

文章编号: 2095-4980(2021)04-0739-08

## 基于联合算法的锂电池 SOC 与 SOH 协同在线预测

刘 熹<sup>1a,1b,2</sup>, 李 琳<sup>1a,1b</sup>, 曹 举<sup>2</sup>, 刘海龙<sup>1a,1b</sup>

(1.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;  
2.长庆油田水电厂, 陕西 西安 710201)

**摘要:** 以18650型锂电池为研究对象, 建立双极化Thevenin(DP-Thevenin)等效电路模型描述其动静态特征。分别以恒流脉冲放电实验和带遗忘因子的递推最小二乘法完成电池电动势及模型参数的辨识; 在Simulink中搭建等效电路模型, 以脉冲电流作为激励进行验证, 得出模型响应电压与实际端电压契合度较好, 平均误差为1.836%; 构建电池实验硬件电路, 编写算法程序完成了锂电池实验系统的构建。最后, 在随机测试工况下借助Matlab分析了基于联合算法的锂电池荷电状态(SOC)与健康状态(SOH)在预测精确度、错误初值时算法收敛性等方面的性能。实验结果表明, 算法可精确估计出电池SOC和内阻大小, 最大误差不超过3.5%; 且在初值相差15%时, 算法可在319 s内收敛至真值附近, 鲁棒性较好。

**关键词:** 锂电池; 荷电状态; 电池健康状态; 带遗忘因子的最小二乘算法; 联合算法

**中图分类号:** TM912

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2019349

## On-line prediction of lithium battery SOC and SOH based on joint algorithms

LIU Xi<sup>1a,1b,2</sup>, LI Lin<sup>1a,1b</sup>, CAO Ju<sup>2</sup>, LIU Hailong<sup>1a,1b</sup>

(1.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; 2.Changqing Water and Power Supply Department, Xi'an Shaanxi 710201, China)

**Abstract:** The equivalent circuit model of Dual Polarization Thevenin(DP-Thevenin) is established to describe the dynamic and static characteristics of type 18650 lithium battery. The open circuit voltage and model parameters are identified by constant current pulse discharge experiment and Recursive Least Squares method with Forgetting Factor(FFRLS). Then an equivalent circuit model is built in Simulink, and the impulse current is used as the excitation to verify the model. It is concluded that the response voltage of the model is in good agreement with the actual terminal voltage, with an average error of 1.836%. Next, the hardware circuit of battery experiment is constructed, and the algorithm program is compiled to complete the construction of lithium battery test system. Finally, the performance of State Of Charge(SOC) and State Of Health(SOH) of lithium batteries based on joint algorithm in predicting accuracy and convergence of the algorithm at wrong initial values is analyzed by means of Matlab under random test conditions. The experimental results show that the algorithm can accurately estimate the SOC and internal resistance of batteries, the maximum error is not more than 3.5%. When the initial value differs by 15%, the algorithm can converge to the true value within 319 s with good robustness.

**Keywords:** lithium battery; State Of Charge; State Of Health; Recursive Least Squares method with Forgetting Factor; joint algorithm

随着社会的快速发展和人们能源消费观念的转变, 新能源行业正在兴起。其中在纯电动汽车行业中, 动力型锂离子电池管理技术已成为目前研究的热点。

由于荷电状态(SOC)预测精确度直接决定了电池管理系统(Battery Management System, BMS)的性能, 从而对整车运行产生影响, 因此对电池荷电状态参数的预测最为重要, 该参数的精确预测是管理系统正常工作的关键。SOC类似汽车油表, 是对剩余能量的表征<sup>[1]</sup>, 通过SOC的大小可确定电池组或单体的当前状态。该参数常定义

为在标准放电条件下电池剩余电量和同条件下额定容量之比<sup>[2]</sup>。其估算方法通常有：电流积分法、内阻分析法、开路电压法、神经网络法、卡尔曼滤波算法等<sup>[3-4]</sup>。文献[5]说明了电流积分法虽简单易行，但对 SOC 初值依赖极强，易受采集电路噪声和老化因素的影响；文献[6]运用大量的实验数据，依靠神经网络方法完成 SOC 的预测，算法复杂且过度依赖训练数据；文献[7]运用卡尔曼滤波算法实现闭环控制，不仅可以完成 SOC 实时在线预测，且估计精确度高，但该方法对电池模型精确度要求较高，且模型参数的求解较为复杂。

电池的健康状态(SOH)实时预测目前研究较少，该参数反映电池的衰老程度。该值大小通常直接决定了设备是否需要更换电池或电池组。

本文在 DP-Thevenin 模型和最小二乘参数估算方法的基础上，利用时变参数更新 DP-Thevenin 模型，并结合改进后的扩展卡尔曼滤波算法，完成锂电池 SOC-SOH 在线协同预测。该方法不但能够准确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。

## 1 动力型锂电池模型建立及参数辨识

### 1.1 等效电路模型

目前常见的锂电池模型有 Thevenin 模型、GNL 模型等<sup>[8]</sup>。一个优良的锂电池模型应具有能够较为准确地描述电池在使用过程中的多重特性、模型复杂度合理以及模型参数辨识较为容易等特点。Thevenin 模型在一定程度上充分考虑了电流和不同 SOC 状态下对电池动态性能的影响，但由于模型阶数较低，对于实际电池工作时的动态特性的模拟还有所欠缺；GNL 等效模型几乎包含了现有锂电池等效电路的所有模型，精确度非常高，但该模型方程复杂且计算量庞大。因此，为易于实际工程应用且充分考虑模型精确度与计算量之间的矛盾，本文在 Thevenin 模型基础上增加一个极化网络，分别模拟电池的电化学极化和浓差极化现象。该 DP-Thevenin 锂电池等效电路模型如图 1 所示。图中， $E$  为电池正负极电势差； $R_C, R_E$  和  $C_C, C_E$  分别为极化电阻、电容； $i$  为实际电流； $R_0$  为电池的直流内阻。 $\tau_1$  为第 1 个 RC 网络的时间常数，描述电化学极化过程，时间常数较大，其端电压为  $U_1$ ； $\tau_2$  为第 2 个 RC 网络的时间常数，表示电池工作时的浓差极化现象，该过程进行迅速，时间常数较小，其端电压为  $U_2$ ； $U_0$  为电池输出端电压。根据 DP-Thevenin 模型，可得到电路数学表达式：

$$U_0(t) = E(t) - U_1(t) - U_2(t) - i \times R_0 \quad (1)$$

$$C_E \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_E} = i \quad (2)$$

$$C_C \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_C} = i \quad (3)$$

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

式中： $SOC(t)$ 表示  $t$  时刻当前电量值； $SOC(t_0)$ 为电池初始电量值； $Q_N$ 代表电池的实际容量； $\eta$ 为库伦效率。

SOH 定义如式(5)所示：

$$SOH = \frac{R_{ov} - R_0}{R_{ov} - R_{ne}} \times 100\% \quad (5)$$

式中： $R_{ov}$ 为电池寿命结束时的内阻； $R_{ne}$ 为电池出厂时的内阻。

由上述表达式可推导出离散后的关于电池 SOC 和内阻  $R_0$  的状态空间方程和测量方程：

$$\begin{bmatrix} U_1(k) \\ U_2(k) \\ SOC(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\frac{kT}{\tau_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{kT}{\tau_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \\ SOC(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_1 \left( 1 - e^{-\frac{kT}{\tau_1}} \right) \\ R_2 \left( 1 - e^{-\frac{kT}{\tau_2}} \right) \\ \frac{\eta T}{Q_N} \end{bmatrix} \times i(k-1) + \omega(k) \quad (6)$$

$$U_0(k) = E[SOC(k)] - U_1(k) - U_2(k) - i(k) \times R_0 + v(k) \quad (7)$$

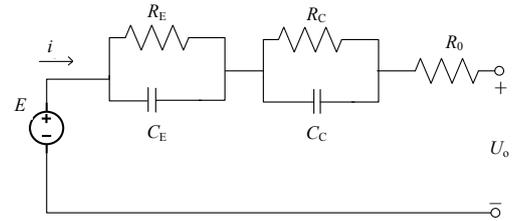


Fig.1 DP-Thevenin equivalent circuit model  
图 1 DP-Thevenin 等效电路模型

$$R_0(k) = R_0(k-1) + \lambda(k) \tag{8}$$

$$U_0(k) = E[SOC(k)] - U_1(k) - U_2(k) - i(k)R_0(k) + \gamma(k) \tag{9}$$

式中:  $T$  为采样时间;  $E[SOC(k)]$  为电池 SOC 与开路电压(Open Circuit Voltage, OCV)的非线性关系, 其表达式将在下节中通过参数辨识给出;  $\omega(k), \lambda(k)$  和  $v(k), \gamma(k)$  分别为系统噪声和测量噪声, 协方差分别为  $Q_k, Q_{rk}$  和  $R_k, R_{rk}$ 。

### 1.2 锂电池模型参数辨识

在预测锂电池荷电状态前, 需计算出模型参数的具体数值, 然后代入状态空间方程中计算 SOC 和  $R_0$  值。参数辨识如图 2 所示。

#### 1.2.1 电池电动势参数辨识

电池电动势与 OCV 存在特定的函数关系:

$$E = U_0 + \mu \tag{10}$$

式中  $\mu$  为一个可忽略的极小值, 忽略后可将开路电压  $U_0$  近似为电池电动势  $E$ 。得到该参数, 需对电池进行完整的放电实验。实验锂电池参数如表 1 所示:

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	2.5	2.5	25

实验步骤如下:

- 1) 锂电池以恒压 4.2 V、恒流 500 mA 充至满电, 静置 30 min 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 2.5 A, 放电时以 2 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 10 min, 同时采集电压、电流数据;
- 4) 重复步骤 2)~3), 至 SOC 为 0。

利用实验数据, 在 Matlab 中运用最小二乘法拟合 OCV-SOC 曲线, 如图 3 所示。

本文选择 8 阶多项式, 减小由于拟合曲线误差较大影响 SOC 预测精确度的降低。具体函数如式(11)所示。

$$E(SOC) = -147.8SOC^8 + 586.9SOC^7 - 937.6SOC^6 + 770.2SOC^5 - 348SOC^4 + 89.04SOC^3 - 14.08SOC^2 + 2.1SOC + 3.33 \tag{11}$$

#### 1.2.2 锂电池极化电阻、电容参数值辨识

实际行驶过程中工况条件复杂, 需采集的数据信息量大, 为完成对电池模型参数的实时动态更新, 利用带有遗忘因子的递推最小二乘算法(FRRLS)实现锂电池模型参数的动态辨识。

根据 DP-Thevenin 模型, 可推导得传递函数为:

$$G(S) = \frac{U_0(s) - E(s)}{i(s)} = - \left( R_0 + \frac{R_E}{1 + R_E C_E S} + \frac{R_C}{1 + R_C C_C S} \right) = - \frac{R_0 s^2 + \frac{1}{\tau_1 \tau_2} (R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_C \tau_1 + R_E \tau_2) s + \frac{R_0 + R_E + R_C}{\tau_1 \tau_2}}{s^2 + \frac{\tau_1 + \tau_2}{\tau_1 \tau_2} s + \frac{1}{\tau_1 \tau_2}} \tag{12}$$

将电池模型传递函数利用双线性变换法由  $s$  平面映射到  $z$  平面, 可令  $s = 2(1 - z^{-1})/T(1 + z^{-1})$ , 得

$$G(z^{-1}) = \frac{c_3 + c_4 z^{-1} + c_5 z^{-2}}{1 - c_1 z^{-1} - c_2 z^{-2}} \tag{13}$$

式中  $c_i (i=1,2,3,4,5)$  是与电池模型相关的常数系数, 离散化后可得:

$$y(k) = E(k) - U_0(k) = c_1 y(k-1) + c_2 y(k-2) + c_3 I(k) + c_4 I(k-1) + c_5 I(k-2) \tag{14}$$

式中:  $y(k)$  为系统输出;  $I(k)$  为系统输入。定义:

$$\begin{cases} \bar{y}(k) = [y(k-1) \ y(k-2) \ I(k) \ I(k-1) \ I(k-2)]^T \\ \bar{\alpha}(k) = [c_1 \ c_2 \ c_3 \ c_4 \ c_5] \end{cases} \tag{15}$$

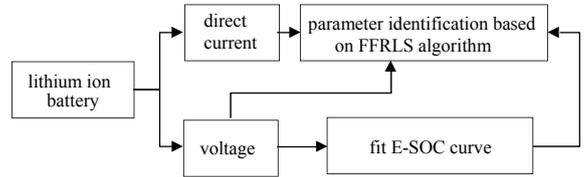


Fig.2 Model parameter identification  
图 2 模型参数辨识

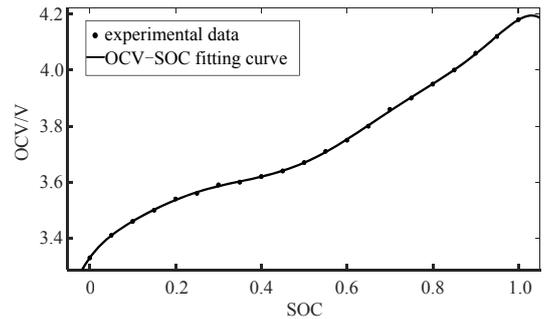


Fig.3 OCV-SOC fitting curve  
图 3 OCV-SOC 拟合曲线图

式(14)可改写为:

$$\mathbf{y}(k) = \bar{\boldsymbol{\zeta}}(k)\bar{\boldsymbol{\alpha}}(k) + e_0(k) \quad (16)$$

式中  $e_0(k)$  为 BMS 采样值误差。

结合如下含有遗忘因子的最小二乘递推公式进行递推计算:

$$\begin{cases} K(k) = P(k-1)\bar{\boldsymbol{\zeta}}^T(k) [\bar{\boldsymbol{\zeta}}(k)P(k-1)\bar{\boldsymbol{\zeta}}^T(k) + f_f]^{-1} \\ \bar{\boldsymbol{\alpha}}(k) = \bar{\boldsymbol{\alpha}}(k-1) + K(k)[\mathbf{y}(k) - \bar{\boldsymbol{\zeta}}(k)\bar{\boldsymbol{\alpha}}(k-1)] \\ \mathbf{P}(k) = \frac{1}{f_f} [\mathbf{I} - K(k)\bar{\boldsymbol{\zeta}}(k)] \mathbf{P}(k-1) \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $K(k)$  为增益系数;  $f_f$  为遗忘因子, 经多次实验后取 0.98;  $\mathbf{P}(k)$  为估计值的误差协方差矩阵;  $\mathbf{I}$  为 5 维单位矩阵。

由上述算法计算出  $\bar{\boldsymbol{\alpha}}$  矩阵值后, 令  $z^{-1} = (2 - Ts)/(2 + Ts)$ , 代入式(13)中可得:

$$G(s) = \frac{\frac{c_3 - c_4 + c_5}{1 + c_1 - c_2} s^2 + \frac{4(c_3 - c_5)}{T(1 + c_1 - c_2)} s + \frac{4(c_4 + c_5 + c_3)}{T^2(1 + c_1 - c_2)}}{s^2 + \frac{4(1 + c_2)}{T(1 + c_1 - c_2)} s - \frac{4(c_1 + c_2 - 1)}{T^2(1 + c_1 - c_2)}} \quad (18)$$

利用式(12)和(18)系数对应相等可得:

$$\begin{cases} R_0 = \frac{-c_3 + c_4 - c_5}{1 + c_1 - c_2} \\ \tau_1 \tau_2 = \frac{-T^2(1 + c_1 - c_2)}{4(c_1 + c_2 - 1)} \\ \tau_1 + \tau_2 = \frac{T(1 + c_2)}{1 - c_1 - c_2} \\ R_0 + R_E + R_C = \frac{c_3 + c_4 + c_5}{c_1 + c_2 - 1} \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_E \tau_1 + R_C \tau_2 = \frac{T(c_3 - c_5)}{c_1 + c_2 - 1} \end{cases} \quad (19)$$

通过以上运算即可求出电池模型参数实时变化的具体数值。在实际估算模型参数前, 应得到电池工作时的电压和电流数据, 具体参数辨识流程如下:

- 1) 参数初始化。采样周期  $T=0.5$  s, 给定上节辨识的 OCV-SOC 函数关系, 设定 SOC 初值为 1, 待估参数初值  $\bar{\boldsymbol{\alpha}}(0)=[0,0,0,0,0]^T$ , 估计值的误差协方差矩阵初值一般取较大值, 本次实验取  $\mathbf{P}(0)=10^5 \mathbf{I}$ 。遗忘因子  $f_f=0.98$ ;
- 2) 采集电压电流数据, 计算  $E(k)-U_o(k)$  得到  $\bar{\boldsymbol{\zeta}}(k)$  和  $\mathbf{y}(k)$  矩阵:

$$\begin{cases} \bar{\boldsymbol{\zeta}}(k) = [E(k-1) - U_o(k-1) & E(k-2) - U_o(k-2) & i(k) & i(k-1) & i(k-2)]^T \\ \mathbf{y}(k) = E(k) - U_o(k) \end{cases} \quad (20)$$

- 3) 利用式(17)计算出待估参数  $c_i(i=1,2,3,4,5)$ , 再利用式(19)即可计算得到电池模型的具体参数;

- 4)  $k=k+1$ , 重复步骤 2)~3), 直至循环结束。

### 1.3 锂电池模型精确度验证

利用锂电池等效电路模型并结合动态参数辨识结果, 搭建 Simulink 仿真模型验证电池等效电路模型和辨识参数的准确性。以上节实验中的脉冲电流作为激励, 将实际实验中获得的电池端电压数据与经过模型计算得到的响应电压值对比, 如图 4 所示。由于采用 FFRLS 算法对离散后的 DP-Thevenin 等效电路模型参数进行辨识, 辨识结果充分考虑了当前系统的运行状态和周围环境的影响, 因此模型响应电压与实际实验值偏差较小, 平均误差为 1.836%, 模型精确度较高。

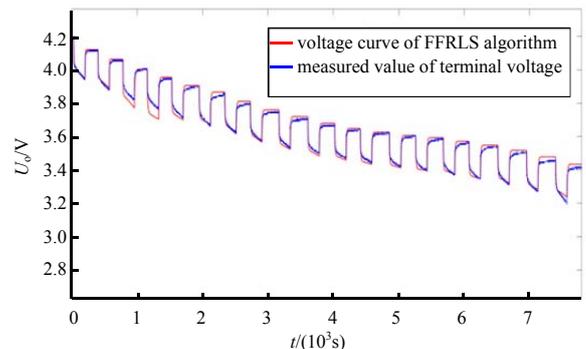


Fig.4 Model accuracy verification under pulse discharge conditions  
图 4 脉冲放电工况下模型精确度验证

## 2 锂电池 SOC 与 SOH 协同在线预测方法

动力电池 SOC 与 SOH 具有较强的耦合关系, 考虑到电池健康状态是实现 SOC 更加精准预测的基础之一。文章在 SOC 与 SOH 协同预测框架中将 SOC 预测所依据的内阻值设为动态变化量。相比于传统静态内阻值, 动态内阻会随动力电池运行工况的不同而进行自适应调节, 从而获得更加优良的状态估计效果。

### 2.1 电池实验系统设计

在设计中, 采样电路主要负责检测锂电池端电压和负载电流并输入到控制器中, 电压和电流作为电池运行过程中两个最为重要的参数, 是电池状态估算的基础数据, 因此需对其准确采样。由于电压和电流均为模拟信号, 文章设计了基于差分放大原理的电压隔离采样电路和基于霍尔电流传感器的电流采样电路。

电压采样电路如图 5 所示。由于实验电池端电压最大值为 4.2 V, 控制器 AD 电压输入要求为 0~3.3 V, 根据上述原理分析后, 取  $R_1=R_2=20\text{ k}\Omega$ ,  $R_3=R_4=10\text{ k}\Omega$ , 此时  $U_{out}=0.5(U_+-U_-)$ , 采样信号经 RC 滤波后输入到控制器采样端口。控制器选用 STM32F407ZGT6 系统板, 可输出电压为 +5 V, 运算放大器选用 LM358P, 其额定工作电压为 +5 V, 在满足设计要求的同时节省硬件成本。

电流采样电路如图 6 所示。实验中选用顺达 TEC-06 可调电子负载, 考虑到负载功率最大仅为 16 W, 故选用 WCS2702 作为电流检测元件, 可检测电流范围 -2~2 A, 线性度为  $K=1\ 000\text{ mV/A}$ , 其模拟信号输出为:  $U_o=0.5U_{DD}\pm IK$ 。为提高 SOC 预测精确度, 减小采样误差, 选用 MAX4326EUA 运放作为电压跟随器, 起到隔离缓冲的作用。

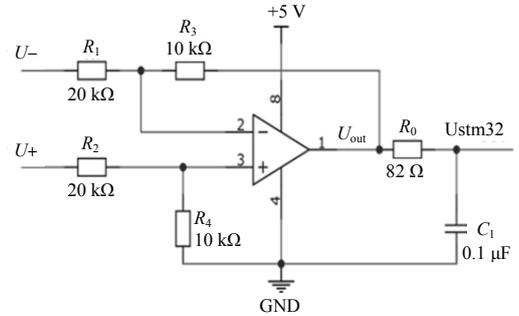


Fig.5 Circuit diagram of voltage sampling  
图 5 电压采样电路图

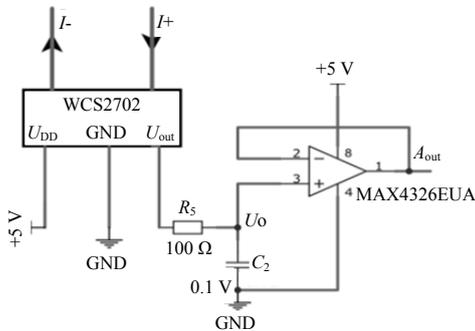


Fig.6 Circuit diagram of current sampling  
图 6 电流采样电路图

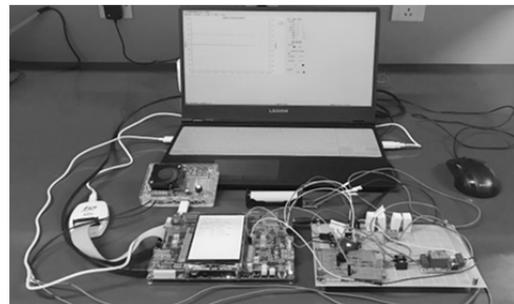


Fig.7 Physical chart of experimental system  
图 7 实验系统实物图

综上, 选用 STM32F407ZGT6 系统板为主控制器, WCS2702 和 LM358P, MAX4326EUA 运放完成电压电流采集, TEC-06 为可调电子负载, 单节 LG18650HE4 型锂电池为实验电池, PC 机作为上位机接收数据和发送指令。系统实物图如图 7 所示。

### 2.2 锂电池 SOC 与 SOH 协同在线预测策略

目前工程上估算锂电池 SOC 时, 通常将电池的内阻  $R_0$  以及电池模型参数视为常量。但在系统实际运行过程中, 受电池荷电状态、温度、工况等因素的影响, 内阻和电池模型参数均在一定范围内发生变化。对于内阻, 这种变化维持在毫欧级别, 但在很大程度上直接影响 SOC 估算精确度<sup>[9-10]</sup>。极化电阻和电容的微调虽然对荷电状态影响很小, 但当运行工况剧烈变化时, 这种影响产生的误差便不能忽略<sup>[11-12]</sup>。

因此, 为保证电池 SOC 的预测精确度, 设计中将电池内阻  $R_0$  与 SOC 一同视为状态变量。滤波器 2 计算得到直流内阻值后代入滤波器 1 中, 更新上一时刻内阻值, 此时电池内阻值即作为 SOH(实际容量)的表征量, 同时利用 FFRLS 算法, 通过采集外部电压电流值, 实时更新该时刻的极化电阻、极化电容值, 最后计算出当前时刻的 SOC 值。根据 BMS 运行状态实时更新内阻  $R_0$  和等效电路模型的参数值, 反复利用扩展卡尔曼滤波器交替

计算 SOC 和  $R_0$ ，从而确保系统对 SOC 和 SOH 预测的精准性，算法流程如图 8 所示。图中，滤波器 1 完成对状态变量 SOC 的估算，其中  $x$  为系统的三维状态向量， $A_k$  为系统矩阵，

$$A_k = \begin{bmatrix} e^{-\frac{kT}{\tau_1}} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{kT}{\tau_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; B_k = \begin{bmatrix} R_1(1 - e^{-\frac{kT}{\tau_1}}) \\ R_2(1 - e^{-\frac{kT}{\tau_2}}) \\ \frac{\eta I}{Q_N} \end{bmatrix};$$

$u_k$  为输入电流向量； $P_k$  为误差协方差矩阵； $K_k$  为卡尔曼增益。 $C_k$  表示系统测量矩阵， $C_k = [dE(SOC)/dSOC \quad -1 \quad -1]$  由采样点处的测量方程对状态量求偏导数获得； $y_k$  为系统测量方程，如式(7)所示。滤波器 2 为变量  $R_0$  的估计，与滤波器 1 相似，其差别在于滤波器 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  $A_k = [1]$ ； $B_k = 0$ ； $C_k = [-i]$ 。

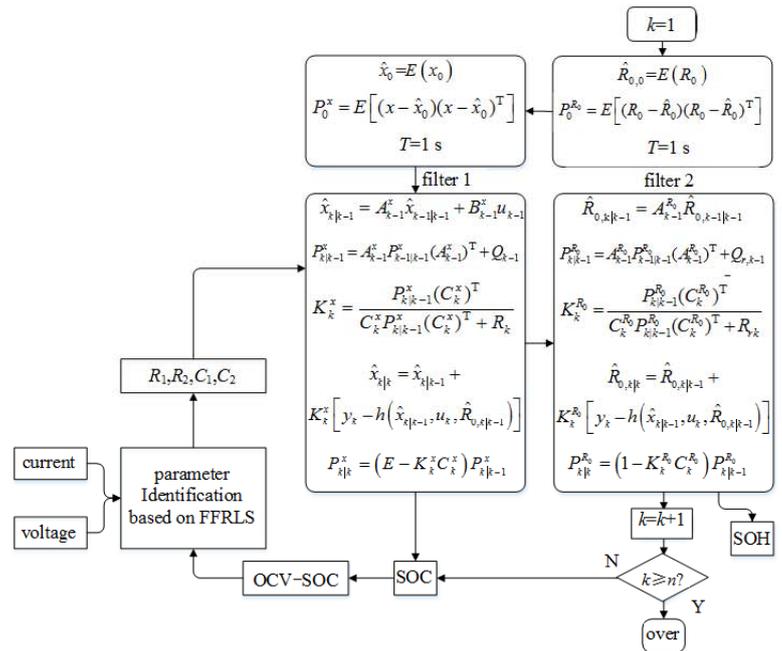


Fig. 8 Flow chart of on-line prediction algorithm based on SOC and SOH  
图 8 SOC 与 SOH 协同在线预测算法流程图

### 3 实验结果与分析

依据上述原理构建锂电池实验系统并编写算法程序。实验结果表明，基于联合算法的锂电池 SOC 与 SOH 协同估算策略，能够克服按时积分法由于电流采集电路产生漂移误差方面的不足，且在算法初值与实际电量初值不相符的情况下，算法可通过迭代修正到真值附近，从而在线精确估算出锂电池 SOC 和 SOH 变化情况。本文采用随机工况验证算法的有效性和收敛性。

#### 3.1 锂电池 SOC 与 SOH 协同在线预测结果分析

在系统运行时，通过设定可调恒流负载的放电电流，采集到电池的端电压数据，图 9 为随机工况下的电池负载电流和端电压变化情况。同时利用串口将系统通过算法实时计算得到的 SOC、 $R_0$  等数据发送给上位机，并与理论值进行比较。

由图 10 可知，由于考虑了电池放电过程中内阻以及电池模型参数等因素对系统预测精确度的影响，系统预测结果表现出与理论值较强的跟随性，预测值精确度较高。SOC 理论值由理想条件下电流对时间的积分获得。误差分析可得全过程最大误差 3.267%，平均误差 1.985%。

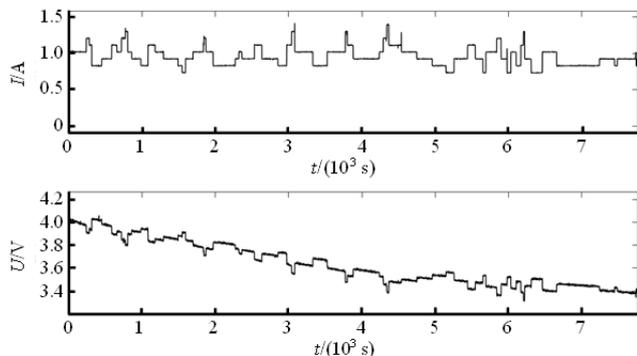


Fig. 9 Current and voltage graphs under random conditions  
图 9 随机工况下电流和电压曲线图

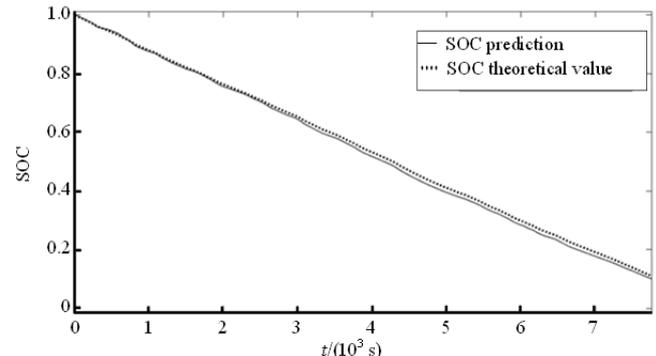


Fig. 10 Comparison of system SOC prediction results and theoretical values  
图 10 系统 SOC 预测结果与理论值对比图

图 11 为系统预测内阻值与电池实际内阻参考值对比，该参数值变化极小，相对稳定，且随着循环次数和电池的老化而逐渐增大。图中 SOH 的参考值由 TEC-06 设备测量得到，该设备测量内阻误差小于 2 mΩ，该曲线与系统估算出  $R_0$  的数值进行比较，可知算法能够较为精确地预测电池使用过程中的健康状态变化情况，平均相对

误差为 1.427 mΩ。一般工程上采用 2 倍初始内阻值作为动力电池终止使用条件<sup>[13]</sup>, 从而为技术人员提供了电池健康状态的重要依据。

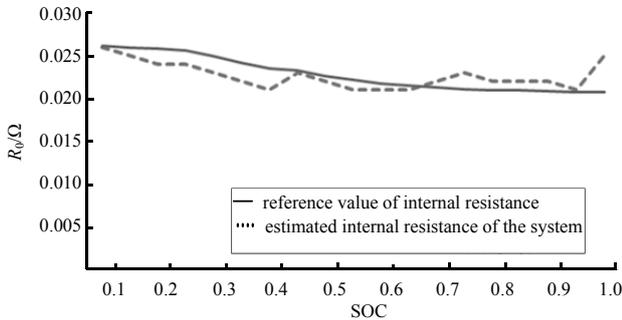


Fig.11 Prediction results of internal resistance of batteries  
图 11 电池内阻预测结果图

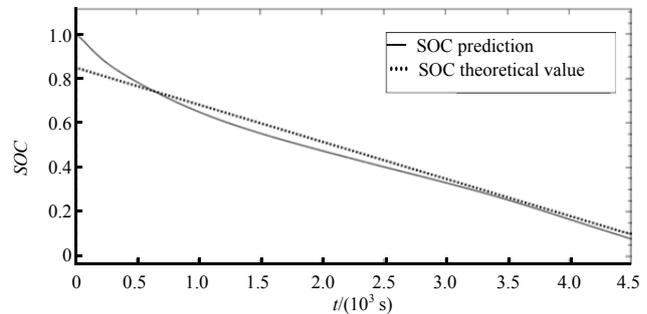


Fig.12 Convergence verification of the initial value of the algorithms  
图 12 算法初值不准确时收敛性验证

### 3.2 初值不准确情况下算法收敛性验证

在实际工程中估算锂电池荷电状态时, 初值误差一般不大于 10%。初值偏差将直接导致预测结果误差变大, 严重时会造成估计失效发散。因此, 本文在初始值不准确情况下, 验证基于联合算法在线预测系统的收敛性。实验采用恒流 1.5 A 工况测试, 在算法运行前将 SOC 初值设定为 1, 而实际电池 SOC 为 0.85, 实验结束条件为 SOC=0.1。实验结果如图 12 所示, 由图 12 可知, 在算法初值误差为 15%时, 随着程序的运行, 预测值能够快速收敛至理论值附近(相对误差为 5%时用时 319 s), 收敛后最大估算误差值小于 4.6%, 平均误差小于 2.6%且相对稳定。实验证明, 改进后的算法能很好地解决由于初始误差大而造成预测结果发散的问题, 更适合用于复杂且精确度要求较高的电动汽车状态估计系统。

## 4 结论

本文在建立 DP-Thevenin 等效电路模型的基础上, 提出了基于 FFRLS 和改进卡尔曼滤波算法下的锂电池 SOC 和 SOH 的协同在线预测方法, 通过构建实验系统验证了算法在预测的精确度和初值不准确情况下的性能。通过实验证明了算法能够准确预测出锂电池 SOC 和内阻变化情况, 且在算法初值与真实值存在 15%偏差时, 系统预测曲线可较快收敛至理论值, 鲁棒性强, 为提高 BMS 的兼容性、稳定性和精确度提供了现实依据。

### 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] ZHANG C,LI K,PEI L,et al. An integrated approach for real-time model-based state-of-charge estimation of lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Sources, 2015(283):24-36.
- [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] 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.)

- [9] GUO Lin, LI Junqiu, FU Zijian. Lithium-ion battery SOC estimation and hardware-in-the-loop simulation based on EKF[J]. Energy Procedia, 2019(158):2599–2604.
- [10] 刘熹, 李琳, 刘海龙. 动力型锂电池 SOC 与 SOH 协同估计研究[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020, 18(4):750–755. (LIU Xi, LI Lin, LIU Hailong. Cooperative estimation of SOC and SOH for power lithium-ion batteries[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2020, 18(4):750–755.)
- [11] 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.)
- [12] 靳立强, 孙志祥. 不同温度下锂电池剩余电量估算的仿真研究[J]. 汽车工程, 2019(5):590–598, 606. (JIN Liqiang, SUN Zhixiang. Simulation study on state of charge estimation of lithium-ion battery at different temperatures[J]. Automotive Engineering, 2019(5):590–598, 606.)
- [13] 陈则王, 杨丽文, 赵晓兵, 等. 基于改进无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 在线估计[J]. 计量学报, 2019, 40(1):40–48. (CHEN Zewang, YANG Liwen, ZHAO Xiaobing, et al. On-line SOC estimation of lithium battery based on improved unscented Kalman filter[J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(1):40–48.)

#### 作者简介:

刘 熹(1994–), 男, 硕士, 主要研究方向为电力电子技术及其应用研究. email:421684367@qq.com.

曹 举(1974–), 男, 一级工程师, 研究方向为电力系统自动化和智能电网运行.

李 琳(1963–), 男, 三级教授, 硕士生导师, 主要研究方向为长输管道和电驱动钻机的检测及控制方面的研究.

刘海龙(1980–), 男, 讲师, 主要研究方向为电能变换、电力电子及控制技术.

(上接第 738 页)

- [10] 程佩清. 数字信号处理教程[M]. 5 版. 北京:清华大学出版社, 2017:246–500. (CHEN Peiqing. Digital signal processing course[M]. 5th ed. Beijing:Tsinghua University Press, 2017:246–500.)

#### 作者简介:

孙志刚(1996–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为密封电子元器件和电子设备多余物检测技术. email:2191313@s.hljtu.edu.cn.

蒋爱平(1982–), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉.

高萌萌(1997–), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为语音信号处理、机器学习.

王国涛(1982–), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为密封电子元器件和电子设备多余物检测.

郜雷阵(1994–), 男, 硕士, 主要研究方向为密封电子元器件及电子设备多余物检测技术.