DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.5.159 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于粒子和容积卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估计

彭云海，张 尧(中国电源学会会员)，张 帆，于龙杰
(杭州电子科技大学自动化学院，杭州 310016)

摘要：锂离子电池荷电状态 SOC(state of charge)的准确估计对电池管理系统实现电池均衡充放电、延长电池使用寿命有着重要意义。针对锂离子电池复杂的化学特性和卡尔曼滤波算法估计 SOC 的非时变特性，提出一种新型锂离子电池 SOC 估计方法。首先，结合锂离子电池模型的精度和实用性，提出锂离子电池二阶等效模型；然后利用自适应遗忘因子的递推最小二乘法 AFFRLS(adaptive forgetting factor recursive least squares)对二阶模型的阻容参数进行在线辨识，建立阻容参数滤波关系式，提出改进粒子滤波 PF(particle filter)和容积卡尔曼滤波 CKF(cubature Kalman filter)算法结合的粒子容积卡尔曼滤波 PF-CKF 算法估计锂离子电池 SOC。最后，设计混合脉冲特性 HPPC(mixed power pulse characteristics)实验验证该方法的准确性和稳定性。

关键词：锂离子电池；荷电状态估计；自适应遗忘因子；改进粒子滤波；容积卡尔曼滤波

SOC Estimation of Lithium-ion Batteries Based on Particle and Cubature Kalman Filters

PENG Yunhai, ZHANG Yao, *Member*, *CPSS*, ZHANG Fan, YU Longjie
(School of Automation, Hangzhou Dianzi University , Hangzhou 310016, China)

Abstract: Accurate estimation of State of Charge (SOC) for lithium-ion batteries is crucial for implementing battery balancing during charging and discharging, thus extending battery lifespan. Given the complex chemical characteristics of lithium-ion batteries and the non-time-varying nature of SOC estimation using the Kalman filter algorithm, a novel method for SOC estimation for lithium-ion batteries is proposed. Firstly, combining the precision and practicality of lithium-ion battery models, a second-order equivalent model for lithium-ion batteries is presented. Subsequently, utilizing the Adaptive Forgetting Factor Recursive Least Squares (AFFRLS) algorithm with adaptive forgetting factors, the impedance-capacitance parameters of the second-order model are identified online, establishing a filtering relationship for impedance-capacitance parameters. The proposed method integrates Particle Filter (PF) and Cubature Kalman Filter (CKF) algorithms, termed Particle Cubature Kalman Filter (PF-CKF), to estimate SOC for lithium-ion batteries. Finally, Hybrid Pulse Power Characterization (HPPC) experiments are designed to validate the accuracy and stability of this method.

Keywords: Lithium-ion battery; state of charge; adaptive forgetting factor; improved particle filter; cubature Kalman filter

近年来，全球范围内的能源紧缺问题日益严峻，传统化石能源的使用和环境污染问题不断突显。中国于 2020 年 9 月明确提出了“双碳”目标，这一目标的确立使得新能源的开发和利用势在必行[1-2]。锂离子电池荷电状态 SOC(state of charge)的准确估计对电池管理系统有重要意义[3-4]。

安时积分法[5]、开路电压法[6]、基于模型的方法[7]、卡尔曼滤波法[8]、粒子滤波法[9]、神经网络

收稿日期：2024-04-01；**修回日期**：2024-05-14；**录用日期**：2024-05-29；**网络首发日期**：2024-07-15
基金项目：国家自然科学基金面上项目(51877058)；浙江省“尖兵”研发攻关计划资助项目(2024C01018)
This work is supported by General Progran of National Natural Science Foundation of China under the grant 51877058; Zhejiang Province Pioneer Plan Project under the grant 2024C01018

法[10]是目前最常用的 SOC 估算方法。文献[11]提出一种基于卡尔曼滤波和遗忘因子最小二乘法算法结合的内部短路电池 SOC 估计方法，能有效估计频率、使用量、时长和速度 FUDS(frequency, usage, duration, and speed)放电条件下电池的 SOC，但该文献只建立了一阶等效电路模型，远远不能模拟真实的电池状况；文献[12]提出一种基于开路电压在线标定的锂离子电池自适应 SOC 估计方法，该方法能有效补偿电池极化效应引起的开路电压测量误差，减少安时积分的累积误差，但电池的开路电压需要通过大量实验得到，开路电压的测量需要将电池从负载中断开，因此动态响应慢；文献[13]提出一种基于阻容参数滤波优化 UKF 的锂离子电池 SOC 估算方法，在混合功率脉冲特性实验、间歇恒流放电实验和动应力测试 DST(dynamic stress test)实验中验证了所提方法的有效性，但该方法使用定遗忘因子辨识电路参数，不能实现参数的最优化；文献[14]利用粒子群优化算法对 SOC 的误差进行在线估计并校正，但其并未对敏感参数进行讨论，适用范围较窄；文献[15]提出一种基于卡尔曼滤波的动力电池 SOC 估算方法，但其并未对动力电池的参数辨识进行着重研究，实验结果表明其 SOC 估算的误差小于 2.5%。

基于以上问题，本文建立了锂离子电池二阶等效电路模型，通过自适应遗忘因子递推最小二乘法 AFFRLS(adaptive forgetting factor recursive least squares)对电路模型的阻容参数进行在线辨识。在传统粒子滤波 PF(particle filter)算法的基础上对其改进，并与容积卡尔曼滤波 CKF(cubature Kalman filter)算法结合，实现对锂离子电池 SOC 的快速估计。通过混合功率脉冲特性 HPPC(mixed power pulse characteristics)实验，验证了 PF-CKF 算法的收敛性和鲁棒性。

1 锂离子电池等效模型建立

为了保持电池模型复杂性和准确性之间的平衡，一般使用集总元件(如电阻、电容和电压源)来描述完整的电池动态行为[7]。尽管越复杂的电池等效模型越能更贴近真实的电池动态响应，但其模型参数更难估计，计算量呈指数倍增长。本文考虑到电池模型的精度和实用性，采用二阶 RC 模型作为电池单体模型，如图 1 所示。

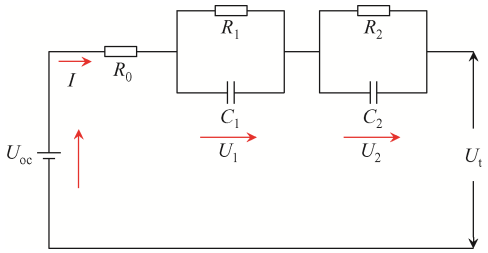


图 1 锂离子电池二阶等效模型

Fig. 1 Second-order equivalent model of lithium-ion battery

图中，U_{oc} 为锂离子电池的开路电压；U_t 为锂离子电池的输出电压；R_0 为电池的欧姆内阻；R_1、R_2 和 C_1、C_2 为模拟电池极化特性的极化电阻和极化电容。二阶等效模型的函数关系为

$$\begin{cases} U_{oc} = IR_0 + U_1 + U_2 + U_t = f(S_{SOC}) \\ I = \dfrac{U_1}{R_1} + C_1 \dfrac{\mathrm{d}U_1}{\mathrm{d}t} \\ I = \dfrac{U_2}{R_2} + C_2 \dfrac{\mathrm{d}U_2}{\mathrm{d}t} \end{cases} \tag{1}$$

式中，$f(S_{SOC})$ 为关于 SOC 的函数。建立连续系统的电池模型方程为

$$U_t(t) = U_{oc}(t) - I(t)R_0 - I(t)R_1(1-\mathrm{e}^{-\frac{T_s}{\tau_1}}) - i(t)R_2(1-\mathrm{e}^{-\frac{T_s}{\tau_2}}) \tag{2}$$

式中：τ_1、τ_2 为模型中 RC 回路的时间响应常数，$\tau_1 = R_1C_1$，$\tau_2 = R_2C_2$；T_s 为系统采样时间。

2 在线阻容参数辨识

目前锂离子电池的离线参数辨识只能用来作为参考，实时参数更新能大幅度提高电池模型的准确度。本文在递推最小二乘法 RLS(recursive least squares)在线辨识电池阻容参数的基础上，引入自适应遗忘因子，降低旧数据的权重，提高新数据的影响。

AFFRLS 算法的递推公式为

$$\begin{cases} e(k)=y(k)-\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\ \boldsymbol{K}(k)=\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)[\lambda+\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{P}(k-1)\boldsymbol{\phi}(k)]^{-1} \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(k)=\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)+\boldsymbol{K}(k)e(k) \\ \boldsymbol{P}(k)=\dfrac{1}{\lambda}[I-\boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(k)]\boldsymbol{P}(k-1) \end{cases} \tag{3}$$

式中：$e(k)$ 为当前时刻的预测误差；$y(k)$ 为系统实际观测值；$\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)$ 为当前时刻对观测值的预测；$\boldsymbol{\phi}(k)$ 为当前时刻锂离子电池电压 U 和电流 I 的矩阵；$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ 为当前时刻系统估计的参数值；$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)$ 为前一时刻系统估计的参数值；$\boldsymbol{K}(k)$ 为增益矩阵；$\boldsymbol{P}(k)$ 为误差协方差矩阵；$\boldsymbol{P}(k-1)$ 为前一时刻误差协方差矩阵；λ 为遗忘因子，$\lambda=1$ 代表没有遗忘，$\lambda=0$ 代表全部遗忘。

不同的遗忘因子对锂离子电池参数辨识稳定性和准确性有着直接影响，遗忘因子越大，参数辨识效果越好，对旧数据的修正能力越差，但实时性也越差。针对此问题，本文提出一种全新的遗忘因子计算方法，实现了在锂离子电池参数辨识过程中实时更新旧数据，达到自身取值的实时优化。自适应遗忘因子的计算公式为

$$\lambda(k+1)=\lambda_{\min}+(\lambda_{\max}-\lambda_{\min})\cdot \operatorname{round}\{\exp[-(e^2(k)/e_0^2)]\} \tag{4}$$

式中：$\lambda_{\min}$ 和 $\lambda_{\max}$ 分别为遗忘因子的最小值和最大值，一般情况下定义最小值为 0.950，最大值为 0.999；round 为取整符；e_0 为设计好的误差系数。当 $e^2(k)\gg e_0^2$ 时，λ 趋近于 $\lambda_{\min}$，说明系统误差过大，需要尽快遗忘旧数据对参数辨识的影响，对最新估计的数据建立模型，实时跟踪系统的最新状态；当 $e^2(k)\ll e_0^2$ 时，λ 趋近于 $\lambda_{\max}$，说明系统误差在接受范围内，当前参数辨识相对稳定，可以通过扩充历史数据模型来保证系统的精度。

对式(1)的二阶等效模型进行拉普拉斯变换可以得到传递函数 $G(s)$ 为

$$G(s)=\frac{U_{\mathrm{oc}}(s)-U_{\mathrm{t}}(s)}{I(s)}= \frac{R_0s^2+(R_0\tau_1+R_0\tau_2+\tau_1R_2+\tau_2R_1)\dfrac{s}{\tau_1\tau_2}+\dfrac{R_0+R_1+R_2}{\tau_1\tau_2}}{s^2+\dfrac{\tau_1+\tau_2}{\tau_1\tau_2}s+\dfrac{1}{\tau_1\tau_2}} \tag{5}$$

式中，s 为拉普拉斯算子。

$G(s)$ 通过双线性变换离散化得到离散传递函数为

$$G(z^{-1})=\frac{\alpha_3+\alpha_4z^{-1}+\alpha_5z^{-2}}{1-\alpha_1z^{-1}-\alpha_2z^{-2}} \tag{6}$$

式中：z 为离散复变量；$\alpha_1\sim\alpha_5$ 分别为阻容的组合参数。$G(z^{-1})$ 通过双线性反变换连续化得到

$$G(s)= \frac{\dfrac{\alpha_3-\alpha_4+\alpha_5}{1+\alpha_1-\alpha_2}s^2+\dfrac{4(\alpha_3-\alpha_5)}{T_{\mathrm{s}}(1+\alpha_1-\alpha_2)}s+\dfrac{4(\alpha_3+\alpha_4+\alpha_5)}{T_{\mathrm{s}}^2(1+\alpha_1-\alpha_2)}}{\dfrac{4(1+\alpha_1-\alpha_2)}{T_{\mathrm{s}}^2(1+\alpha_1-\alpha_2)}+\dfrac{4(1+\alpha_2)}{T_{\mathrm{s}}(1+\alpha_1-\alpha_2)}s+s^2} \tag{7}$$

将式(5)和式(7)进行对比，可以得到

$$\begin{cases} R_0=\dfrac{\alpha_3-\alpha_4+\alpha_5}{1+\alpha_1-\alpha_2} \\ \tau_1\tau_2=\dfrac{4(1+\alpha_1-\alpha_2)}{T_{\mathrm{s}}^2(1+\alpha_1-\alpha_2)} \\ \tau_1+\tau_2=\dfrac{T_{\mathrm{s}}(1+\alpha_2)}{1+\alpha_1-\alpha_2} \\ R_1+R_2+R_0=\dfrac{\alpha_3+\alpha_4+\alpha_5}{1-\alpha_1-\alpha_2} \\ \tau_1R_2+\tau_2R_1+\tau_1R_0+\tau_2R_0=\dfrac{T_{\mathrm{s}}(\alpha_3-\alpha_5)}{1+\alpha_1-\alpha_2} \end{cases} \tag{8}$$

在 AFFRLS 算法进行参数辨识的过程中，有一些辨识结果由于旧数据的影响，会出现参数过大或过小的情况，甚至出现负值，这种辨识结果对 SOC 估计有直接的负面影响，导致 SOC 出现较大的误差。为了避免这种情况的出现，需要对参数进行物理意义的约束，约束条件为

$$\begin{cases} 0\leqslant R_0,R_1,R_2\leqslant 1 \\ \tau_1,\tau_2\geqslant 0 \end{cases} \tag{9}$$

为了评估遗忘因子参数辨识的准确性，论文采用平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和均方根误差 RMSE(root mean square error)作为可信度指标。MAE 表示预测数据与原始数据每个对应点偏差绝对值的平均，其值越小反映的辨识结果越好；RMSE 表示预测数据与原始数据每个对应点偏差的均值平方根，其值越小反映的辨识结果越好。

MAE 和 RMSE 的计算公式分别为

$$\begin{cases} E_{\mathrm{MAE}} = \dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i - \hat{y}_i\right| \\ E_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} \end{cases} \tag{10}$$

式中：y_i 为第 i 个原始数据；$\hat{y}_i$ 为第 i 个观测数据；n 为观测次数。

3 基于 PF-CKF 的锂离子电池 SOC 估算

3.1 电池定义

单体锂离子电池的 SOC 定义为在 k 时刻该单体电池中剩余电荷量 $Q(k)$ 与最大可用容量 C 之比，具体为

$$S_{\mathrm{SOC}}(k) = \frac{Q(k)}{C} = \frac{Q(k-1) + \Delta Q(k, k-1)}{C} \tag{11}$$

式中，$\Delta Q(k,k-1)$ 为 $k-1$ 时刻到 k 时刻电池电荷量的变化。当负载电流 I 经过电池时，电荷量 $Q(k)$ 会发生变化，电池的剩余 SOC 也跟着发生变化，可以表示为

$$S_{\mathrm{SOC}}(k) = S_{\mathrm{SOC}}(k-1) + \frac{\eta\int_{k-1}^{k} I(t)\mathrm{d}t}{C} \tag{12}$$

式中，η 为库伦效率。

3.2 PF-CKF 联合算法估计

PF 算法通过使用带权重系数的系统状态采样近似状态的统计学分布实现对状态的渐进估计和预测。首先基于现有的二阶等效模型和已知的状态空间信息预测下一时刻对应的粒子状态；然后将预测的粒子状态与真实值进行对比，越趋近于真实值的粒子将获得越大的权重系数，以匹配实际观测值；最后将校正后的粒子权重进行归一化重采样，从当前种群中选择 1 个新的粒子种群作为下一时刻状态估计的基础，不断迭代。

在 CKF 迭代过程中，需要生成容积点。容积点的生成和误差协方差矩阵相关，一般情况下，在计算过程中需要对误差协方差矩阵做 Cholesky 分解以求得容积点，这使得误差协方差矩阵需要时刻保持正定性来实现。计算过程中会产生误差，导致协方差矩阵在更新过程中变成非正定矩阵，使 Cholesky 分解不能正常进行，造成算法的计算失败。为了避免以上问题，本文通过对协方差矩阵做奇异值分解的方式替代原先的 Cholesky 分解，以维持算法的持续性。对协方差矩阵奇异值分解的原理为

$$\boldsymbol{P}_{k-1} = \boldsymbol{L}_{k-1}\boldsymbol{S}_{k-1}\boldsymbol{V}_{k-1}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{L}_{k-1}\begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}\boldsymbol{V}_{k-1}^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{L}_{k-1}$、$\boldsymbol{V}_{k-1}$ 分别为协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k-1}$ 的左右奇异值矩阵；$\boldsymbol{S}_{k-1}$ 为奇异值矩阵。

锂离子电池离散状态的空间表达式为

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_k = f(\boldsymbol{x}_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \\ y_k = g(\boldsymbol{x}_k, u_k) + v_k \\ f(\boldsymbol{x}_{k-1}, u_{k-1}) = \begin{bmatrix} \mathrm{e}^{-\frac{T_\mathrm{s}}{R_1C_1}} & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{e}^{-\frac{T_\mathrm{s}}{R_2C_2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\boldsymbol{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} (1-\mathrm{e}^{-\frac{T_\mathrm{s}}{R_1C_1}})R_1 \\ (1-\mathrm{e}^{-\frac{T_\mathrm{s}}{R_2C_2}})R_2 \\ -\dfrac{T_\mathrm{s}}{Q_\mathrm{N}} \end{bmatrix}u_{k-1} \\ g(\boldsymbol{x}_k, u_k) = U_{\mathrm{OC},k} - U_{1,k} - U_{2,k} - R_{0,k}u_k \end{cases} \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{x}_k$ 为系统的状态变量，$\boldsymbol{x}_k = [U_{1,k}\ \ U_{2,k}U_1\ \ S_{\mathrm{SOC},k}]^{\mathrm{T}}$，$U_{1,k}$ 为第一极化支路电压，$U_{2,k}$ 为第二极化支路电压；$y_k = U_{d,k}$ 为电池的端电压；$u_k = I(k)$ 为经过电池的电流；Q_N 为电池的额定容量；w_k 和 v_k 分别为系统噪声和观测噪声。

粒子滤波和 CKF 的推导过程如下。

(1)初始化。设置粒子数量为 N，初始化 N 个粒子 $(x_k^1\ \ x_k^2\ \ x_k^3\ \cdots\ x_k^N)$，初始化粒子协方差矩阵 $(P_k^1\ \ P_k^2\ \ P_k^3\ \cdots\ P_k^N)$。

(2)时间更新。根据式(13)对 CKF 算法中的协方差矩阵进行奇异值分解，生成容积点为

$$X_{i,k-1}^{-} = U_{k-1}\sqrt{\boldsymbol{S}_{k-1}}\boldsymbol{\xi}_i + X_{k-1} \tag{15}$$

式中，$\boldsymbol{\xi}_i = \sqrt{n}[\boldsymbol{\delta}]_i$ 为容积点集合的第 i 个向量，且 $[\boldsymbol{\delta}]$ 表示为

$$[\delta] = \left\{\begin{pmatrix}1\\0\\\cdots\\0\end{pmatrix}, \begin{pmatrix}0\\1\\\cdots\\0\end{pmatrix}, \cdots, \begin{pmatrix}0\\0\\\cdots\\1\end{pmatrix}, \begin{pmatrix}-1\\0\\\cdots\\0\end{pmatrix}, \cdots, \begin{pmatrix}0\\0\\\cdots\\-1\end{pmatrix}\right\} \tag{16}$$

传播容积点为

$$X_{i,k}^{*}=f(X_{i,k-1}^{-},I(k)) \tag{17}$$

状态值和误差协方差矩阵预测为

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_{k|k-1}=\sum_{i=1}^{n}\omega_i X_{i,k}^{*}\\ \boldsymbol{P}_{xx}=\sum_{i=1}^{n}(X_{i,k}^{*}-\boldsymbol{X}_{k|k-1})(X_{i,k}^{*}-\boldsymbol{X}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{k-1}\end{cases} \tag{18}$$

(3)观测更新。对误差协方差矩阵进行奇异值分解为

$$\boldsymbol{P}_{xx}=\boldsymbol{L}_{k|k-1}\boldsymbol{S}_{k|k-1}\boldsymbol{V}_{k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{19}$$

生成容积点为

$$\boldsymbol{X}_{i,k-1}^{-}=\boldsymbol{L}_{k|k-1}\sqrt{\boldsymbol{S}_{k|k-1}}\xi_i+\boldsymbol{X}_{k|k-1} \tag{20}$$

经过观测方程后的容积点为

$$Y_{i,k}^{-}=g(X_{i,k-1}^{-},I(k)) \tag{21}$$

估计观测预测值为

$$\boldsymbol{X}_{k|k-1}=\sum_{i=1}^{n}\omega_i Y_{i,k}^{-} \tag{22}$$

预测误差协方差与互协方差矩阵为

$$\begin{cases}\boldsymbol{P}_{xy}=\sum_{i=1}^{n}(X_{i,k}^{*}-\boldsymbol{X}_{k|k-1})(Y_{i,k}^{-}-\boldsymbol{Y}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{P}_{zz}=\sum_{i=1}^{n}(Y_{i,k}^{-}-\boldsymbol{Y}_{k|k-1})(Y_{i,k}^{-}-\boldsymbol{Y}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}+R_k\end{cases} \tag{23}$$

更新卡尔曼增益为

$$K=\boldsymbol{P}_{xy}/\boldsymbol{P}_{zz} \tag{24}$$

状态量和误差协方差矩阵更新为

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{X}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}(\boldsymbol{Y}_k-\boldsymbol{Y}_{k|k-1})\\ \boldsymbol{P}_k=\boldsymbol{P}_{xx}-K\boldsymbol{P}_{zz}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{25}$$

(4)对每个粒子的测量结果权重 ω_k^i 进行计算得

$$\omega_k^i=\omega_{k-1}^i p[y_k-g(S_{\mathrm{SOC},k}^i)] \tag{26}$$

式中，$g(S_{\mathrm{SOC},k}^i)$ 表示该粒子估算得到的锂离子电池 SOC 值。

(5)对粒子进行加权归一化处理得

$$\hat{\omega}_k^i=\omega_k^i\Big/\sum_{i=1}^{N}\omega_k^i \tag{27}$$

(6)重采样。根据归一化后的粒子权重大小分析剩余非零权重粒子的数量，若数量小于阈值，则对粒子权重重新分配为

$$\omega_k^i=\hat{\omega}_k^i=1/N \tag{28}$$

(7)根据粒子权重计算锂离子电池 SOC 估计值为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k=\sum_{i=1}^{N}\omega_k^i\boldsymbol{X}_{k|k-1} \tag{29}$$

$$\hat{S}_{\mathrm{SOC},k}\approx\sum_{i=1}^{N}w_k^i S_{\mathrm{SOC},k}^i \tag{30}$$

PF-CKF 算法估计锂离子电池 SOC 的总体流程如图 2 所示。

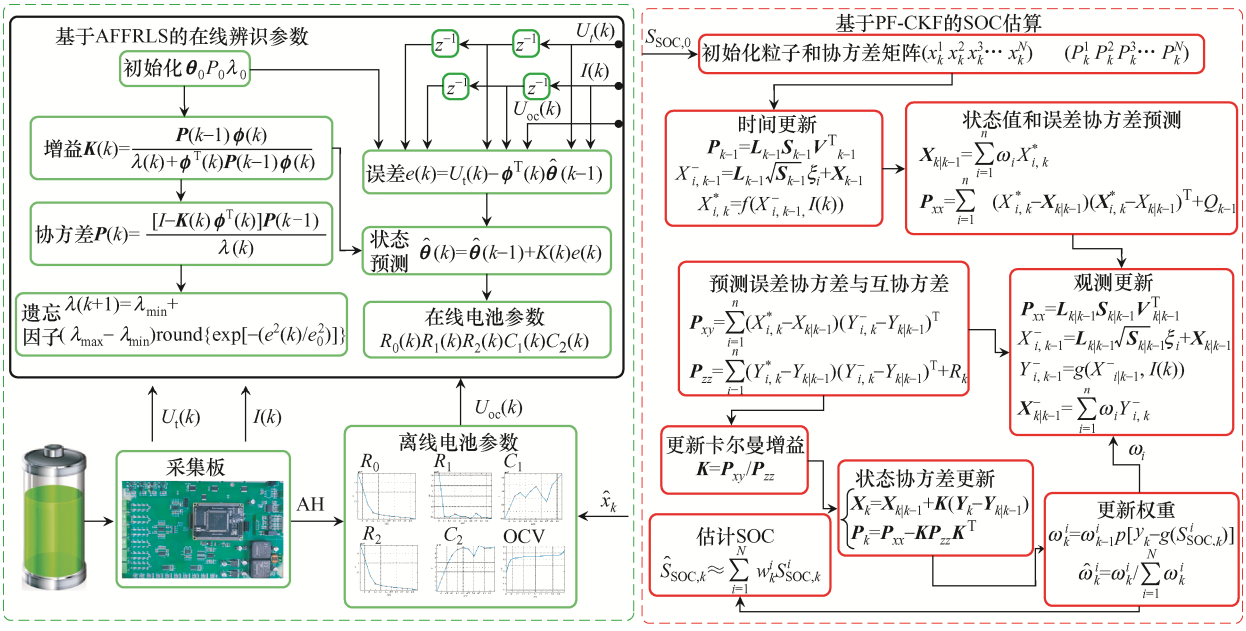


图 2　PF-CKF 联合算法流程

Fig. 2 Flowchart of PF-CKF joint algorithm

4 实验分析

本文以上海电气国轩新能源科技有限公司的 96 A·h 储能型铝型方壳磷酸铁锂电池作为实验对象，其产品型号为 IFP-27175200A-96Ah，相关参数见表 1。

表 1 磷酸铁锂实验电池参数

Tab. 1 Parameters of experimental lithium-ion phosphate battery

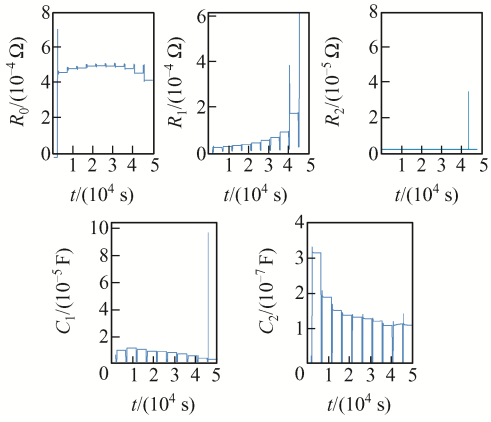
电池参数	数值
标称容量/(A·h)	96
工作电压/V	2.0~3.65
交流内阻/mΩ	0.45±0.15
直流内阻/mΩ	<1.5
电芯质量/g	2 020±40
工作温度(充电)/℃	0~45
工作温度(放电)/℃	−30~45
存储温度/℃	0~30

4.1 自适应遗忘因子参数辨识实验

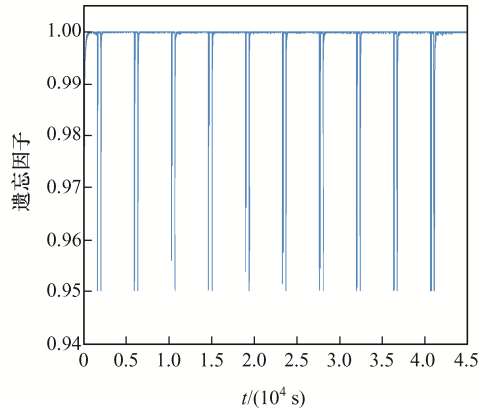
通过对锂离子电池不断充放电的实验测量，可以得到锂离子电池离线的 RC 参数。在离线参数的基础上，进行 AFFRLS 在线参数辨识。得到的 RC 参数和自适应遗忘因子变化趋势如图 3 所示。

在 AFFRLS 算法下，RC 参数不断优化，以实现提高后续 SOC 估算的精度。自适应遗忘因子根据历史数据对状态预测的影响，不断进行调整。实验表明，当遗忘因子过大时，历史数据对状态预测的影响逐渐增加，需要尽快将历史数据遗忘得到新的数据组，以消除历史数据的影响；在一段时间低遗忘因子的作用下，历史数据的影响逐渐减小，需要遗忘的历史数据也相应减少。

图 4(a)是在 AFFRLS 算法下得到的端电压与实测电池端电压的比较，图 4(b)是二者之间的电压误差。从实验中可以看出，通过 AFFRLS 算法辨识得到的端电压与实测的端电压之间的误差控制在±0.2 V 以内。电池后期的 SOC 低于 20%，电池端电压变化迅速，导致 AFFRLS 算法的精度略微下降。



(a) RC参数变化



(b) 自适应遗忘因子

图 3 AFFRLS 在线参数辨识

Fig. 3 AFFRLS online parameter identification

为了进一步定量分析自适应遗忘因子算法的性能优势，将其与定遗忘因子和无遗忘因子算法进行横向对比，对比结果见表 2。由表 2 可得，自适应遗忘因子算法的 MAE 和 RMSE 均小于定遗忘因子和无遗忘因子算法，实验结果表明，自适应遗忘因子算法能有效地通过算法实时更新电池模型参数，实现对电池端电压的精准辨识。

4.2 PF-CKF 算法联合估算实验

联合估算实验采用型号为 IFP-27175200A−96Ah 的单体磷酸铁锂电池，其额定容量为 96 A·h，最高电压为 3.65 V，截止电压为 2.0 V。测试工况为室温 25 ℃、采样间隔 1 s 的条件下的 HPPC，考虑到实际测得的电流值包含测量噪声，从电池 SOC 的安时积分定义出发，采用理想电流值代替测量值，由此得出的 SOC 为真实值。图 5 为 PF-CKF 联合算法和传统 PF 算法下锂离子电池 SOC 估算和端电压对比。图 6 为 PF-CKF 联合算法和传统 PF

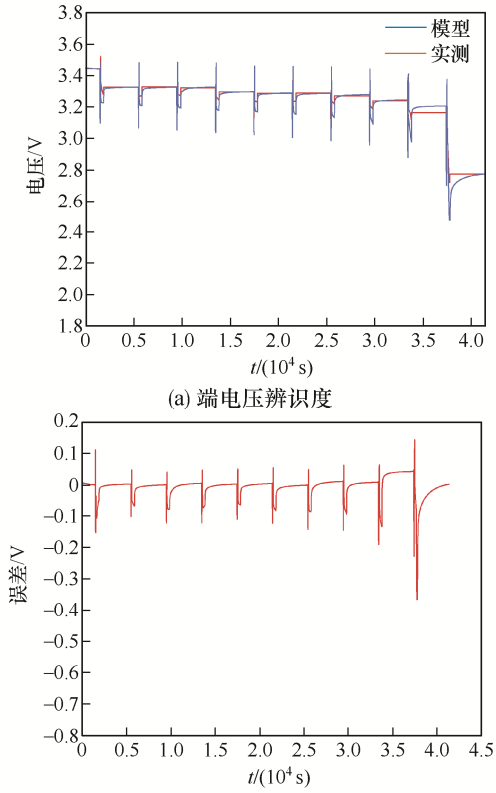


图 4　端电压辨识结果及误差

Fig. 4 Terminal voltage identification results and errors

表 2　不同遗忘因子参数辨识端电压可信度对比

Tab. 2 Comparison of terminal voltage reliability of identification reliability with different forgetting factors

遗忘因子	MAE	RMSE
$\lambda=1.000$	0.078 0	0.096 0
$\lambda=0.998$	0.083 5	0.119 9
自适应遗忘因子	0.071 0	0.095 2

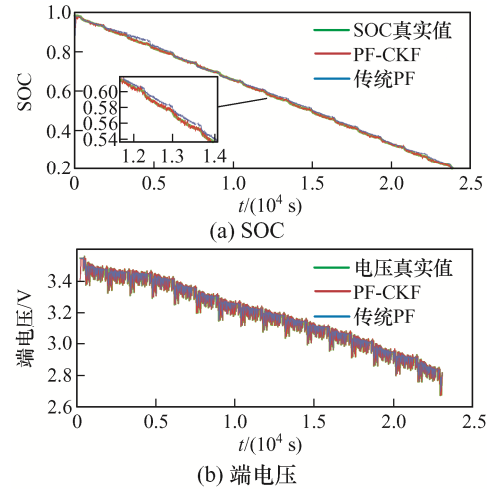


图 5　联合算法下的 SOC 和端电压

Fig. 5 SOC and terminal voltage under joint algorithm

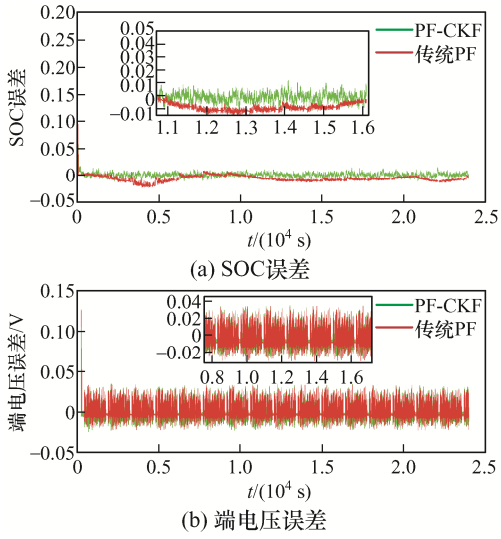


图 6　联合算法下的 SOC 和端电压差异

Fig. 6 SOC and terminal voltage difference under joint algorithm

算法下锂离子电池 SOC 估算和端电压误差。表 3 为 PF-CKF 算法和传统 PF 算法的可信度对比。

表 3　不同算法估算 SOC 的可信度对比

Tab. 3 Reliability comparison of SOC estimation using different algorithms

算法	MAE	RMSE
传统 PF 算法	0.007 7	0.010 6
PF-CKF 联合算法	0.003 0	0.007 1

如图 5 所示，传统 PF 和 PF-CKF 联合算法下 SOC 估算和电池端电压同真实值相比有着相似的下降趋势，但传统 PF 算法不能快速稳定地跟随真实值，而 PF-CKF 受历史数据的影响出现跟踪误差波动。如图 6 所示，PF-CKF 联合算法的 SOC 差异能快速收敛到 0，而传统 PF 算法存在 2%的收敛误差。由表 3 可知，PF-CKF 联合算法的 MAE 和 RMSE 均低于传统 PF 算法。实验结果表明，PF-CKF 联合算法对电池端电压的估算精度为 1.2%，对 SOC 的估算精度为 1.0%，收敛速度和精度高于传统 PF 算法。

5　结语

本文首先考虑模型的精确性和实用性，对锂离子电池进行二阶等效建模，提出一种 AFFRLS 对锂

离子电池模型参数在线辨识；结合辨识结果，提出一种 PF 和 CKF 结合的联合估算方法，提升锂离子电池 SOC 估算的准确性和稳定性；最后设计混合脉冲特性实验，实验结果表明，本文提出的 PF-CKF 联合算法 SOC 估计收敛误差为 1.0%，MAE 和 RMSE 低至 0.003 0 和 0.007 1。实验结果验证了 SOC 估计方法的有效性。

参考文献：

[1] Yuan Deling, Zhang Chen, Tang Shoufeng, et al. Ferric ion-ascorbic acid complex catalyzed calcium peroxide for organic wastewater treatment: Optimized by response surface method [J]. Chinese Chemical Letters, 2021, 32 (11): 3387-3392.

[2] Feng Xiao, Li Qiang, Wang Kai. Waste plastic triboelectric nanogenerators using recycled plastic bags for power generation [J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2021, 13(1): 400-410.

[3] 王义军, 左雪. 锂离子电池荷电状态估算方法及其应用场景综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(14): 193-207.
Wang Yijun, Zuo Xue. Review on estimation methods for state of charge of lithium-ion battery and their application scenarios [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(14): 193-207. (in Chinese)

[4] 胡韵华, 冯瑾涛, 邓清闯, 等. 电动汽车直流充电桩自动化测试平台的设计与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 150-159.
Hu Yunhua, Feng Jintao, Deng Qingchuang, et al. Development and application of automated test platform for DC charging piles of electric vehicles [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 150-159. (in Chinese)

[5] 陈刚, 储建新, 潘炫霖, 等. 基于联合集合卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J]. 浙江电力, 2021, 40(1): 123-130.
Chen Gang, Chu Jianxin, Pan Xuanlin, et al. SOC estimation of lithium-ion battery based on joint ensemble Kalman filter [J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(1): 123-130. (in Chinese)

[6] 续远. 基于安时积分法与开路电压法估测电池 SOC[J]. 新型工业化, 2022, 12(1): 123-124, 127.
Xu Yuan. Estimation of battery SOC based on ampere-hour integration method and open circuit voltage method [J]. The Journal of New Industrialization, 2022, 12(1): 123-124, 127. (in Chinese)

[7] Peng Simin, Miao Yifan, Xiong Rui, et al. State of charge estimation for a parallel battery pack jointly by fuzzy-PI model regulator and adaptive unscented Kalman filter [J]. Applied Energy, 2024, 360: 122807.

[8] He Hongwen, Qin Hongzhou, Sun Xiaokun, et al. Comparison study on the battery SoC estimation with EKF and UKF algorithms [J]. Energies, 2013, 6(10): 5088-5100.

[9] Zou Zhongyue, Zhou Mingbo, Cao Junyi. An improved SOC estimation method based on noise-adaptive particle filter for intelligent connected vehicle battery [C]// 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Kunming, China, 2021: 1223-1228.

[10] Peng Simin, Sun Yunxiang, Liu Dandan, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on multi-health features extraction and improved long short-term memory neural network [J]. Energy, 2023, 282: 128956.

[11] Chen Siwen, Chen Saihan, Qiu Shengshi, et al. A SOC estimation method for internal short circuit battery based on EKF-FFRLS algorithm [C]// 2023 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC). Milan, Italy, 2024: 1-5.

[12] He Jiarui, Wan Keting, Lu Lingxia, et al. An online OCV calibration-based adaptive SOC estimation approach for lithium battery [C]// 2023 8th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE). Shanghai, China, 2023: 839-844.

[13] 胡劲, 赵靖英, 姚帅亮, 等. 基于阻容参数滤波优化 UKF 的锂电池 SOC 估计[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 247-255.
Hu Jin, Zhao Jingying, Yao Shuailiang, et al. SOC estimation of lithium battery based on resistance-capacitance parameters filtering optimization UKF [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 247-255. (in Chinese)

[14] Lin Qiao, Liu Donglei, Wang Shunlin, et al. SOC online estimation error correction algorithm based on particle swarm optimization particle filter algorithm [C]// 2023 3rd New Energy and Energy Storage System Control Summit Forum (NEESSC). Mianyang, China, 2023: 174-179.

[15] 徐立友, 马可, 杨晴霞, 等. 基于卡尔曼滤波的动力电池 SOC 估算[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 24-29.
Xu Liyou, Ma Ke, Yang Qingxia, et al. SOC estimation of power battery based on Kalman filter [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 24-29. (in Chinese)



彭云海

作者简介：

彭云海(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：大规模储能技术。E-mail：221060012@hdu.edu.cn。

张尧(1979—)，男，中国电源学会会员，通信作者，博士，副教授。研究方向：大规模储能技术。E-mail：yaozhang@hdu.edu.cn。

张帆(1976—)，男，博士，教授级高级工程师。研究方向：电动车与储能。E-mail：zhangfan@hdu.edu.cn。

于龙杰(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：电池均衡技术。E-mail：ljyu1337@163.com。

(责任编辑：孙美菊)



公益广告来源：中国文明网