

应用科技
Applied Science and Technology
ISSN 1009-671X, CN 23-1191/U

《应用科技》网络首发论文

题目：基于 EKF-AEKF 对锂电池 SOC 的估算
作者：李华鑫，陈芳芳，徐天奇，罗善峰，毛一胜
收稿日期：2024-03-15
网络首发日期：2024-09-27
引用格式：李华鑫，陈芳芳，徐天奇，罗善峰，毛一胜. 基于 EKF-AEKF 对锂电池 SOC 的估算[J/OL]. 应用科技. <https://link.cnki.net/urlid/23.1191.U.20240926.1714.004>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.11991/ykj.202403015

基于 EKF-AEKF 对锂电池 SOC 的估算

李华鑫¹, 陈芳芳², 徐天奇¹, 罗善峰¹, 毛一胜³

1. 云南民族大学 电气信息工程学院, 云南 昆明 650504

2. 云南民族大学 云南省无人自主系统重点实验室, 云南 昆明 650504

3. 华电重庆新能源有限公司, 重庆 奉节 404600

摘 要: 为了降低实际使用过程中电池参数时变性带来的误差, 引入自适应扩展卡尔曼滤波算法对电池荷电状态(state of charge, SOC)进行估算。本文通过仿真得到电池开路电压与电池容量关系曲线(open circuit voltage-state of charge, OCV-SOC), 在二阶 RC 等效电路模型的基础之上; 采用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法进行模型参数辨识。在 3 种不同工况下, 采用 EKF 和自适应扩展卡尔曼滤波算法(adaptive extended Kalman filter, AEKF)估算锂电池 SOC 并对比验证。经建模仿真分析, 相比于 EKF 算法来说, AEKF 算法将 3 种工况下的 SOC 平均绝对误差分别降到了 0.003515、0.003112 和 0.006301, 提高了在含有噪声影响的情况下 SOC 的估算精度, 表现出更好的稳定性和预测性。

关键词: 荷电状态; 锂电池; 自适应; 扩展卡尔曼滤波; 等效电路; 参数辨识; 二阶 RC; 平均绝对误差
中图分类号: TM912 文献标志码: A

Estimation of lithium battery SOC based on EKF-AEKF

Li Huaxin¹, Chen Fangfang², Xu Tianqi¹, Luo Shanfeng¹, Mao Yisheng³

1. School of Electrical and Information Technology, Yunnan Minzu University, Kunming 650504, China

2. Yunnan Provincial Key Laboratory of Unmanned Autonomous Systems, Yunnan Minzu University, Kunming 650504, China

3. Huadian Chongqing New Energy Co., Ltd., Chongqing 404600, China

Abstract: In order to reduce the error caused by the time variation of battery parameters in actual use, the adaptive extended Kalman filter algorithm was introduced to estimate the state of charge (SOC) of the battery. This study obtain the relationship curve between battery open-circuit voltage and battery capacity (OCV-SOC) through simulation. Building upon the second-order RC equivalent circuit model, the Extended Kalman Filter (EKF) algorithm was employed for model parameter identification. Under three distinct operating conditions, SOC estimation for lithium batteries is conducted by using both EKF and the Adaptive Extended Kalman Filter (AEKF), with a comparative validation. Through modeling and simulation analysis, compared with the Extended Kalman Filter algorithm, the Adaptive Extended Kalman Filter algorithm reduces the average absolute error of SOC under the three working conditions to 0.003515, 0.003112 and 0.006301 respectively, which improves the SOC estimation accuracy under the condition of noise, and shows better stability and predictability.

Keywords: state of charge; lithium battery; self-adaptation; extended Kalman filtering; equivalent circuit; parameter identification; second-order RC; mean absolute error

收稿日期: 2024-03-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61761049)

作者简介: 李华鑫, 男, 硕士研究生.

陈芳芳, 女, 副教授.

通信作者: 陈芳芳, E-mail: cff2009h@126.com.

电池荷电状态 (state of charge, SOC), 能够很好反应当前电池的健康状态, 是体现电池性能必不可少的参数之一, 是电池在当前状态和条件下剩余电量和总电量的比值。电池 SOC 的估算准确能够对乘坐人员的“里程焦虑”起到良好的缓解作用^[1], 如果 SOC 估算误差大于 20%, 那么当汽车显示电量还剩 20% 时, 就会随时可能停止工作在路边熄火, 因此 SOC 的准确估算对于电动汽车来说至关重要。

当今, 对电池 SOC 估算的方法有传统方法、基于模型方法和智能算法。传统方法包括开路电压法、按时积分法 (库伦算法) 和其他方法。基于模型方法包括卡尔曼滤波法、粒子滤波法和观测器法等。智能算法包括神经网络法、模糊逻辑控制法和机器学习法等。但目前使用的估算方法以按时积分法^[2]、开路电压法^[3-4]、卡尔曼滤波法^[5-6]、神经网络法为主^[7-8]。按时积分法操作简单易行, 运算量小, 所以成为最为常用的一种 SOC 估算方法。但是, 该方法最大的问题在于, SOC 估算精度严格依赖于电流传感器的精度。如果电流的测量值不准确, 积分后过程中误差会进行累积, 导致最终的 SOC 估算误差越来越大, 严重偏离真实值。开路电压法可用于当电池 SOC 的累积误差过大时, 但是该方法需要在非工作状态下才能进行预测, 且需要较长静置时间, 因此该方法不能适用于动态预测。神经网络法实时性较差, 且需要大量资源去实现。文献[9]在变温环境下采用复合模型和 Thevenin 电池模型的对比基础上, 通过扩展卡尔曼滤波算法 (extended Kalman filter, EKF) 实现了对电动汽车电池 SOC 的精确估算, 针对不同放电倍率和初始误差情况下进行了研究, 分析表明 Thevenin 电池模型误差仍然保持在 5% 以内。文献[10]在戴维南模型的基础上, 使用递推最小二乘法和卡尔曼算法对比, 在变温环境下均方根误差降到了 0.7%。文献[11]在二阶 RC 等效电路模型的基础上, 采用无迹卡尔曼与扩展卡尔曼算法对比试验, 在不同温度以及工况下, 2 种算法误差均在 5% 以下。但是上述研究均未考虑噪声对估算精度的影响。

考虑到 SOC 估算误差较大以及估算过程噪声固定不变的问题, 本文采用扩展卡尔曼滤波对其参数辨识, 提出了一种基于扩展卡尔曼和自适应扩展卡尔曼 EKF-AEKF 的联合算法, 并引入随机噪声对电池 SOC 进行估算。最终在 HPPC (hybrid pulse power characterization)、UDDS (urban dynamometer driving schedule)、HWFET (highway fuel economy test), 3 种工况下验证了其有效性。

1 电池 SOC 估算方法

1.1 SOC 定义

1) SOC 可从能量和电量 2 个角度定义, 从能量角度定义式如下:

$$A_{soc} = \frac{\text{剩余可用能量}}{\text{总的可用能量}} = 1 - \frac{w_u}{w_a} \quad (1)$$

式中: w_u 为已经被使用的能量, w_a 为电池总的可使用能量。

2) 从电量角度定义式如下:

$$A_{soc} = \frac{Q_s}{Q_f} = 1 - \frac{Q_u}{Q_f} \quad (2)$$

式中: Q_s 为电池当前可用电量, Q_u 为电池已经被使用的电量, Q_f 为电池的额定电量 (满电状态下的电量)。本文采用式 (2) 来计算 SOC。

1.2 电池建模

建立一个精准的锂电池模型是准确估算 SOC 的重要前提。目前电池模型有 3 种, 分别是神经网络模型和电化学模型以及等效电路模型^[12], 前 2 种现目前使用并不广泛, 其中等效电路模型是大部分估算电池 SOC 学者所选择的模型, 因为其结构简单并且能精确地反应电池的动态特性, 所以电池管理系统和车辆控制系统都经常使用等效电路模型。

等效电路模型又可分为多种, 其中主要包括了内阻模型、Thevenin 模型、PNGV 模型等^[13-14]。考虑到电池模型精度的同时, 又要减少计算量, 本文等效电路模型选择使用二阶 RC 等效电路, 其电路图如图 1 所示。其中, 开路电压 (open circuit voltage, OCV) 为图中 U_{oc} 所示; 等效电阻为图中 R 所示; 极化电阻分别为图中 R_1 以及 R_2 所示; 极化电容为图中 C_1 和 C_2 ; 为端电压为图中 U_0 ^[15-16]。

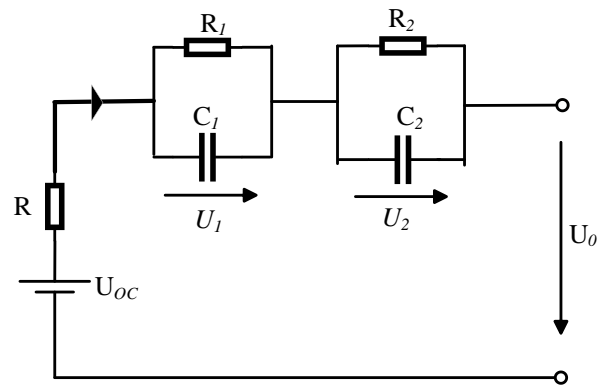


图1 锂离子电池等效模型

根据图 1 用电路原理可建立电路模型回路方程:

$$\begin{cases} U_1(t) = -\frac{U_1(t)}{R_1 C_1} + \frac{1}{C_1} I(t) \\ U_2(t) = -\frac{U_2(t)}{R_2 C_2} + \frac{1}{C_2} I(t) \\ SOC_{k+1} = SOC_k - \frac{I_k T_s}{Q_n} \end{cases} \quad (3)$$

将其写成状态方程的形式为

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}i_k + \boldsymbol{\omega}_k \quad (4)$$

观察方程为

$$U_0 = U_{oc}(SOC) - R_0 I - U_1 - U_2 \quad (5)$$

将式 (5) 差分离散化得:

$$\begin{cases} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{cases} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}} \end{bmatrix} \begin{cases} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{cases} + \begin{bmatrix} -\frac{T_s}{Q_n} \\ R_1 \left(1 - e^{-\frac{T_s}{R_1 C_1}}\right) \\ R_2 \left(1 - e^{-\frac{T_s}{R_2 C_2}}\right) \end{bmatrix} i_k \quad (6)$$

$$U_{0,k} = (0 - 1 - 1) \begin{bmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{bmatrix} - R_0 i_k + U_{oc,k} \quad (7)$$

式 (4) 中 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{x}_k 矩阵分别对应下式:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t}{Q} \eta[k] \\ R_1 \left(1 - \exp^{-\frac{\Delta t}{R_1 C_1}}\right) \\ R_2 \left(1 - \exp^{-\frac{\Delta t}{R_2 C_2}}\right) \end{bmatrix} \quad \mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ u_{2,k} \\ u_{1,k} \end{bmatrix} \quad (8)$$

1.3 参数辨识

在实际工作的情况下, SOC 的估算常在伴有噪声环境下进行的, 而卡尔曼滤波算法拥有在噪声环境下良好估算能力。在本文采用扩展卡尔曼算法滤波识别, 由于电池参数 R 、 R_1 、 R_2 、 C_1 、 C_2 变化都趋于平缓, 因此算法识别流程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \boldsymbol{\varepsilon}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\chi}_k \end{cases} \quad (9)$$

式中: \mathbf{x}_k 为随机观测噪声, $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为随机干扰, \mathbf{y}_k 为端电压值推出:

$$y_k = u(k) = U_{ocv}(k) - U(k)$$

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\theta}(k) = [\theta_1(k) \quad \theta_2(k) \quad \theta_3(k)]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{C}_k = \boldsymbol{\phi}(k) = [u(k-1) \quad I(k) \quad I(k-1)]^T$$

再得出观察噪声 \mathbf{x}_k 、随机干扰 $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 、状态变量初

始值 \mathbf{x}_0 的统计特性:

$$\begin{aligned} E\{\boldsymbol{\varepsilon}_k\} &= \mathbf{0}, E\{\mathbf{x}_k\} = \mathbf{0}, E\{\mathbf{x}_0\} = \boldsymbol{\mu}_0 \\ E\{[\mathbf{x}_0 - \boldsymbol{\mu}_0][\mathbf{x}_0 - \boldsymbol{\mu}_0]^T\} &= \mathbf{p}_0 \\ \text{Cov}\{\boldsymbol{\varepsilon}_j, \boldsymbol{\varepsilon}_k\} &= \begin{cases} 0 & j \neq k \\ \mathbf{M} = \text{diag}\{m_1, m_2, m_3\} & j = k \end{cases} \\ \text{Cov}\{\boldsymbol{\chi}_j, \boldsymbol{\chi}_k\} &= \begin{cases} 0 & j \neq k \\ N = \{n\} & j = k \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

用 $\boldsymbol{\mu}_0$ 作为状态变量的初始值, 用 \mathbf{p}_0 作为误差方

差矩阵初始值。算法推导如下:

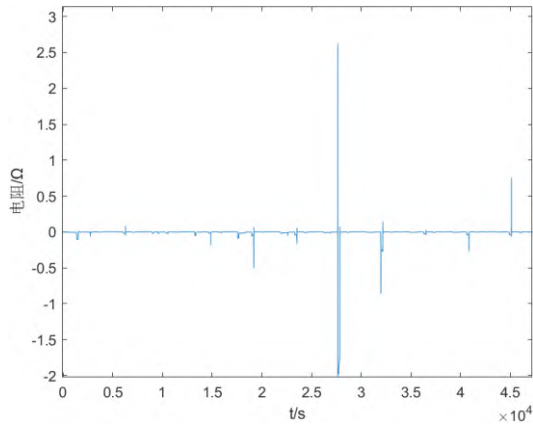
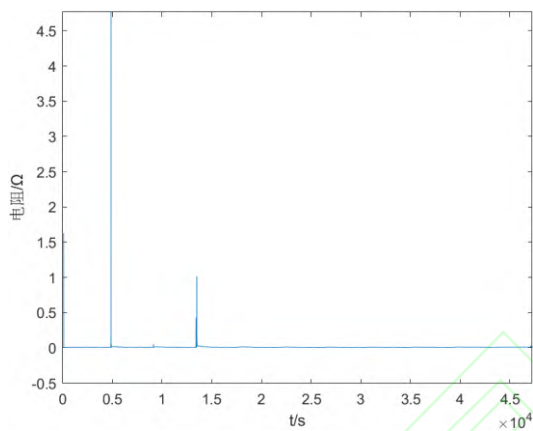
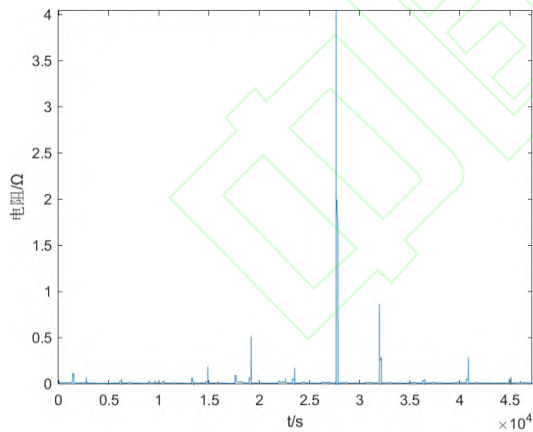
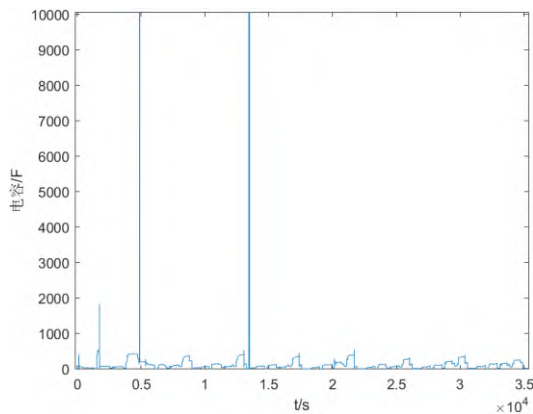
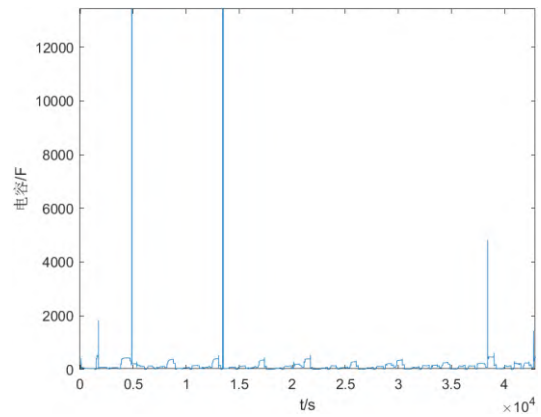
$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{\frac{k}{k-1}} &= \mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{M} \\ \mathbf{k}_k &= \mathbf{P}_{\frac{k}{k-1}} \mathbf{C}_k^T \left[\mathbf{C}_k \mathbf{P}_{\frac{k}{k-1}} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{N} \right]^{-1} \\ \mathbf{P}_k &= [\mathbf{I} - \mathbf{k}_k \mathbf{C}_k] \mathbf{P}_{\frac{k}{k-1}} \\ \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_{\frac{k}{k-1}} + \mathbf{k}_k \mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \mathbf{x}_{\frac{k}{k-1}} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: \mathbf{I} 是一个 \mathbf{E} 矩阵, $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 为误差协方差预测值,

\mathbf{P}_k 为误差协方差更新值, \mathbf{k}_k 为滤波增益更新值。状

态最优估计 \mathbf{x}_{k+1} 根据式 (9) ~ (12) 递推得到, 可求

得电池模型参数。参数辨识结果如图 2 ~ 6 所示。

图 2 R_0 辨识结果图 3 R_1 辨识结果图 4 R_2 辨识结果图 5 C_1 辨识结果图 6 C_2 辨识结果

1.4 SOC-OCV 拟合

本文数据来源于 Battery Research Group。开路电压 (open-circuit voltage, U_{oc}) 和 SOC 关系通过恒流放电实验得到, 以放电倍率 1C 恒流放电, SOC 每减少 5% 作为间隔区间间隔一次, 静置 3 h, 然后记录当前稳态下 SOC 的 OCV 值。重复此操作, 直到达到电池的放电截至电压^[17]。SOC-OCV 关系曲线用到 cftool 来进行数据拟合。分别在 SOC 等于 0.9~0.1 值时找出相对应的 OCV 值 (值间距为 0.1, 一共 9 个数据), 再进行八阶拟合, 最后得出系数 $p_1 \sim p_9$ 从而得到 SOC-OCV 直接的函数关系。拟合方程式为

$$U_{oc}(SOC) = p_1 SOC^8 + p_2 SOC^7 + p_3 SOC^6 + p_4 SOC^5 + p_5 SOC^4 + p_6 SOC^3 + p_7 SOC^2 + p_8 SOC + p_9$$

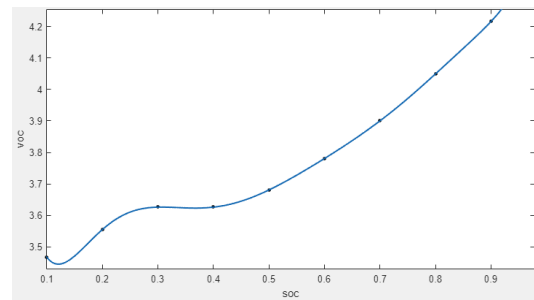


图 7 SOC-OCV

表 1 SOC-OCV 对应数据表

OCV/V	3.46	3.56	3.63	3.63	3.68	3.76	3.91	4.05	4.22
SOC	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9

3) 预测方差协方差矩阵

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1}^+ A_{k-1}^T + Q_{k-1}$$

4) 计算卡尔曼增益

$$K_k = P_k^- C_k^T [C_k P_k^- C_k^T + R_k]^{-1}$$

5) 状态后验估计

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k [z_k - g(\hat{x}_k^-, u_k)]$$

6) 得出反差后验估计方程

$$P_k^+ = P_k^- - K_k C_k P_k^-$$

2 卡尔曼滤波 SOC 估算方法

2.1 扩展卡尔曼滤波 (EKF)

在卡尔曼滤波算法进行的过程中, 当工作时间越长的情况下, SOC 的实际值和 SOC 的估算值的误差也会变大。卡尔曼滤波在实际应用中受限于只适用于线性系统, 而多数情况下系统存在非线性特性, 因此引入了扩展卡尔曼滤波以解决这一问题^[18-19]。扩展卡尔曼滤波算法 (extended Kalman filter, EKF) 是用到泰勒公式对一个离散的非线性系统的非线性部分展开, 保留了展开式中的一阶项来对函数进行线性化, 然后再对信号进行滤波处理。算法过程推导如下:

首先引入一个非线性随机状态空间方程表达式为

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \\ z_k &= g(x_k, u_k) + v_k \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} A_{k-1} &= \left. \frac{\partial f(\hat{x}_{k-1}^+, u_{k-1})}{\partial x_{k-1}} \right|_{x_{k-1}=\hat{x}_{k-1}^+} \\ C_k &= \left. \frac{\partial g(\hat{x}_k^-, u_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k=\hat{x}_k^-} \end{aligned}$$

式中: x_k 为一个 n 维的列向量; z_k 为 m 维的列向量, 分别是在时间 t 的状态和观测值。函数 f 把 n 维的列向量映射到 n 维的列向量空间中去。函数 g 把 n 维的状态列向量映射到观测空间的 m 维的列向量。

w_k 、 v_k 分别为在状态空间和观测空间的相互独立的白噪声。白噪声的概率密度函数符合高斯分布, 均值是 0, 协方差分别为 Q 、 R 。

EKF 算法流程如下:

1) 初始化

$$X_0 = E(X_0), P_0 = \text{var}(X_0)$$

2) 状态变量先验估计

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}^+, u_{k-1})$$

2.2 自适应扩展卡尔曼滤波 (AEKF)

在实际工作状态下, Q 、 R 大多为不确定的值, 这使得扩展卡尔曼滤波对 SOC 的估算精度降低^[20], 因此本文提出自适应扩展卡尔曼滤波算法来提高系统的自适应能力。算法推导如下:

1) 建立一个非线性随机状态空间方程为

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= A x_k + B u_k + \Gamma w_k \\ y_k &= C x_k + D u_k + v_k \end{aligned}$$

2) 卡尔曼增益矩阵为

$$L_k = P_{k+\frac{1}{k}} C^T \left(C P_{k+\frac{1}{k}} C^T + \hat{R}_k \right)^{-1}$$

3) 用第 $k+1$ 步的测量输出值对状态和误差协方差矩阵进行预估。

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1} &= \hat{x}_{k+1/k} + L_k \tilde{y}_{k+1} \\ P_{k+1} &= (E - L_k C) P_{k+1/k} \end{aligned}$$

4) 更新观测噪声与过程噪声的均值。

$$\begin{aligned} \hat{q}_{k+1} &= (1-d_k) \hat{q}_k + d_k G(\hat{x}_{k+1} - A \hat{x}_k - B u_k) \\ \hat{r}_{k+1} &= (1-d_k) \hat{r}_k + d_k (y_{k+1} - C \hat{x}_{k+1/k} - D u_{k+1}) \end{aligned}$$

5) 更新观测噪声与过程噪声的误差矩阵

$$\begin{aligned} \hat{Q}_{k+1} &= (1-d_k) \hat{Q}_k + d_k G (L_k \tilde{y}_{k+1} \tilde{y}_{k+1}^T I_k^T + P_{k+1} - A P_{k+1/k} A^T) G^T \\ \hat{R}_{k+1} &= (1-d_k) \hat{R}_k + d_k (\tilde{y}_{k+1} \tilde{y}_{k+1}^T - C P_{k+1/k} C^T) \end{aligned}$$

$D_k = (1-b) (1-b^{k-1})$,

式中: b 为遗忘因子, $0 < b < 1$, 本文遗忘因子为 0.95。AEKF 算法流程如图 8 所示。

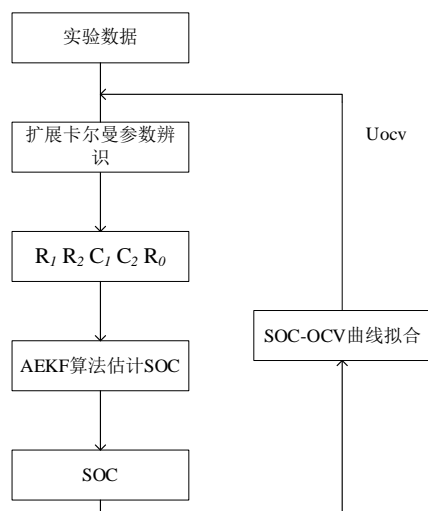


图 8 算法流程

3 仿真结果与分析

由图 9 和图 10 对比可知,在相同初始条件下,EKF 算法的过程噪声和观察噪声信息是固定的,而 AEKF 算法能够随着时间的增加对系统相关噪声不断更新,体现出 AEKF 算法对噪声协方差矩阵的自适应变化,进而使 SOC 估算结果更准确。

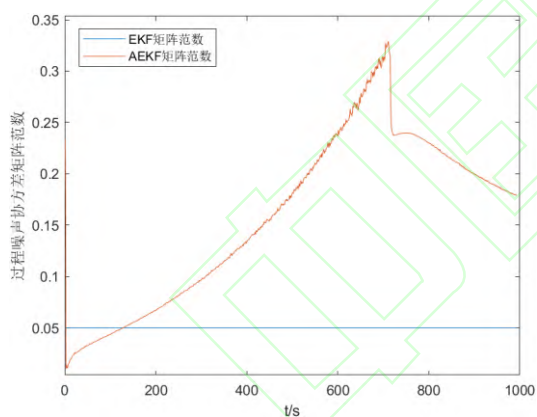


图 9 过程噪声

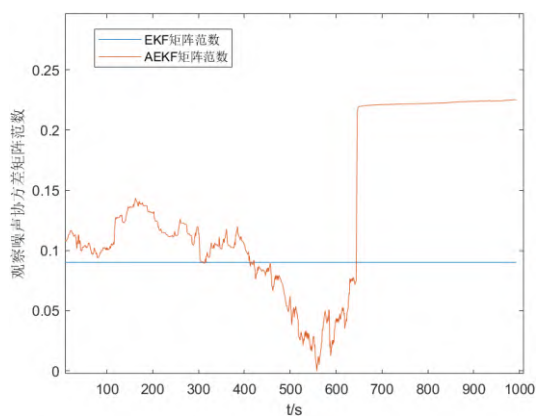
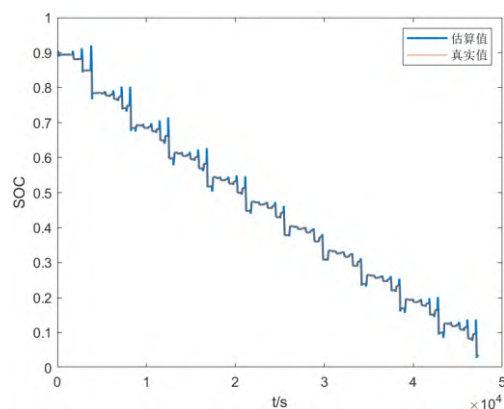
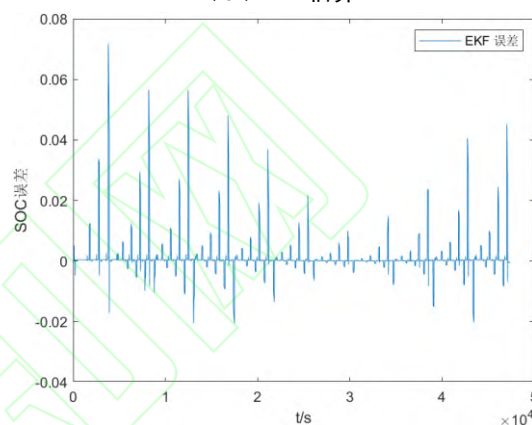


图 10 观察噪声

基于 HPPC、UDDS、HWFET 这 3 种工况下进行仿真分析

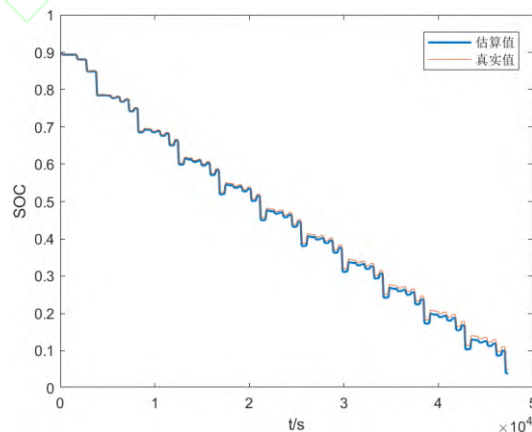


(a) SOC 估算

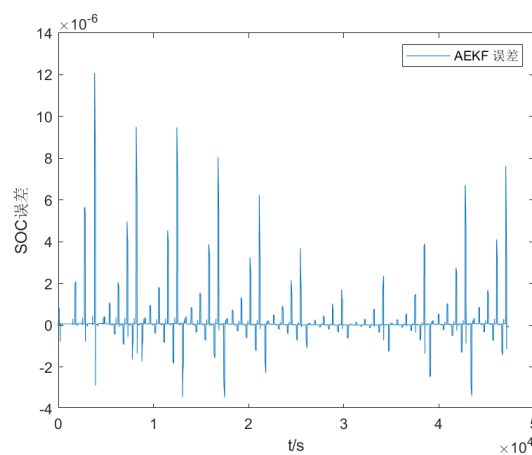


(b) SOC 误差

图 11 HPPC 工况 EKF 对 SOC 估算和误差

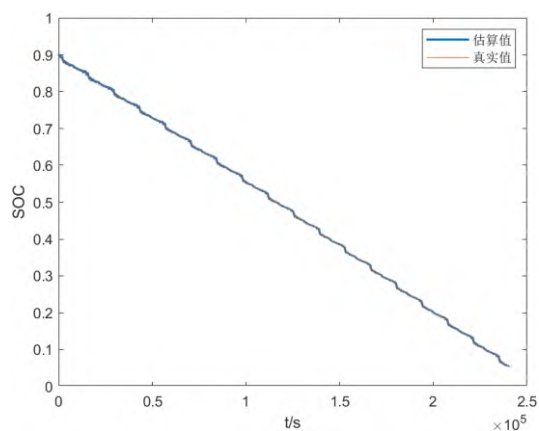


(a) SOC 估算

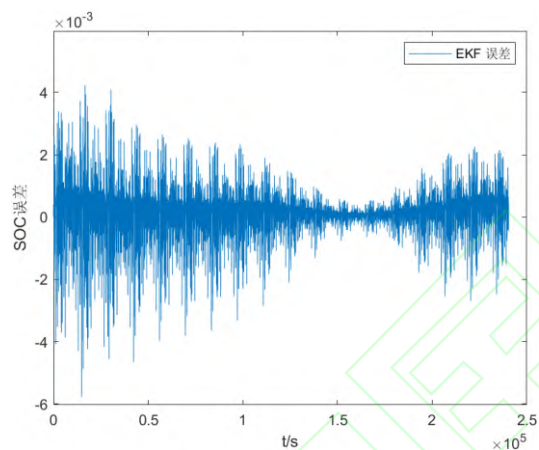


(b) SOC 误差

图 12 HPPC 工况 AEKF 对 SOC 估算和误差

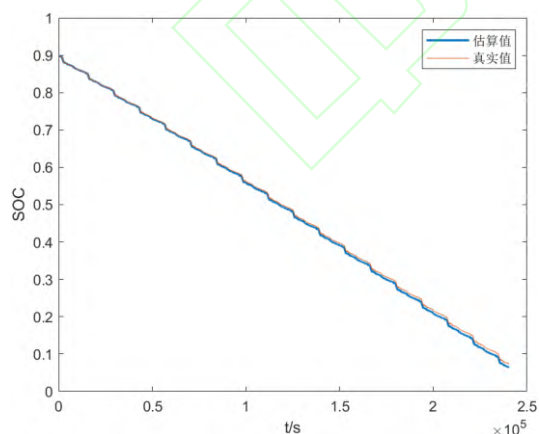


(a) SOC 估算

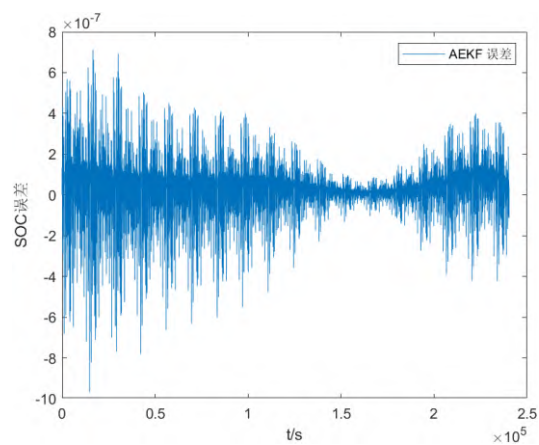


(b) SOC 误差

图 13 UDDS 工况 EKF 对 SOC 估算和误差

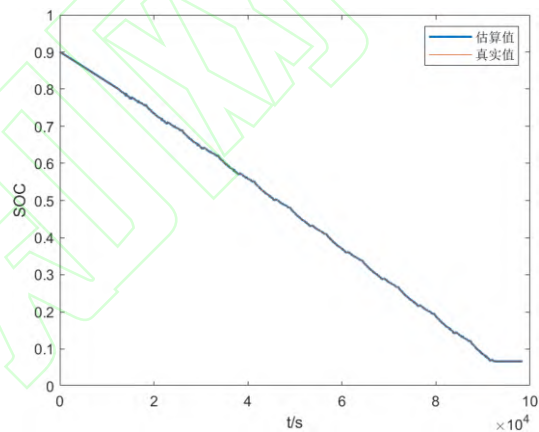


(a) SOC 估算

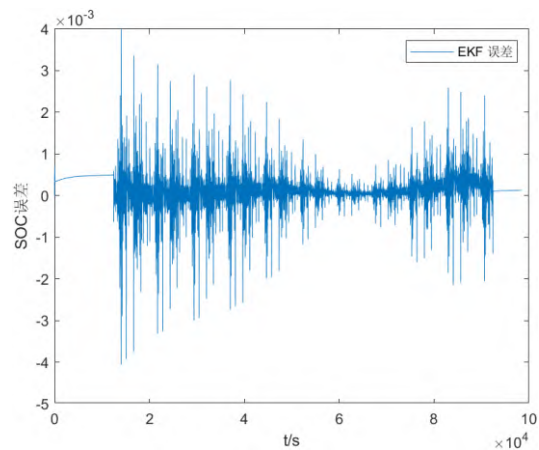


(b) SOC 误差

图 14 UDDS 工况 AEKF 对 SOC 估算和误差

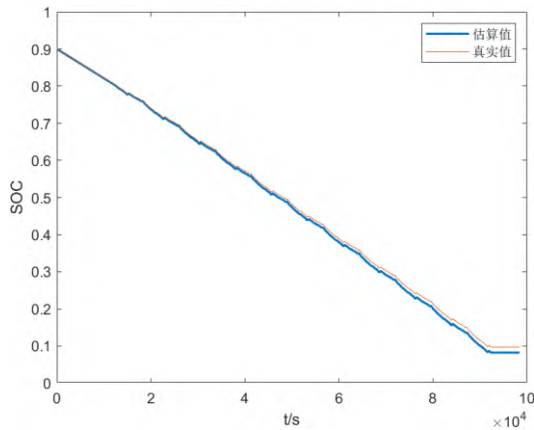


(a) SOC 估算

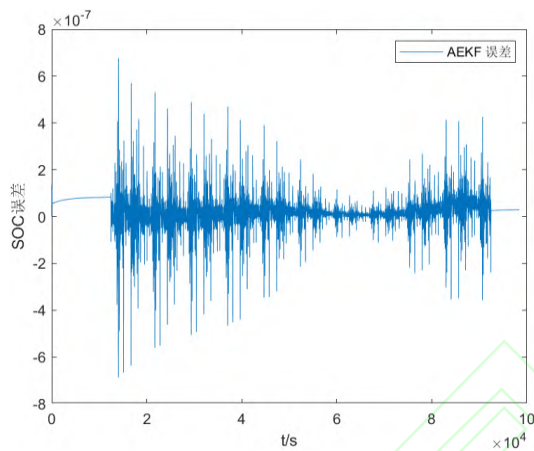


(b) SOC 误差

图 15 HWEFT 工况 EKF 对 SOC 估算和误差



(a) SOC 估算



(b) SOC 误差

图 16 HWEFT 工况 AEKF 对 SOC 估算和误差

通过仿真结果计算 2 种算法的平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean squared error, RMSE), 更能准确反应实际预测误差大小, 将 MAE、RMSE 作为 SOC 估算结果的评价指标计算式为

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |S(i) - S_{pre}(i)|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S(i) - S_{pre}(i))^2}$$

式中: n 为实验数据个数, S 为 SOC 真实值, S_{pre} 为 SOC 预测值。3 种工况下 MAE 值和 RMSE 值如表 2 所示。

表 2 2 种算法 SOC 误差对比

工况	算法	平均绝对 差 (MAE)	均方根误 差 (RMSE)
HPPC	EKF	0.008870	0.009290
	AEKF	0.003515	0.006830
UDDS	EKF	0.004630	0.005831
	AEKF	0.003112	0.001860
HWEFT	EKF	0.007450	0.009615

AEKF	0.006301	0.007724
------	----------	----------

在 HPPC 工况下扩展卡尔曼滤波算法在 SOC 前期估算当中有小幅波动, 随着时间的增加 SOC 估算相对平稳准确, 虽然误差有所波动, 但误差保持在 -0.02~0.73 之间。本文提出的自适应扩展卡尔曼滤波算法估算 SOC 值前期预测误差非常小, 误差精度非常高, 虽然在后期出现交小幅误差。HWEFT 工况下的 RMSE 会高于 UDDS 和 HPPC 工况, 这是因为 HWEFT 侧重于高速路况下, 电池符合较大所以估算误差会大一点。

4 结论

1) 本文采用二阶 RC 等效电路模型对锂电池进行建模, 然后利用卡尔曼滤波算法对参数进行辨识。为了优化参数辨识过程, 引入了自适应因子和遗忘因子。在传统卡尔曼滤波算法的基础上, 本文引入了过程噪声信息和观测噪声信息的协方差匹配环节, 从而提高了 SOC 估算的精确性和稳定性;

2) 在 25°C 的 3 种工况下, 都表现出了良好的估算能力。自适应扩展卡尔曼滤波算法将 SOC 的平均绝对误差分别降到了 0.003515、0.003112 和 0.006301, 提高了在含有噪声影响的情况下 SOC 的估算精度;

3) 通过 3 种工况估算对比, 验证了自适应扩展卡尔曼算法比普通扩展卡尔曼算法有更高精确性和稳定性。

参考文献

- [1] 戴天禄, 张子鹏, 周博雅, 等. 纯电动汽车续航里程估计准确度试验评价方法研究[C]//2019 中国汽车工程学会年会论文集(4). 上海: 中国汽车工程学会, 2019: 754-759.
- [2] 罗勇, 祁朋伟, 黄欢, 等. 基于容量修正的安时积分 SOC 估算方法研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(5): 681-687.
- [3] YU Quanqing, WAN Changjiang, LI Junfu, et al. An open circuit voltage model fusion method for state of charge estimation of lithium-ion batteries[J]. Energies, 2021, 14(7): 1797.
- [4] 何培杰, 王琪, 高田, 等. 动力电池荷电状态优化方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(7): 37-42.
- [5] ZHANG Jian, WANG Qiang, MENG Fanjie, et al. New energy vehicle battery SOC evaluation method based on robust extended Kalman filter[J]. Journal of physics: conference series, 2022,

- 2196(1): 012037.
- [6] 王文亮, 何锋, 蒋雪生, 等. 基于双扩展卡尔曼滤波锂电池荷电状态估算研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(19): 49-52.
- [7] 蔡硕, 赵慧勇, 赵莹莹. 基于改进卡尔曼滤波锂离子电池SOC估计[J]. 湖北汽车工业学院学报, 2023, 37(1): 77-80.
- [8] 周君. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估计方法[J]. 集成电路应用, 2022, 39(5): 1-5.
- [9] 施辉伟, 杨伟, 冯乾, 等. 基于EKF滤波算法的电动汽车电池SOC精准估算[J]. 电源技术, 2016, 40(2): 361-364.
- [10] 杜常清, 吴中意, 武冬梅, 等. 基于KF-EKF算法的动力电池SOC估计[J]. 武汉理工大学学报, 2022, 44(4): 84-92.
- [11] 武强, 钟勇, 黄志荣, 等. 变温度下EKF和UKF的锂电池SOC估算对比[J]. 福建工程学院学报, 2022, 20(6): 580-586.
- [12] 袁正峰, 郭兴众, 花晓飞. 基于改进的AEKF铅酸电池SOC在线估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 228-235.
- [13] 赵靖英, 胡劲, 张雪辉, 等. 基于锂电池模型和分数阶理论的SOC-SOH联合估计[J]. 电工技术学报, 2023, 38(17): 4551-4563.
- [14] 程兴婷. 铅酸电池与锂离子电池的建模与参数辨识方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2015.
- [15] 卢云帆, 邢丽坤, 张梦龙, 等. 基于UKF-AUKF锂电池在线参数辨识和SOC联合估计[J]. 电源技术, 2022, 46(10): 1151-1155.
- [16] 刘志聪, 张彦会, 王君琦. 锂离子电池SOC估算技术进展综述[J]. 汽车零部件, 2022(12): 91-95.
- [17] 王少华. 电动汽车动力电池模型参数辨识和状态估计方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [18] 秦良艳. 基于卡尔曼滤波的动力锂电池单体SOC估算方法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
- [19] 王杰. 基于扩展卡尔曼滤波的动力锂电池SOC估算研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2015.
- [20] 宋胜, 李云伍, 赵颖, 等. 锂离子电池片段数据的荷电状态估计研究[J]. 电源技术, 2022, 46(7): 734-738.