doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2014.01.011

自适应卡尔曼滤波法磷酸铁锂动力电池剩余容量估计

刘和平,许巧巧,胡银全,袁闪闪
(重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室,重庆 400044)

摘 要:卡尔曼滤波法在估计动力电池的剩余容量(SOC)时,由于系统噪声的不确定,可能导致算法不收敛,而且算法的估计性能受模型精度的影响,笔者采用自适应卡尔曼滤波法来动态地估计电动汽车用磷酸铁锂动力电池的 SOC。首先对电池模型进行了研究,建立了适用于 SOC 估计的电池模型,然后设计了相应的电池充放电实验检测到模型的参数,并进行了验证,最后将自适应卡尔曼滤波法应用到该模型,在未知干扰噪声环境下,在线估计电池的 SOC。仿真结果表明:自适应卡尔曼滤波法能够实时修正微小的模型误差带来的 SOC 估计误差,估计精度高于卡尔曼滤波法,且自适应卡尔曼滤波法对初值误差具有修正作用。实车循环行驶实验表明算法适用于磷酸铁锂动力电池的 SOC 估计。

关键词:磷酸铁锂动力电池;剩余容量;状态估计;自适应;卡尔曼滤波
中图分类号:TM912.1 **文献标志码**:A **文章编号**:1000-582X(2014)01-068-07

State of charge estimation of lithium iron phosphate batteries based on adaptive Kalman filters

LIU Heping, XU Qiaoqiao, HU Yinquan, YUAN Shanshan
(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: The Kalman filter algorithm can be used to estimate the state of charge (SOC) of power batteries, however, it easily causes divergence due to uncertain of system noise and its estimation performance is affected by model. An adaptive Kalman filter algorithm is adopted to dynamically estimate SOC of lithium iron phosphate batteries for application in electric vehicles. At first, an equivalent circuit model, appropriate for SOC estimation is built after studying battery models. Then some charging and discharging experiments are carried out for parameter identification and the results are verified. At last, the adaptive Kalman filter algorithm is used on this model for on-line SOC estimation under unknown interfering noise. Simulation results show that adaptive Kalman filter method can correct SOC estimation error caused by tiny model error online, and the estimate accuracy is higher than Kalman filter method. Adaptive Kalman filter algorithm can also correct the initial error. Full-cycle test in electric vehicles proves that the algorithm is appropriate for SOC estimation of lithium iron phosphate battery.

Key words: lithium iron phosphate battery; state of charge; state estimation; adaptive; Kalman filters

磷酸铁锂动力电池具有质量轻、自放电率低、循环寿命长以及能量密度高和功率密度高等特点[1],成为纯电动汽车和混合动力电动汽车动力源的最佳选择之一[2]。而剩余容量(SOC)作为描述电池状态

收稿日期:2013-07-30
基金项目:中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS11151156)
作者简介:刘和平(1957-),男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事电动汽车、交流调速方面的研究,(E-mail)engineer@cqn.edu.cn。

的重要参数，指蓄电池所存储的电量，与电池的开路电压、充放电电流、蓄电池内阻、电解液温度、自放电及电池的循环寿命等参数有关，且呈现较强的非线性，因此如何准确估计 SOC 是电池管理系统的关键技术之一[3-4]。精确估计 SOC 能有效防止电池过充过放，充分使用电池，节约电池成本，延长电池的使用寿命，并为电动汽车整车控制提供依据[5]，而且精确的 SOC 还能为驾驶员提供准确的续航里程信息。

在进行 SOC 检测时，由于动力电池和电池管理系统的工作环境恶劣，数据采集将会受到干扰，进而导致 SOC 估计不准确。安时积分法和开路电压法是最常用的 SOC 估计算法，但由于开路电压法需要长时间静置，不能用于在线估计，而安时积分法的初值无法确定且存在传感器误差的累积，只能用于 SOC 的粗约估计。因此国内外研究人员提出了神经网络、模糊逻辑和卡尔曼滤波等[6-10] SOC 估计算法，相对于前两种算法，卡尔曼滤波法具有计算量小，易于实现等特点，但卡尔曼滤波法[11]要求噪声的统计特性已知。而电池管理系统在采集数据过程中噪声统计特性未知，会影响算法的估计性能甚至导致算法不收敛[12]。另外卡尔曼滤波法对模型的依赖程度很高，估计效果受模型精度的影响[13]。

笔者首先根据 SOC 与开路电压（OCV）的关系来获得初始 SOC，然后结合安时积分法采用基于动力电池等效电路模型的自适应卡尔曼滤波法[14]来估计 SOC，同时对状态变量、温度等过程噪声和电压、电流采集噪声进行在线预测和修正，提高了 SOC 估计的精度。最后通过仿真对自适应卡尔曼滤波法和卡尔曼滤波法两种 SOC 估计算法进行了对比分析和讨论，并通过实验对算法的可行性进行了验证。

1 电池模型的建立

相比于其他电池模型，等效电路模型能更直观地表现输入电流与输出电压之间的关系[15]，便于电池特性分析和模型参数辨识，而且适用于很多类型的电池。因此，笔者将建立电池等效电路模型进行 SOC 估计。

等效电路模型的建立要考虑精确性和复杂性两个方面的因素[16]：既要较好地反映电池的动态特性又要便于工程应用。以河南环宇公司的 HYP-3.2V/200Ah 磷酸铁锂动力电池为研究对象，对电池充放电过程以及充放电结束后的端电压响应分别进行一、二、三阶拟合，直观上等效电路模型的阶数越高，数据拟合程度越好，即越接近实际的实验数据；但模型的阶数越高，模型复杂程度越高，当模型用于电动汽车动力电池 SOC 在线估计时，计算量越大，计算所用时间越长。而二阶拟合的拟合误差比一阶拟合的拟合误差小得多，与三阶拟合的拟合误差相差不大，因此采用如图 1 所示的二阶 RC 等效电路模型用于 SOC 估计。

图 1 中，V_{OC} 等于电池的开路电压（OCV），与 SOC 有关；R_0 表示包括活性物质、集流体、导电极耳以及活性物质/集流体之间的接触电阻；R_1 和 C_1 分别指扩散层电阻和电容；R_2 和 C_2 分别为紧密层电阻和电容；I 为充放电电流，充电为负，放电为正；V 为电池的端电压。

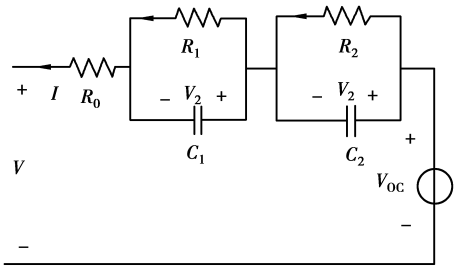

图 1 二阶 RC 电池模型

$$\begin{bmatrix} V_1(k+1) \\ V_2(k+1) \\ \mathrm{SOC}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1(1-\exp(-\frac{\Delta t}{R_1C_1})) \\ R_2(1-\exp(-\frac{\Delta t}{R_2C_2})) \\ -\frac{\eta\,\Delta t}{C_N} \end{bmatrix} I(k) + \begin{bmatrix} \exp(-\frac{\Delta t}{R_1C_1}) & 0 & 0 \\ 0 & \exp(-\frac{\Delta t}{R_2C_2}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1(k) \\ V_2(k) \\ \mathrm{SOC}(k) \end{bmatrix}, \tag{1}$$

$$V(k) = \begin{bmatrix} -1 & -1 & \frac{\mathrm{d}V_{OC}(\mathrm{SOC})}{\mathrm{dSOC}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1(k) \\ V_2(k) \\ \mathrm{SOC}(k) \end{bmatrix} + R_0 I(k)。 \tag{2}$$

对图 1 所示的二阶 RC 电池模型，结合安时积分法[17]，以电容 C_1，C_2 两端的电压 V_1，V_2 以及 SOC 3 个量为状态变量，充放电电流 I 为输入变量，电池端电压 V 为输出变量，可得到式（1）和式（2）所示的离散化的状态空间模型，将在此模型的基础上，采用自适应卡尔曼滤波法估计电池的 SOC。

式（1）、（2）中，Δt 为采样间隔，取 $\Delta t = 1\mathrm{s}$；$V_1(k)$、$V_2(k)$ 和 $\mathrm{SOC}(k)$ 分别指第 k 个采样时刻电

容 C_1、C_2 两端的电压和 SOC；$V_1(k+1)$、$V_2(k+1)$和 SOC$(k+1)$分别指第$(k+1)$个采样时刻电容 C_1、C_2 两端的电压和 SOC；η 为库伦效率；C_N 为电池的总安时容量；V_{OC}为电池的开路电压，是 SOC 的函数。

2 电池模型参数的辨识

2.1 电池 OCV 与 SOC 关系曲线的测取

在后续电池模型阻容参数辨识以及 SOC 估计中都涉及电池的 OCV，因此求取 OCV 非常关键。而 OCV 是 SOC 的单值函数，故可以通过 OCV 与 SOC 关系曲线来得到对应的 OCV。笔者采用快速法[18]来获取 OCV 与 SOC 的关系曲线，文献[18]已经证明了该方法准确可行。

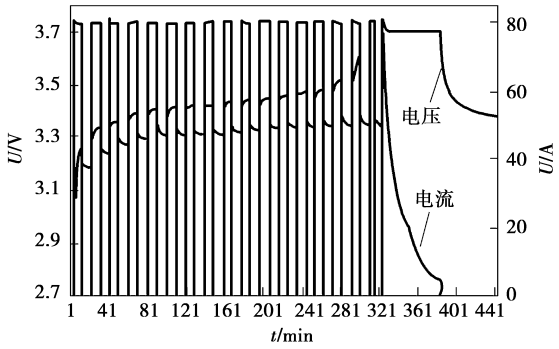

图 2 充电电压、电流曲线

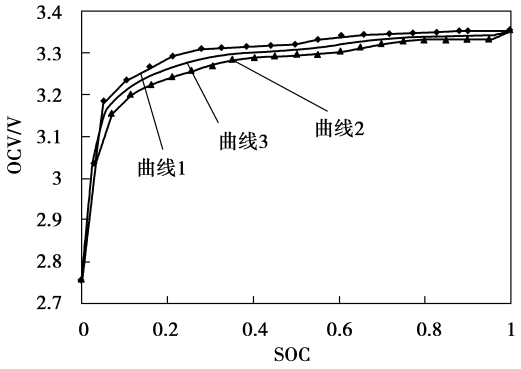

图 3 OCV-SOC 曲线

图 3 中曲线 1 是以图 2 所示的电流进行分段恒流(80 A)/恒压(3.7 V)充电，恒流阶段每隔 5% SOC 静置 10 min，当端电压上升到 3.7 V 时静置 10 min，此时端电压下降到 3.7 V 以下，然后再以 80 A 电流充电到端电压再次上升到 3.7 V 时进入恒压充电阶段，当充电电流下降到 6 A 以下充电完成，取静置时间段端电压的极小值点(图 2 中每个脉冲电流之后端电压曲线的最小值点和充电完成充分静置后的端电压值)进行曲线拟合得到的；在放电时，取静置时间段电池端电压的极大值点进行曲线拟合得到曲线 2；将曲线 1 和曲线 2 平均得到曲线 3，以曲线 3 作为 OCV 与 SOC 关系曲线。

2.2 电池模型阻容参数的辨识

使用指数拟合方法来拟合电池端电压对脉冲电流的响应曲线，进而求出电池模型中的参数。图 1 所示的电路模型中放电电流与输出电压的方程可以表示为

$$V = V_{OC} - IR_0 - IR_1(1-\exp(-\frac{t}{R_1C_1})) - IR_2(1-\exp(-\frac{t}{R_2C_2}))。\tag{3}$$

所用 matlab 指数拟合表达式为

$$V = c_0 + c_1\exp(-\lambda_1 t) + c_2\exp(-\lambda_2 t),\tag{4}$$

式中：c_0、c_1 和 c_2 为常数，比较式(3)、式(4)可得：

$$R_1 = \frac{c_1}{I}, R_2 = \frac{c_2}{I};$$

$$C_1 = \frac{1}{\lambda_1 R_1}, C_2 = \frac{1}{\lambda_2 R_2};$$

$$R_0 = (V_{OC} - c_0 - c_1 - c_2)/I。\tag{5}$$

在求取 R_0 的过程中，由于在平台电压区 OCV 随 SOC 的变化很小，会带来较大的误差，因此用下面的方法求取欧姆内阻 R_0：

对于式(3)有，$\lim_{t\to 0}(1-\exp(-\frac{t}{R_1C_1}))=0$，且 $\lim_{t\to 0}(1-\exp(-\frac{t}{R_2C_2}))=0$，因此当 $t\to 0$ 时，式(3)可以化简成 $V=V_{OC}-IR_0$，即 $dV=(V_{oc}-V)|_{瞬}=IR$。应用到实际如图 4 所示，得到式(6)。

$$R_0 = \frac{V_1 - V_2}{I}。\tag{6}$$

式(6)中，V_2 和 V_1 是电流突然降为 0 的前后连续 2 个采样点的电池端电压。

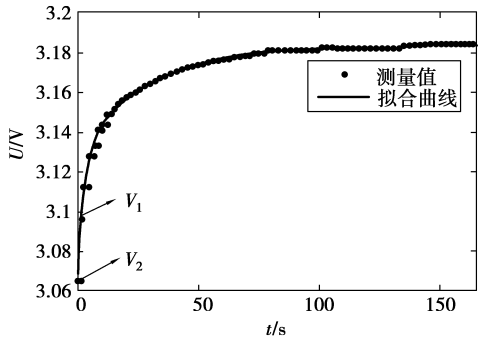

图 4 电流突然为 0 时的端电压响应曲线

参考《FreedomCAR 电池试验手册》，暂不考虑充电情况，采用放电方式，用 1C(200A)电流脉冲放电，每隔 5%SOC 静置 1 h，然后利用式(3)～式(6)即可求出不同 SOC 下模型参数如表 1 所示。

表 1 电池模型参数表

SOC/%	R_0/mΩ	R_1/mΩ	C_1/kF	R_2/mΩ	C_2/kF
100.00	0.752 0	0.480 5	219.416 5	0.203 9	23.635 5
93.69	0.704 0	0.349 1	212.343 1	0.141 5	35.656 6
87.37	0.696 0	0.383 4	180.751 4	0.133 4	35.078 4
81.17	0.708 0	0.327 1	211.715 3	0.164 1	35.265 3
74.99	0.720 0	0.416 3	181.154 9	0.153 3	31.092 3
68.81	0.692 0	0.361 0	213.083 3	0.219 0	18.806 5
62.73	0.688 0	0.309 8	224.159 0	0.175 0	23.419 2
56.62	0.770 8	0.272 7	263.247 2	0.177 4	28.657 7
50.58	0.758 3	0.256 2	294.581 2	0.182 9	30.157 0
44.54	0.716 7	0.290 8	239.303 4	0.217 6	24.747 4
38.64	0.704 2	0.367 9	206.859 2	0.281 4	15.141 3
32.80	0.800 0	0.520 6	156.294 6	0.229 8	16.559 2
26.96	0.834 8	0.442 9	169.380 8	0.243 4	16.322 9
21.28	0.791 3	0.511 8	172.300 6	0.316 4	15.515 7
15.58	0.739 1	0.769 8	106.217 4	0.396 6	13.555 9
10.01	0.777 3	1.449 0	59.596 8	0.425 4	12.560 7
4.30	0.745 5	2.868 0	36.226 0	0.429 1	12.409 3

3 自适应卡尔曼滤波法 SOC 估计

卡尔曼滤波法在估计电池的 SOC 时，如果假设噪声为高斯白噪声，则效果较好。但实际电池管理系统数据采集时噪声统计特性是未知的，采用自适应卡尔曼滤波法在卡尔曼滤波法的基础上，由测量数据对状态变量进行动态估计，并不断估计和修正噪声的统计特性，进而可以准确地估计电池的 SOC。

根据式(1)、式(2)，分别用 x 和 y 表示状态变量和输出变量，然后作相应的变量替换，即可得到式(7)所示的电池 SOC 估计模型。

$$\begin{cases} x_{k+1} = A_k x_k + B_k u_k + \boldsymbol{\Gamma} w_k, \\ y_k = C_k x_k + D_k u_k + v_k, \\ v_k \sim (r_k, R_k), \\ w_k \sim (q_k, Q_k); \end{cases} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{\Gamma}$ 为 3×3 干扰矩阵；w_k 为过程噪声，其均值和协方差分别为 q_k 和 Q_k；v_k 为测量噪声，其均值和协方差分别为和 r_k 和 R_k。Q_k、q_k、R_k 和 r_k 均未知，通过自适应卡尔曼滤波法进行预测和估计。采用自适应卡尔曼滤波法估计 SOC 的步骤如式(8)～式(12)所示。

1)设初始状态估计值 x_{0_est} 和初始状态误差的协方差 P_0 分别为

$$\begin{aligned} x_{0_est} &= E[x_0], \\ P_0 &= E[(x_0 - x_{0_est})(x_0 - x_{0_est})^{\mathrm{T}}]。 \end{aligned} \tag{8}$$

2)由 $k-1(k=1, 2, 3, \cdots)$ 时刻的状态和误差协方差矩阵对 k 时刻的状态和误差协方差矩阵进行时间更新：

$$\begin{aligned} x_{k|k-1_est} &= A_k x_{k-1_est} + B_k u_k + \Gamma q_{k-1}, \\ P_{k|k-1} &= A_k P_{k-1} A_k^{\mathrm{T}} + \Gamma Q_{k-1} \Gamma^{\mathrm{T}}。 \end{aligned} \tag{9}$$

3)求卡尔曼增益矩阵 $\boldsymbol{L}_k$：

$$\boldsymbol{L}_k = P_{k|k-1} C_k^{\mathrm{T}} (C_k P_{k|k-1} C_k^{\mathrm{T}} + R_{k-1})^{-1}。 \tag{10}$$

4)用 k 时刻的输出误差对 k 时刻的状态和状态协方差矩阵进行时间更新：

$$\begin{aligned} x_{k_est} &= x_{k|k-1_\mathrm{est}} + L_k y_{k_\mathrm{error}}, \\ P_k &= (I - L_k C_k) P_{k|k-1}, \\ y_{k_\mathrm{error}} &= y_k - C_k x_{k|k-1} - D_k u_k - r_{k-1}。 \end{aligned} \tag{11}$$

5)过程噪声和测量噪声的均值和协方差的更新：

$$\begin{aligned} q_k &= (1 - d_{k-1}) q_{k-1} + d_{k-1} G(x_{k_\mathrm{est}} - A_k x_{k-1_\mathrm{est}} - B_k u_{k-1}), \\ Q_k &= (1 - d_{k-1}) Q_{k-1} + d_{k-1} G(L_k y_{k_\mathrm{error}} y_{k_\mathrm{error}}^{\mathrm{T}} L_k^{\mathrm{T}} + P_k - A_k P_{k|k-1} A_k^{\mathrm{T}}) G^{\mathrm{T}}, \\ r_k &= (1 - d_{k-1}) r_{k-1} + d_{k-1}(y_k - C_k x_{k|k-1_\mathrm{est}} - D_k u_k), \\ R_k &= (1 - d_{k-1}) R_{k-1} + d_{k-1}(y_{k_\mathrm{error}} y_{k_\mathrm{error}}^{\mathrm{T}} - C_k P_{k|k-1} C_k^{\mathrm{T}})。 \end{aligned} \tag{12}$$

式(8)～式(12)中，$\boldsymbol{\Gamma} = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 & 0 \\ 0 & 0.001 & 0 \\ 0 & 0 & 0.001 \end{bmatrix}$，$b$ 为遗忘因子，$0<b<1$，这里取 $b=0.98$，$G=(\Gamma^{\mathrm{T}}\Gamma)^{-1}\Gamma^{\mathrm{T}}$，$d_k=(1-b)/(1-b^k)$。由此，通过上述第 5)步在线实时估计 q_k、r_k、Q_k 和 R_k，不断对状态变量 SOC 的估计值进行修正，提高了 SOC 估计的精度。

4 仿真结果与分析

使用 $I=20-2.5\sin(k\Delta t)$A 的变电流放电对上述磷酸铁锂电池进行仿真分析，分别采用卡尔曼滤波算法和自适应卡尔曼滤波算法估计 SOC。取采样间隔 $\Delta t=1$ s，仿真时间为 2 400 s，仿真时取系统的初始值和误差协方差矩阵以及测量噪声协方差矩阵分别如下：

$$\boldsymbol{x}_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.99 \end{bmatrix}, \boldsymbol{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{Q}_0 = \begin{bmatrix} 0.3 & 0 & 0 \\ 0 & 0.3 & 0 \\ 0 & 0 & 0.000\,3 \end{bmatrix}。$$

参考表 1 所示的参数辨识结果，近似认为电池模型参数在 SOC＝0.94～1 区间内不变，此时取 SOC＝1 时的模型参数进行仿真。仿真结果如图 5 和图 6 所示，图 5、图 7 和图 9 中 SOC 参考值为通过较精确的电流积分计算得到的理论值，“AKF 估计值”代表自适应卡尔曼滤波法 SOC 估计值，“KF 估计值”代表卡尔曼滤波法 SOC 估计值；图 6 和图 8 中“AKF 估计误差”表示自适应卡尔曼滤波法 SOC 估计误差，“KF 估计误差”表示卡尔曼滤波法 SOC 估计误差。

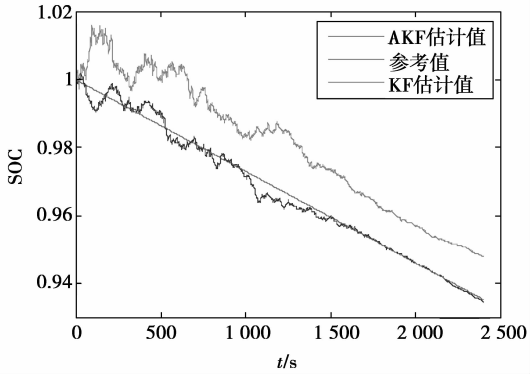

图 5　SOC 估计值

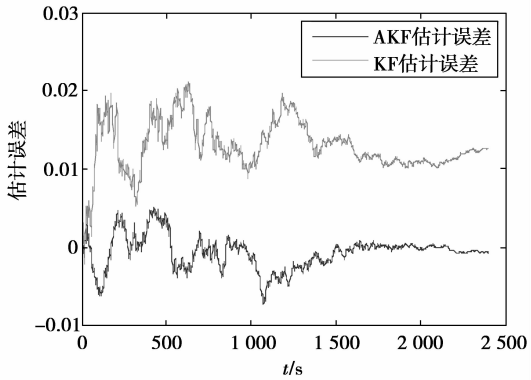

图 6　SOC 估计误差

从图 5 和图 6 可以看出，卡尔曼滤波法 SOC 估计误差为 2%左右，而且在仿真阶段的末期，其 SOC 估计误差趋向于一个稳定的值 1%左右。主要是由于卡尔曼滤波法对模型的依赖程度较高，模型微小的误差都可能影响估计效果。笔者近似认为在 SOC＝0.94～1 区间内电池模型参数不变，实际上在这个区间内电池模型参数随 SOC 的改变存在微小的变化，因此导致 SOC 估计值与理论值始终存在一定的差值。而自适应卡尔曼滤波法通过实时在线预测和估计系统噪声和输出噪声，进而对 SOC 预测值进行修正，可以在线修正微小的模型误差带来的 SOC 估计误差，使 SOC 估计值收敛于理论值，其 SOC 估计值在一个很小的范围（±1%）内围绕理论值上下波动，估计误差小于 1%，估计精度高于卡尔曼滤波法的 SOC 估计精度，且自适应卡尔曼滤波法具有较好的鲁棒性。因此自适应卡尔曼滤波法不仅能够有效地降低未知噪声对 SOC 估计的影响，也减少了算法对模型的依赖程度。

参考《中华人名共和国汽车行业标准 QC/T 743—2006，电动汽车用锂离子蓄电池》，模拟简单放电工况测试，以 C/3（66.7A）倍率电流放电 18min，再以 3C（600A）倍率电流放电 1min，静置 30min 后开始下一个放电工况周期。取两个放电周期进行仿真分析，仿真结果如图 7 和图 8 所示。由图 7 和图 8 可以看出，卡尔曼滤波法在整个仿真阶段的 SOC 估计值与理论值都存在较大的偏差，一方面是由于卡尔曼滤波法在进行 SOC 估计时假定过程噪声和输出噪声为高斯白噪声，另一方面是由于卡尔曼滤波法对模型的依赖较高；而自适应卡尔曼滤波法的 SOC 估计值虽然在初始阶段存在较大的误差，为±4%，但经过很短的时间约 500s 就收敛于理论值，而且能很好地跟随理论值，估计误差明显小于卡尔曼滤波法的估计误差。

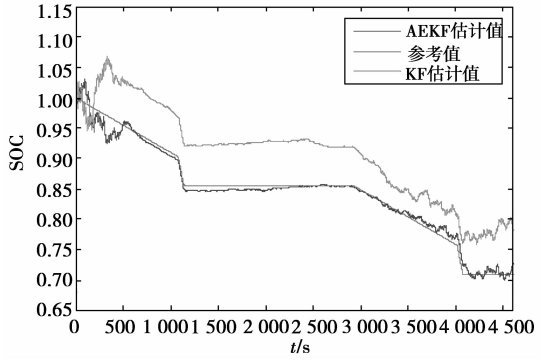

图 7　SOC 估计值

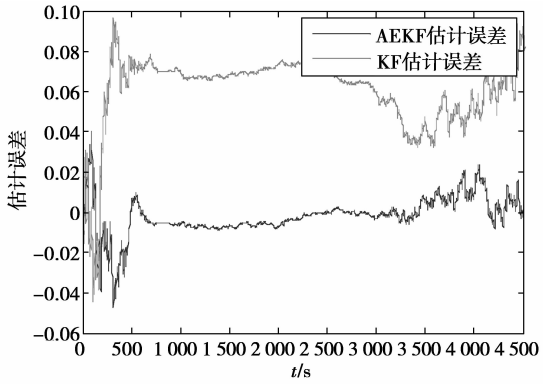

图 8　SOC 估计误差

按照表 1 所示的参数辨识结果对模型参数取值

（在 SOC＝0～4.3％范围内，各参数取 SOC＝4.3％时的值，以此类推），对电池在 SOC＝0～1 范围内进行上述仿真，得到了类似的结论。

由于磷酸铁锂动力电池在 SOC＝0.2～0.9 区间内，OCV 随 SOC 的变化很小，因此根据开路电压得到的 SOC 初始值会存在一定误差。因此有必要对初始值进行修正，以减少初值误差对 SOC 估计的影响。为了验证自适应卡尔曼滤波法对初始误差的修正作用，依照上面的方法，在 SOC＝0.57 时，取 SOC 的初值为 0.56 进行仿真，仿真结果如图 9 示。

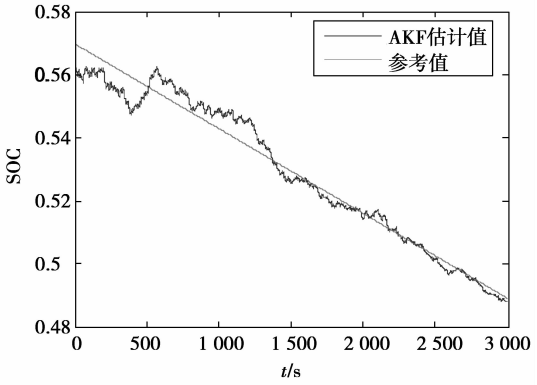

图 9　SOC＝0.57 时 SOC 估计值

从图 9 以看出虽然初始 SOC 估计误差较大，但经过较短的时间，约 1 300 s，自适应卡尔曼滤波算法 SOC 估计值收敛到与实际值一致。表明自适应卡尔曼滤波法对初值误差有修正作用，初值越准确收敛速度越快。

5　实验结果与分析

将一组 16 节 200 Ah 磷酸铁锂动力电池装车在指定道路上进行实车试验，将 SOC 估计算法集成到电池管理系统中，并通过上位机监控软件记录各单节电池的 SOC，实验结束后，调出 2＃和 8＃电池的 SOC，得到如图 10 所示的 SOC 估计曲线，图 10“中参考值”是直接调出采集到的电机母线电流（电池组的电流），通过 Ah 积分法得到的 SOC 值。图 11 是对应的 SOC 估计误差。

从图 10 可以看出通过自适应卡尔曼滤波法得到的 2＃和 8＃电池的 SOC 都能围绕参考值在一个很小的范围内上下波动，进一步说明算法得到的 SOC 比较准确地反映了电动汽车在行驶时 SOC 的变化情况，验证了算法的可行性。由于电池制造时的差异以及摆放在不同位置的电池散热不同，虽然电池管理系统带有能量均衡管理功能，但由于均衡电流较小，不足以及时消除各单体电池容量上的差

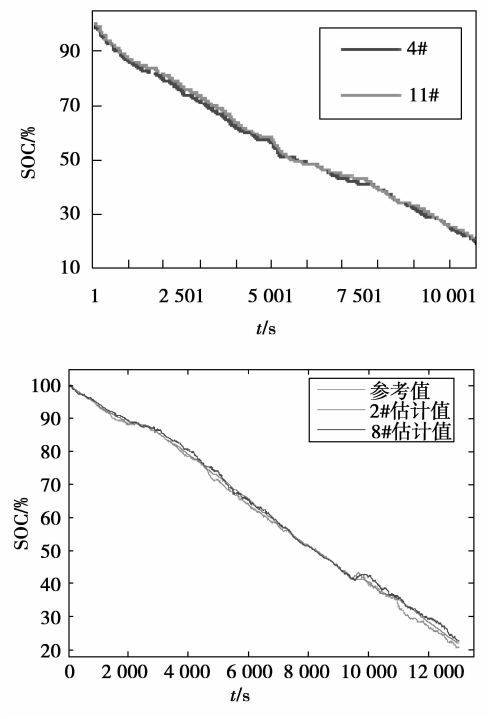

图 10　循环工况实验 SOC 估计值

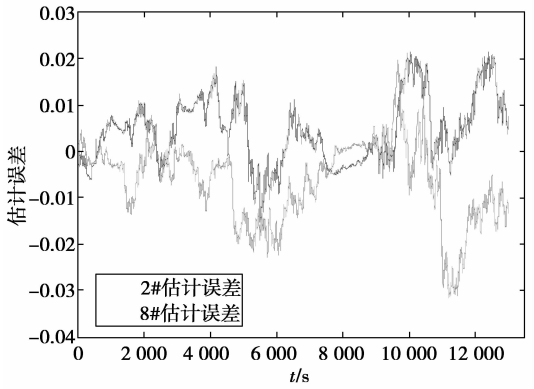

图 11　循环工况实验 SOC 估计误差

异，因此图 10 中 2＃电池和 8＃电池的 SOC 曲线不重合，另外由于参考值是通过采集到的电机母线上的电流积分得到的，与实际流过每节单体电池的电流存在微小差异，因而实际误差比仿真误差要大，但实际结果仍满足国家要求的 SOC 估计精度（±5％）。

6　结　语

从仿真结果可以看出，自适应卡尔曼滤波法利用测量数据在线估计噪声的均值和方差，然后根据每一步噪声的均值和方差的估计结果不断修正当前的 SOC 值，而且可以在线修正微小的模型误差对 SOC 估计精度的影响，可以比较精确地估计 SOC，且估计误差明显小于基本卡尔曼滤波法的估计误

差。另外,自适应卡尔曼滤波法对 SOC 初值误差有修正作用,初值越准确收敛速度越快。实验结果进一步验证了自适应卡尔曼滤波法适用于电动汽车用磷酸铁锂动力电池 SOC 估计。笔者电池模型参数是基于放电实验数据辨识得到的,而充电状态的电池模型参数与放电时不同,因此只验证了算法在放电时的 SOC 估计精度,对于充电时的情况有待根据充电实验数据辨识的模型参数进一步研究。

参考文献:

[1] 桂长清,等. 实用蓄电池手册[M]. 北京:机械工业出版社,2011.

[2] Liu Y H, Luo Y F. Search for an optimal rapid-charging pattern for Li-Ion Batteries using the taguchi approach [J]. Industrial Electronics, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(12): 3963-3971.

[3] Lee D T, Shiah S J, Lee C M, et al. State-of-Charge estimation for electric scooters by using learning mechanisms [J]. Vehicular Technology IEEEE transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(2): 544-556.

[4] 胡明辉,秦大同,舒红,等. 混合动力汽车电池管理系统 SOC 的评价[J]. 重庆大学学报:自然科学版,2003,26(4):20-23.
HU Minghui, QIN Datong, SHU Hong, et al. SOC definition of battery management system used in hybrid vehicles[J]. Journal of Chongqing University: Nature Science Edition, 2003, 26(4): 20-23.

[5] 田光宇,彭涛,林成涛,等. 混合动力电动汽车关键技术[J]. 汽车技术,2002,1:8-11.
TIAN Guangyu, PENG Tao, LIN Chengtao, et al. Key technology of hybrid electric vehicle [J]. Automobile Technology, 2002(1): 8-11.

[6] Malkhandi S. Fuzzy logic-based learning system and estimation of state of charge of lead-acid battery[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2006, 19(5): 479-485.

[7] Piao C H, Fu W L, Wang J, et al. Estimation of the state of charge of Ni-MH battery pack based on artificial neural network[C]//Proceedings of the 31th International Telecommunications Energy Conference, October 18-22, 2009, Incheon. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1-4.

[8] 刘浩. 基于 EKF 的电动汽车用锂离子电池 SOC 估算方法研究[D]. 北京:北京交通大学,2010.

[9] Plett G L. Extended Kalman filtering for battery management dystems of Lipb-Based HEV battery packs: part 3. State and parameter estimation[J]. Journal of Power Sources, 2004, 134(2): 277-292.

[10] 杨飞. 磷酸铁力动力电池管理系统的研究[D]. 重庆:重庆大学,2010.

[11] 付梦印,邓志红,张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京:科学出版社,2003.

[12] Dong T T, Li J, Zhao F Q, et al. Analysis on the influence measurement error on state of charge estimation of LiFePO4 power Battery[C]//Proceedings of 2011 International Conference on Materials for Renewable Energy & Environment, May 20-22, 2011, Shanghai, China. Piscataway: IEEE Press, 2011: 644-649.

[13] 阎辉,肖昌汉,苏广东. 多模型卡尔曼滤波在地磁场航海测量中的应用[J]. 测绘科学,2010,35(1):41-43.
YAN Hui, XIAO Changhan, SU Guangdong. Application pf multi-model Kalman filtering in surveying marine geomagnetic field[J]. Science of Surveying and Mapping, 2010, 35(1): 41-43.

[14] He H W, Xiong R, Zhang X W, et al. State-of- charge estimation of lithium-ion battery using an adaptive extended Kalman filter based on an improved Thevenin model[J]. IEEE transactions on Vehicular Technology, 201160(4): 1461-1469.

[15] 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.

[16] 胡博. 两类车用动力电池建模与实验研究[D]. 北京:北京工业大学,2010.

[17] 夏超英,张 术,孙宏涛. 基于推广卡尔曼滤波算法的 SOC 估算策略[J]. 电源技术,2007,31(5):414-417.
XIA Chaoying, ZHANG Shu, SUN Hongtao. A strategy of estimating state of charge based on extended Kalman filter[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2007, 31(5): 414-417.

[18] Suleiman A S, Dennis D. Rapid test and non-linear model characterization of solid-state lithium-ion batteries[J]. Journal of Power Source, 2004, 130(1/2): 266-274.

(编辑 王维朗)