进行比较, 如图 8。

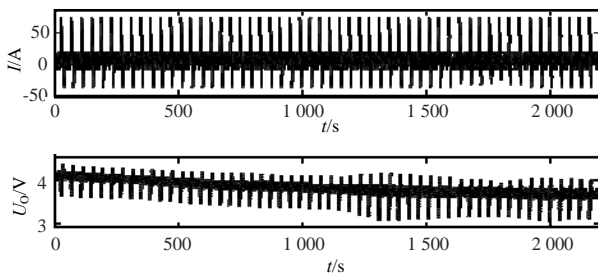


Fig.7 Current and voltage diagrams under DST conditions  
图 7 DST 工况下电流和电压图

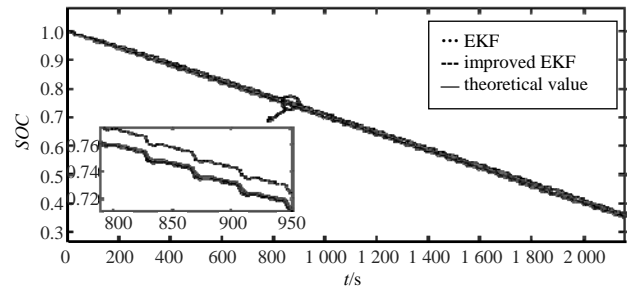


Fig.8 Comparison chart among EKF, improved EKF and actual SOC  
图 8 EKF、改进 EKF 和 SOC 理论值对比图

图 8 经局部放大后可见, 改进 EKF 算法在估算锂电池 SOC 时具有更高的精确度, 主要是因为考虑了电池放电过程中内阻  $R_0$  对系统估算产生的影响, 并且能够及时纠正计算时的误差, 通过多次迭代的方式消除累计误差的影响, 全程误差控制在 1% 以内。

#### 3.2 锂电池 SOH 估算结果分析

图 9 是利用式(11)得到的锂电池 SOH 估计值, 该参数值在电池单次使用过程中变化极小, 且随着循环次数和电池的老化而逐渐减小。实验电池取自新出厂批次, 因此认为其理论 SOH 状态值为 100%, 利用该值与算法估算出  $R_0$  转化为 SOH 的数值进行比较, 发现算法能够较精确地预测电池使用过程中的 SOH 变化情况, 为操作人员提供电池健康状况的重要依据, 平均误差小于 1%。

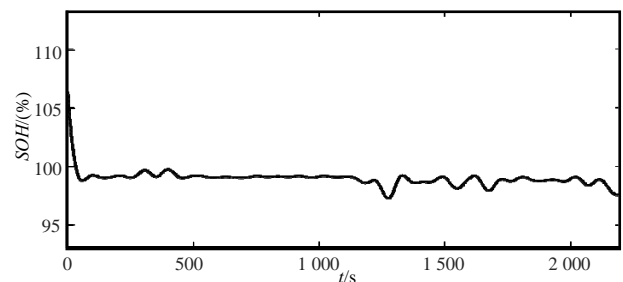


Fig.9 SOH prediction of lithium batteries  
图 9 锂电池 SOH 预测结果图

#### 3.3 初值不准确情况下算法收敛性验证

在实际估算锂电池 SOC 和 SOH 时, 往往很难得到其初值。因此, 本文以对 SOC 估算为例, 在初始值不准确情况下, 验证改进后算法的收敛性。实验采用 DST 循环工况测试, 在算法运行前将 SOC 初值故意设定为 0.9, 而实际电池为满电状态, 即 SOC=1。试验结果如图 10。当初值存在 10% 误差的情况下, 随着算法的递推, 其估算值能够迅速收敛至理论值附近, 且之后估算误差稳定在 1.5% 以内。由此证明该算法能够很好地解决由于初始误差较大而造成估算结果不精确的问题, 且相比于安时积分法更有利于工程实现。

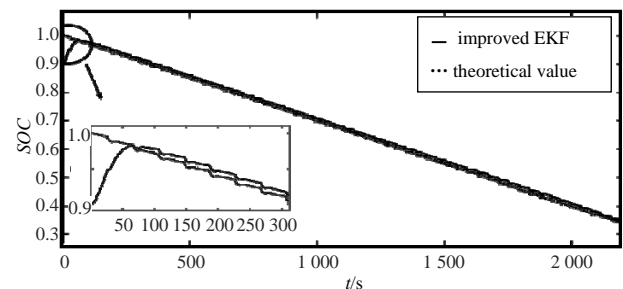


Fig.10 Convergence verification of the algorithm with inaccurate initial value

图 10 算法初值不准确时收敛性验证

## 4 结论

文章在分析传统电池模型的基础上建立了具有二阶 RC 网络的 Thevenin 等效电路模型, 提出了动力型锂电池在线估算 SOC 和 SOH 的协同估计算法, 通过实验和仿真对算法估计的精确度和初值不准确情况下的算法收

敛性进行了验证。实验结果表明改进扩展卡尔曼滤波算法不仅能够精确估计出各采样点处的 SOC 和 SOH 变化情况,误差小于 1%,而且在算法给定初值与实际值有较大误差的情况下,理论上系统估算值可在 60 s 内收敛至参考值附近,鲁棒性较好,为后续研究提高 BMS 精确度提供了重要的理论依据。

#### 参考文献:

- [1] 高明煜,何志伟,徐杰. 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):161-167. (GAO Mingyu,HE Zhiwei,XU Jie. Sigma point Kalman filter based SOC estimation for power supply battery[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011,26(11):161-167.)
- [2] 郭向伟. 电动汽车电池荷电状态估计及均衡技术研究[D]. 广州:华南理工大学, 2016. (GUO Xiangwei. Study on state of charge estimation and equalization technique of electric vehicle battery[D]. Guangzhou,China:South China University of Technology, 2016.)
- [3] ZOU Y,HU X,MA H,et al. Combined state of charge and state of health estimation over lithium-ion battery cell cycle lifespan for electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2015,273:793-803.
- [4] CHARKHGARD M,FARROKHI M. State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using neural networks and EKF[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011,57(12):4178-4187.
- [5] WEI K,CHEN Q. States estimation of Li-ion power batteries based on adaptive unscented Kalman filters[J]. Proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering, 2014,34(3):445-452.
- [6] DAI Haifeng,WEI Xuezhe,SUN Zechang. A new SOH prediction concept for the power lithium-ion battery used on HEVs[C]// 2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. Dearborn,MI,USA:IEEE, 2009:1649-1653.
- [7] 熊瑞. 动力电池管理系统核心算法[M]. 北京:机械工业出版社, 2018. (XIONG Rui. Core algorithm of battery management system for EVs[M]. Beijing:Machinery Industry Press, 2018.)
- [8] HUANG J L,WANG Z F,GUO K Y,et al. The analysis of modeling of dual Kalman filter in lithium battery SOC estimates[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014:4294-4297.
- [9] LUO Jiayi,PENG Jiankun,HE Hongwen. Lithium-ion battery SOC estimation study based on cubature Kalman filter[J]. Energy Procedia, 2019(158):3421-3426.
- [10] 曾求勇,张鑫,范兴明. 电动汽车动力电池荷电状态估计方法探讨[J]. 电测与仪表, 2016,51(24):76-84. (ZENG Qiuyong,ZHANG Xin,FAN Xingming. Discussion on state of charge estimation methods for electric vehicle power batteries[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016,51(24):76-84.)
- [11] 豆金昌,陈则王,揭由翔. 基于 ARIMA 和 PF 的锂电池剩余使用寿命预测方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(5):822-826. (DOU Jinchang,CHEN Zewang,JIE Youxiang. Remaining useful life prediction for lithium battery based on ARIMA and particle filter[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(5):822-826.)