

# 基于容积卡尔曼滤波算法估计动力锂电池荷电状态

梁嘉宁 谭霁成 孙天夫 王 峥

(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

**摘 要** 动力锂电池荷电状态的准确估计是电池管理系统的关键功能之一。该文结合二阶电阻-电容等效电路模型,通过建立状态空间表达式,利用最小二乘法对等效电路模型各参数进行辨识,并通过多项式拟合方法获得了开路电压与剩余电荷的关系曲线,进而基于容积卡尔曼滤波方法对锂电池荷电状态进行建模,建立了基于数字信号处理器的充放电实验平台,实现了锂电池放电时荷电状态的实时估算。实验结果表明,该方法能够实现实时在线估算,且最大误差小于 2%,具有良好的估算精度。

**关键词** 荷电状态; 扩展卡尔曼滤波; 容积卡尔曼滤波算法

**中图分类号** TM 912 **文献标志码** A

## Power Lithium Battery State of Charge Estimation Cubature Kalman Filtering

LIANG Jianing TAN Jicheng SUN Tianfu WANG Zheng

(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

**Abstract** Accurate estimation of charging state of the power lithium battery is an important function in the battery management system of electric vehicle. In this paper, based on the second-order resistor-capacitance equivalent circuit model, an accurate charging state estimation of power lithium battery was investigated. State space expression was established firstly, and the parameters of equivalent circuit model were identified by the least square method. The relationship between open circuit voltage and residual charge was fitted by polynomial fitting method. By the usage of cubature Kalman filter, the state of charge of lithium battery was estimated at the same time. In the experiment, a digital signal processor-based charge and discharge platform was constructed. And the experimental results show that, the cubature Kalman filtering algorithm can achieve real-time online estimation, and the maximum error is less than 2%, which has high estimation accuracy.

**Keywords** state of charge; extend Kalman filtering; cubature Kalman filtering

收稿日期: 2018-08-06 修回日期: 2018-10-09

基金项目: 广东省科技计划项目(2014B090901052); 国家自然科学基金青年基金项目(51707191); 深圳市科技计划项目(JCYJ2016053118555169、JCYJ20170818164527303)

作者简介: 梁嘉宁(通讯作者), 博士生导师, 副研究员, 研究方向为电机控制技术、车载集成技术、电池管理系统, E-mail: jn.liang@siat.ac.cn; 谭霁成, 硕士研究生, 研究方向为电池管理系统; 孙天夫, 硕士生导师, 研究方向为电动汽车电机系统驱动与控制、嵌入式系统软硬件开发; 王峥, 助理研究员, 研究方向为智能驾驶感知决策系统设计、可重构深度学习处理器设计。

## 1 引 言

当今世界能源极度耗损、环境污染严重及交通问题日益恶化<sup>[1]</sup>。电动汽车作为一种新型节能、零污染排放的交通工具,逐渐受到了世界各国的重视<sup>[2]</sup>。电动汽车是电动源、电机和整车三大技术的结合体,其中电动源是电动汽车的核心部件<sup>[3]</sup>。锂离子电池是迄今为止最适合在电动汽车上广泛应用的新型电源。由此可以看出,动力电池不仅是制约电动汽车规模发展的瓶颈技术,而且是电动汽车价格居高不下的关键因素,其成本占整车成本的 30%~50%<sup>[4]</sup>。因此,这也促进了电动汽车电池管理系统(Battery Management System, BMS)的发展。在当前的电池技术基础上提高电池管理水平,建立完善、可靠的电动汽车电池管理系统,对电动汽车使用成本、节能和安全性至关重要。

电池管理系统最主要的功能和研究方向就是估算动力电池的荷电状态(State of Charge, SOC),即电池剩余电量<sup>[5]</sup>。若能准确估计动力电池 SOC,那么在运行电池管理系统其他功能时就可以避免对动力电池造成损害,合理利用动力电池提供的电能,最终达到延长电池使用寿命的目的<sup>[6]</sup>。目前,作为处理非线性系统状态估计的卡尔曼滤波形式的算法已成为学者们对动力电池 SOC 估计的研究热点,而卡尔曼滤波算法适用于线性系统,对于实际电池的非线性特性,建立精确的电池模型比较困难。针对原有卡尔曼滤波算法的不足,从近似线性函数的概率密度分布函数和系统状态模型的角度出发,研究人员提出无迹卡尔曼滤波(UKF)算法<sup>[7]</sup>、扩展卡尔曼粒子滤波(EKPF)算法<sup>[8]</sup>等新算法,并取得了不错效果。其中,UKF 的滤波精度和适用范围优于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法<sup>[9]</sup>,但对参数选择有一定依赖性,而 EKPF 计算量巨大难以满足 SOC 估计的实时性要求<sup>[10]</sup>。为了克

服上述问题,本文采用卡尔曼滤波器结构的高斯滤波算法估计动力锂电池 SOC,该法具有更好的非线性逼近功能、数值精度及滤波稳定性,并且比扩展卡尔曼粒子滤波算法的实时性高<sup>[11]</sup>。

## 2 动力锂电池模型

### 2.1 二阶电阻-电容等效电路

由于锂电池内部化学反应机理复杂,难以直接描述电池化学特性,故只能通过电池外在表现的电气特性建立等效电路间接描述电池内部的反应机理。常见的锂电池电路模型有内阻等效模型<sup>[12]</sup>、新一代汽车伙伴计划模型<sup>[13]</sup>、戴维南模型<sup>[14]</sup>和二阶电阻-电容(Resistor-Capacitance, RC)模型<sup>[15]</sup>。由于二阶 RC 等效电路模型相比其他模型能更有效地反映电池的动态特性,估算精度也更高,所以本文采用二阶 RC 等效电路模型作为锂电池的等效电路模型,如图 1 所示。

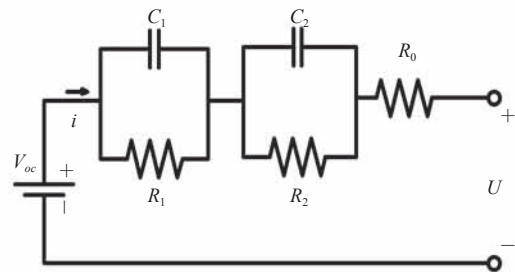


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Two order RC equivalent circuit model

在图 1 电池模型中,  $V_{oc}$  为开路电压;  $i$  为电池电流;  $R_0$  为欧姆电阻;  $R_1$ 、 $R_2$  为极化电阻;  $C_1$ 、 $C_2$  为极化电容;  $V_1$ 、 $V_2$  分别为  $C_1$ 、 $C_2$  端电压;  $U$  为电池的端电压。等效电路模型的方程组如下:

$$\begin{cases} V_{oc} = U + R_0 i + V_1 + V_2 \\ i = \frac{V_1}{R_1} + C_1 \frac{dV_1}{dt} \\ i = \frac{V_2}{R_2} + C_2 \frac{dV_2}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $t$  为时间。

对电池进行混合动力脉冲能力特性 (HPPC) 实验<sup>[16]</sup>, 电池电压变化曲线如图 2 所示。同时, 采用最小二乘法对模型各参数进行参数辨识<sup>[17]</sup> 获得等效电路的欧姆电阻与零输入、零状态响应方程。

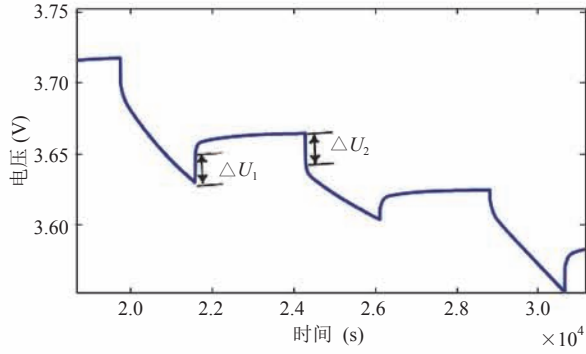


图 2 HPPC 工况下电压变化曲线

Fig. 2 Voltage variation curve under HPPC condition

$$R_0 = (\Delta U_1 + \Delta U_2) / 2I \quad (2)$$

$$\begin{cases} U = V_{oc} - V_{c1} e^{-t/\tau_1} - V_{c2} e^{-t/\tau_2} \\ U = V_{oc} - IR_0 - IR_1(1 - e^{-t/\tau_1}) - IR_2(1 - e^{-t/\tau_2}) \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\Delta U_1$ 、 $\Delta U_2$  为欧姆电阻引起的电压差;  $V_{c1}$ 、 $V_{c2}$  为脉冲放电时的极化电压;  $\tau_1$ 、 $\tau_2$  为 RC 网络的时间常数。根据公式 (3) 使用最小二乘法可解得  $R_1$ 、 $R_2$ 。此时,  $C_1$ 、 $C_2$  可由公式 (4) 解得。

$$\begin{cases} \tau_1 = R_1 C_1 \\ \tau_2 = R_2 C_2 \end{cases} \quad (4)$$

根据公式 (1) 离散化写成矩阵形式可得二阶 RC 等效模型离散状态空间方程为:

$$\begin{bmatrix} V_{1k} \\ V_{2k} \\ SOC_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{-\Delta t/\tau_1} & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_{1k-1} \\ V_{2k-1} \\ SOC_{k-1} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R_1 \times (1 - e^{-\Delta t/\tau_1}) \\ R_2 \times (1 - e^{-\Delta t/\tau_2}) \\ -\Delta t/\eta \times C_N \end{bmatrix} \times i_{k-1} + w_{k-1} \quad (5)$$

$$U_k = [-1 \quad -1 \quad 0] \begin{bmatrix} V_{1k} \\ V_{2k} \\ SOC_k \end{bmatrix} - i_k \times R_0 + V_{oc} + v_k \quad (6)$$

其中,  $SOC$  表示剩余电荷量;  $k$  表示迭代的时刻,  $k-1$  表示  $k$  时刻的前一刻;  $\eta$  表示库仑效率;  $C_N$  表示电池的容量;  $w$ 、 $v$  表示噪声变量;  $V_1$  和  $V_2$  分别表示  $R_1$ 、 $R_2$  的电压;  $\Delta t$  表示相应的采样时间;  $V_{oc}$  表示开路电压 (Open-Circuit Voltage, OCV)。

电池的  $SOC$  值与  $OCV$  有直接关系<sup>[16]</sup>。电池设定一段时间后的终端电压等于电池的  $OCV$ 。为了获得  $OCV$  与  $SOC$  之间的关系, 对锂离子电池进行恒流放电试验。每放电 10%  $SOC$ , 然后静置 60 min。待电池电压稳定后, 测得路端电压可作为开路电压, 一直测试到放电结束并采集 10 组不同  $SOC$  下的开路电压。根据公式 (6) 利用多项式拟合法<sup>[18]</sup> 得到多项式系数并作出  $OCV$  与  $SOC$  的关系曲线, 如图 3 所示。

$$\begin{aligned} OCV = & k_1 \times SOC^7 + k_2 \times SOC^6 + k_3 \times SOC^5 + \\ & k_4 \times SOC^4 + k_5 \times SOC^3 + k_6 \times SOC^2 + \\ & k_7 \times SOC^1 + k_8 \end{aligned} \quad (7)$$

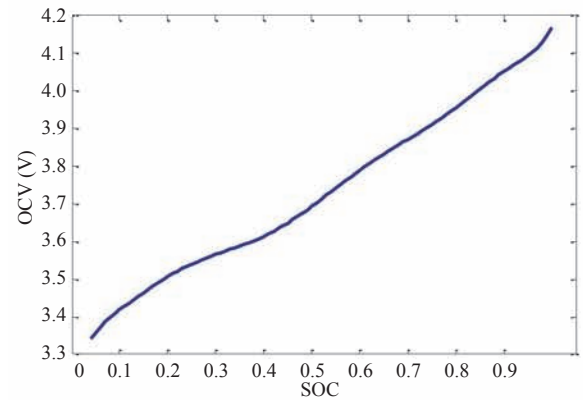


图 3 放电状态下 SOC-OCV 曲线

Fig. 3 SOC-OCV curve under discharging

## 2.2 模型验证

将二阶 RC 模型在 Matlab/Simulink 中建模, 并使用代码生成技术, 将模型代码嵌入数字信号

处理器(Digital Signal Processor, DSP)芯片中已编完整的充放电程序,与外接电源、电子负载形成了一个充放电测试实验平台。其中,该平台能够实时地在线分析和采集模型电流、电压的输入输出数据<sup>[19]</sup>。

首先,将充满电的 3 400 mAh 的 18650 锂电池静置 12 h,以保证电池各项性能状态达到稳定。然后,通过基于 DSP 的充放电测试平台用 1 C 的电流对电池进行放电,通过放电记录电池两端真实输出电压。最后,将实验测试结果与 DSP 芯片计算出的模型输出估计电压进行对比,以验证模型是否有效。

验证结果如图 4 和 5 所示,可以看出在整个放电过程中,锂电池二阶 RC 模型输出的估计电压与电池两端的真实电压相差不大。通过模型电压输出误差图(图 5)可以分析得到,最大电压误差为 0.05 V,而整个验证过程中模型电压误差大部分维持在 0.01~0.02 V。模型在电池放电的前 500 个采样点和 2 500 个采样点以后产生较大的误差,恰好对应 SOC 为 0~20% 和 80%~100%;而电池放电平台区对应 SOC 为 20%~80% 时,模型输出误差较小。由此可以得知,电池前期放电和末期放电时,电池电压都是急剧变化,而急剧变化的电压对模型输出

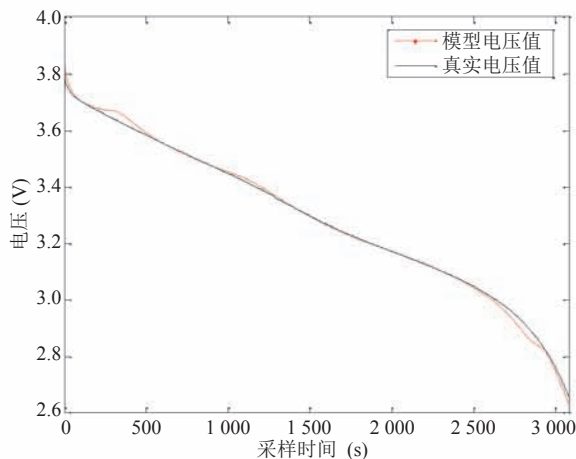


图 4 模型电压输出

Fig. 4 Model voltage output

有较大影响,这也是对二阶 RC 等效模型设计的考验;而放电平台区电压变化相对平缓,所以模型输出相对稳定、准确。但从总体上来看,本文使用的二阶 RC 等效模型能够有效地模拟锂电池的各项动态特性。

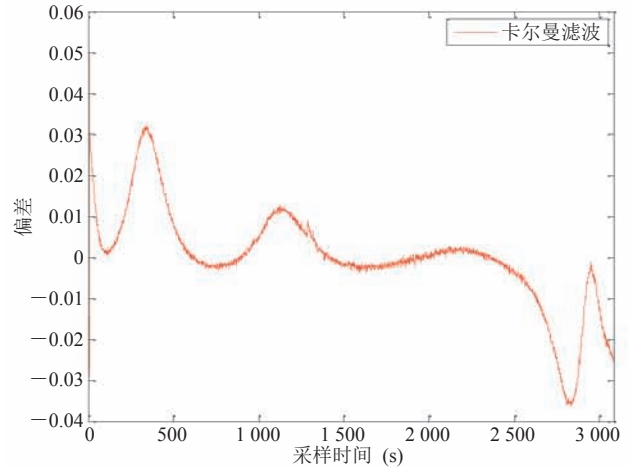


图 5 模型电压输出误差

Fig. 5 Model voltage output error

### 3 容积卡尔曼滤波算法

#### 3.1 算法原理

容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filtering, CKF)是近几年提出的一种新型非线性高斯滤波方法<sup>[20]</sup>,其具有严格的数学证明,通过三阶容积法则的数值积分方法来近似高斯加权积分,充分利用了容积积分近似计算多维函数积分具有的高效率特点<sup>[21]</sup>。经过证明,其对随机变量非线性变换后概率分布具有良好的逼近精度<sup>[22]</sup>。

锂电池 SOC 估计问题由以下状态方程和观测方程数学模型描述<sup>[23]</sup>。

$$\begin{cases} X_k = F(X_{k-1}) + w_{k-1} \\ Z_k = H(X_k) + v_k \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $X$ 、 $Z$  分别为系统的状态量和观测量;  $F$ 、 $H$  代表非线性函数;  $w$ 、 $v$  分别代表过程噪声与观测噪声。

设  $Q$ 、 $R$  分别为过程噪声与观测噪声的协方

差矩阵, 则 CKF 算法步骤如下:

(1) 状态预测

①根据  $k-1$  时刻的状态估计值  $\hat{X}_{k-1|k-1}$  和误差协方差  $P_{k-1|k-1}$  生成容积点  $X_{i,k-1|k-1}$

$$\begin{cases} \zeta_i = \sqrt{\frac{m}{2}} [\delta]_i \\ \omega_i = \frac{1}{m}, i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} P_{k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} S_{k-1|k-1}^T \\ X_{i,k-1|k-1} = \zeta_i S_{k-1|k-1} + \hat{X}_{k-1|k-1}, i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $m=2n_x$  代表容积点个数;  $n_x$  代表状态量的维数;  $[\delta] = [I_{n \times n}, -I_{n \times n}]$ ,  $I$  为  $n$  维单位矩阵;  $[\delta]_i$  为  $[\delta]$  的第  $i$  列向量;  $S_{k-1|k-1}$  为  $P_{k-1|k-1}$  的 Cholesky 分解;  $T$  表示转置。

②计算容积点的传播。

$$X_{i,k|k-1} = F(X_{i,k-1|k-1}), i=1, 2, \dots, m \quad (11)$$

③计算状态变量和状态协方差的一步预测。

$$\begin{cases} \hat{X}_{k|k-1} = \omega_i \sum_{i=1}^m X_{i,k|k-1} \\ P_{k|k-1} = \omega_i \sum_{i=1}^m X_{i,k|k-1} X_{i,k|k-1}^T - \hat{X}_{k|k-1} \hat{X}_{k|k-1}^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (12)$$

(2) 测量更新

①根据一步预测值生成容积点。

$$\begin{cases} P_{k|k-1} = S_{k|k-1} S_{k|k-1}^T \\ X_{i,k|k-1} = \zeta_i S_{k|k-1} + \hat{X}_{k|k-1}, i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (13)$$

②生成测量容积点。

$$Z_{i,k|k-1} = H(X_{i,k|k-1}), i=1, 2, \dots, m \quad (14)$$

③生成测量的一步预测和协方差的一步预测。

$$\begin{cases} \hat{Z}_{k|k-1} = \omega_i \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1} \\ P_{zz} = \omega_i \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1} Z_{i,k|k-1}^T - \hat{Z}_{k|k-1} \hat{Z}_{k|k-1}^T + R_k \\ P_{xz} = \omega_i \sum_{i=1}^m X_{i,k|k-1} Z_{i,k|k-1}^T - \hat{X}_{k|k-1} \hat{Z}_{k|k-1}^T \end{cases} \quad (15)$$

④计算滤波增益。

$$K_k = P_{xz} P_{zz}^{-1} \quad (16)$$

(3) 状态更新

$$\begin{cases} \hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k (Z_k - \hat{Z}_{k|k-1}) \\ P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{zz} K_k^T \end{cases} \quad (17)$$

### 3.2 方法流程图

容积卡尔曼滤波锂电池 SOC 估算流程如图 6 所示。

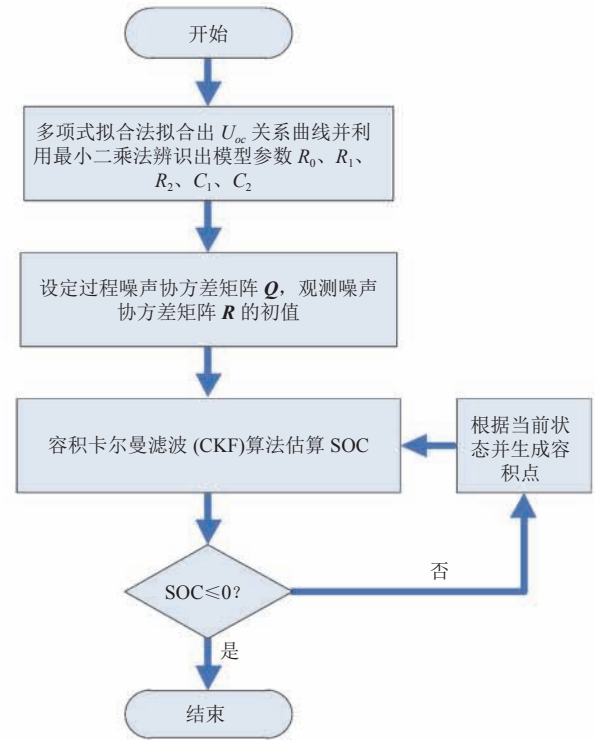


图 6 SOC 估算流程图

Fig. 6 SOC estimation flow chart

## 4 实验设计与结果

将 3 400 mAh 的 18650 锂电池充满电, 放置 12 h, 使电池各项性能达到稳定。在室温下, 使用基于 DSP 芯片的充放电测试平台对锂电池进行放电并在线同时对锂电池 SOC 进行估计(图 7)。将二阶 RC 等效模型的离散状态空间方程代入到相应的容积卡尔曼滤波算法的状态方程和观测方

程数学模型中进行运算。

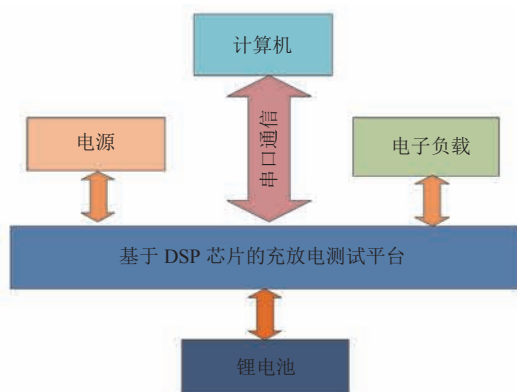


图 7 在线估算 SOC 实验平台系统框图

Fig. 7 Block diagram of on-line estimation of SOC experimental platform system

图 8 为实验平台实物图, 设定好各参数初值:  $SOC=1$ , 电容量  $C_N=3\ 400$ , 采样时间  $\Delta t=1$ , 噪声采用高斯白噪声, 使用  $1\ C$  电流进行恒电流工况放电。将目前流行的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法和本文容积卡尔曼滤波(CKF)算法的估算结果分别与实际锂电池 SOC 情况进行对比, 结果如图 9 所示。

由图 9 可知, CKF 算法估算结果比 EKF 算法估算效果好。由图 10 和表 1 可以更直观地发现, EKF 估算的 SOC 平均绝对误差为 1.79%,

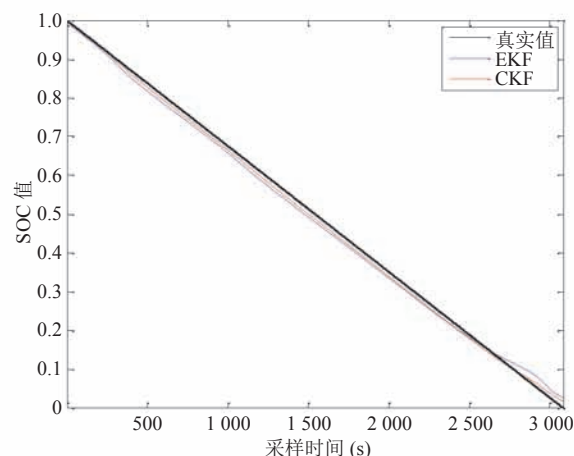


图 9 SOC 估计曲线

Fig. 9 SOC estimation curve

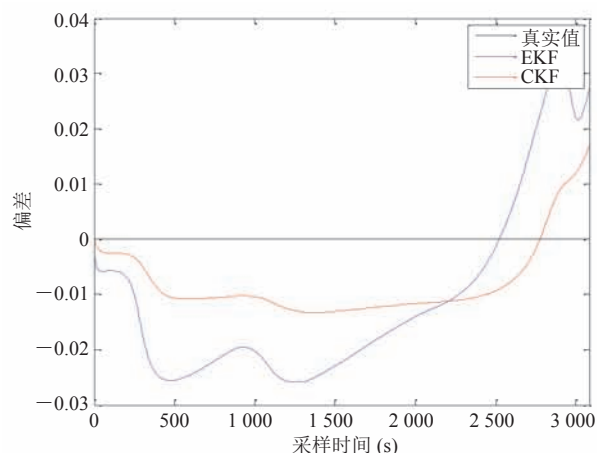


图 10 SOC 估计误差曲线

Fig. 10 SOC estimation error curve

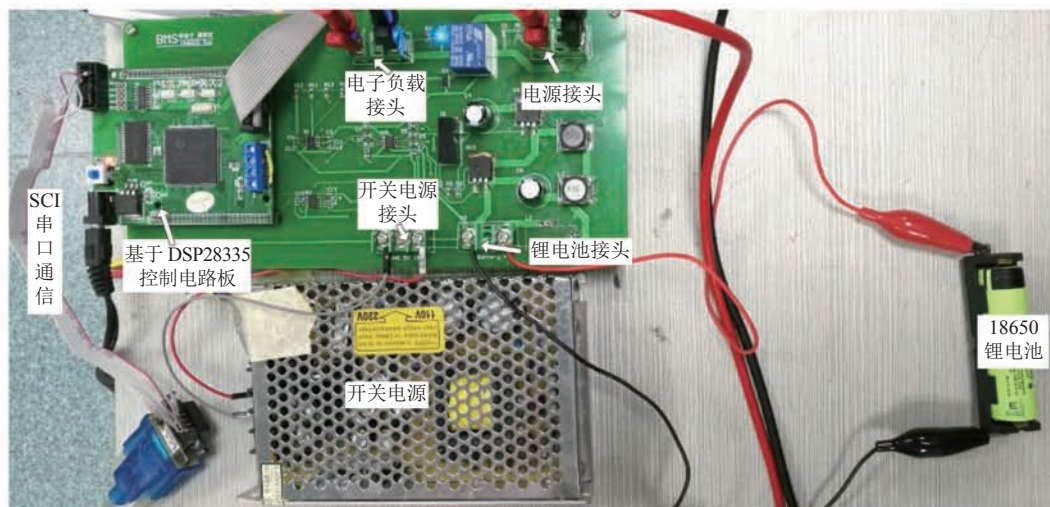


图 8 在线估算锂电池 SOC 实验平台实物图

Fig. 8 On-line estimation of the physical map of lithium battery SOC experimental platform

最大绝对误差达到了 3.17%; 而 CKF 估算的 SOC 平均绝对误差保持在 0.98% 左右, 最大绝对误差仅 1.69%。从整个实验过程来看, EKF 估算误差不是很大, 但 CKF 估算性能更加精确, 提高了一倍。该结果充分说明了容积卡尔曼滤波具有更加良好的非线性逼近功能、数值精度及滤波稳定性。

表 1 SOC 估计误差表

Table 1 SOC estimation error table

SOC 估计方法	平均绝对误差	最大绝对误差
EKF	0.017 9	0.031 7
CKF	0.009 8	0.016 9

为了验证算法的稳定性和适应性, 使用间隔放电的变电流工况进行实验。每间隔 1 min 用 1 C 电流放电一次, 并持续 1 min, 反复进行直至实验结束。依然将扩展卡尔曼滤波(EKF)算法和本文容积卡尔曼滤波(CKF)算法的估算结果分别与实际锂电池 SOC 情况进行对比。

图 11 为两种方法的 SOC 估计曲线。由图 11 可知, 相对于 EKF 算法, CKF 算法在变流工况下估算的误差都有所增加。由图 12 和表 2 可知, EKF 估算的 SOC 平均绝对误差为 3.04%, 最大绝对误差达到了 6.5%; 而 CKF 估算的 SOC 平均绝对误差为 1.84% 左右, 最大绝对误差为

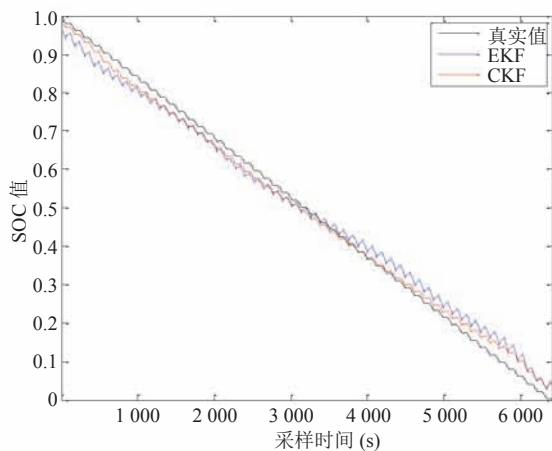


图 11 SOC 估计曲线

Fig. 11 SOC estimation curve

4.5%。与恒流放电相比, 间隔放电存在电压突变的情况, 电池电压会急剧不稳定, 估算难度比恒流情况下更加困难。但 CKF 估算的 SOC 平均误差低于 2%, 实验过程中大部分时间只在 2% 内波动; 而 EKF 估算 SOC 平均误差超过了 3%, 且在整个过程中波动较大, 严重偏离了真实值。从而验证了 CKF 估算锂电池 SOC 方法具有较强的稳定性和适应性。

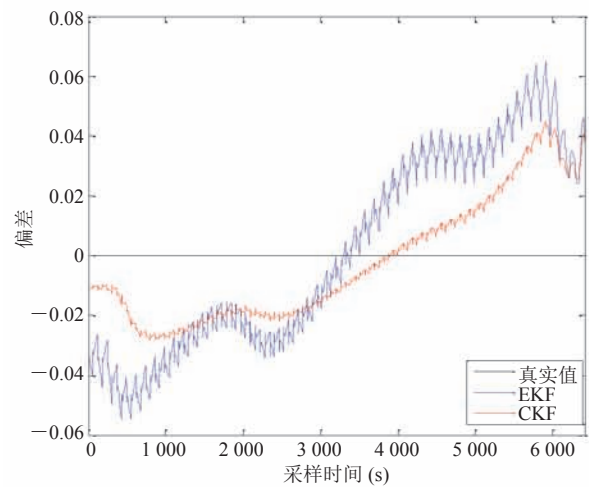


图 12 SOC 估计误差曲线

Fig. 12 SOC estimation error curve

表 2 SOC 估计误差表

Table 2 SOC estimation error table

SOC 估计方法	平均绝对误差	最大绝对误差
EKF	0.030 4	0.065 0
CKF	0.018 4	0.045 0

## 5 相似研究的对比分析

韩忠华等<sup>[24]</sup>使用扩展卡尔曼滤波算法并采用神经网络拟合法降低模型参数拟合误差, SOC 估计误差小于 3%。本文使用 CKF 算法估计锂电池 SOC 误差小于 2%, 较前者估计精度有所进步。

扩展卡尔曼滤波是基于泰勒级数展开的非线性函数近似, 可以解决非线性系统的问题。但扩展卡尔曼滤波忽略了泰勒展开的高阶项, 系

统误差较大。相比扩展卡尔曼滤波算法估计锂电池 SOC, 容积卡尔曼滤波器具有更好的稳定性和非线性系统计算方法。同时, 在容积卡尔曼滤波方法中, 容积点对称性出现在具有较低维度的子空间中, 并且其权重是相同的, 不需要对参数提前进行设置, 操作更简单<sup>[25]</sup>。但由于实验的局限性, 不能很好地证明并推广到所有一般锂电池 SOC 估计。相比各研究者对 EKF、UKF 估计 SOC 积累的经验做出的改进能够应用在各种型号锂电池, CKF 算法在估计 SOC 研究中还需要进行不断改进才能更好地调高适应性与准确性。

## 6 结 论

本文通过建立二阶 RC 等效电路模型对锂电池的剩余电荷进行研究。首先, 采用最小二乘法辨识了模型参数, 并使用多项式拟合求得开路电压与 SOC 曲线关系; 然后, 应用容积卡尔曼滤波算法估计锂电池 SOC, 并将容积卡尔曼滤波算法与扩展卡尔曼滤波算法进行对比实验。结果显示, 容积卡尔曼滤波算法估算锂电池 SOC 是有效的, 误差小于 2%, 并且具有良好的稳定性。

## 参 考 文 献

- [1] 高敏. 电动汽车的特点与发展趋势 [J]. 能源研究与利用, 2011(4): 24-26.
- [2] 陈黄捷. 基于双卡尔曼算法的电池 SOC 估计器设计与实现 [D]. 长春: 吉林大学, 2015.
- [3] 张永杰. 纯电动汽车动力型锂电池管理系统的研究与设计 [D]. 浙江: 浙江工业大学, 2012.
- [4] 符晓玲, 商云龙, 崔纳新. 电动汽车电池管理系统研究现状及发展趋势 [J]. 电力电子技术, 2011, 45(12): 27-30.
- [5] 张禹轩. 电动汽车动力电池模型参数在线辨识及 SOC 估计 [D]. 长春: 吉林大学, 2014.
- [6] 徐杰. 基于卡尔曼滤波的动力电池组 SOC 精确估计 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2009.
- [7] Din MSE, Hussein AA, Abdel-Hafez MF. Improved battery SOC estimation accuracy using a modified UKF with an adaptive cell model under real EV operating conditions [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2018, 4(2): 408-417.
- [8] Wang F, Lin Y, Zhang T, et al. Particle filter with hybrid proposal distribution for nonlinear state estimation [J]. Journal of Computers, 2011, 6(11): 2491-2501.
- [9] Chen ZH. Comparison study on the battery SOC estimation with EKF and UKF algorithms [J]. Energies, 2013, 6(10): 5088-5100.
- [10] 赵又群, 周晓凤, 刘英杰. 基于扩展卡尔曼粒子滤波算法的锂电池 SOC 估计 [J]. 中国机械工程, 2015, 26(3): 394-397.
- [11] 陈海, 单甘霖. 基于 IMMCKF 的机动目标跟踪算法 [J]. 电光与控制, 2011, 18(10): 1-5.
- [12] 吕超, 刘珊珊, 沈杰, 等. 锂离子电池等效电路模型比较研究 [J]. 电源技术应用, 2014(9): 8-11.
- [13] Zhang B, Guo LD, Li HY, et al. PNGV model analysis of LiFePO<sub>4</sub> Li-ion battery for electric vehicle [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2009, 33(5): 417-421.
- [14] 李百华, 郭灿彬, 钟其水, 等. 电动汽车锂电池戴维南等效电路模型参数辨识研究 [J]. 微型机与应用, 2017, 36(1): 83-85.
- [15] 胡小军. 基于无迹卡尔曼滤波的动力锂电池 SOC 估计与实现 [D]. 长沙: 中南大学, 2014.
- [16] Zhang H, Mu HW, Zhang Y, et al. Calculation and characteristics analysis of lithium-ion batteries<sup>TM</sup> internal resistance using HPPC test [J]. Advanced Materials Research, 2017, 926-930: 915-918.
- [17] Yang Y, Cui N, Wang C, et al. SOC estimation of lithium-ion battery based on new adaptive fading extended Kalman filter [C] // Chinese Automation Congress, 2018: 5630-5634.
- [18] 曾洁, 卜凡涛. 基于多项式回归算法的锂电池 SOC 估测 [J]. 大连交通大学学报, 2011, 32(4): 70-74.
- [19] 孙忠潇. Simulink 仿真及代码生成技术入门到精通 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- [20] Sun Y, Chen Q. Joint estimation of states and parameters of vehicle model using cubature Kalman filter [C] // IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2017.
- [21] Bhaumik S. Cubature quadrature Kalman filter [J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2013, 7(7): 1-9.
- [22] Lin P, Wang P, Xiao J, et al. Modified strong tracking cubature Kalman filter for LiFePO<sub>4</sub> storage system [C] // Asian Conference on Energy, Power and Transportation Electrification, 2017: 1-5.
- [23] 李贤. 容积卡尔曼滤波方法及其应用研究 [D]. 开封: 河南大学, 2016.
- [24] 韩忠华, 刘珊珊, 石刚, 等. 基于扩展卡尔曼神经网络算法估计电池 SOC [J]. 电子技术应用, 2016, 42(7): 76-78.
- [25] 冷炎. 基于 CKF 的锂电池 SOC 估算及其电池管理系统研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2016.