DOI：10. 13382/j. jemi. B2306921

自适应渐消无迹卡尔曼滤波锂电池 SoC 估计*

郭向伟　李璐颖　王　晨　王亚丰　李　万
（河南理工大学电气工程与自动化学院　焦作　454003）

摘　要：精确的荷电状态（SoC）是锂电池安全高效运行的重要保障，文章针对传统无迹卡尔曼滤波（UKF）对非线性系统突变状态跟踪能力差，导致 SoC 估计精度低的问题，提出一种新型自适应渐消无迹卡尔曼滤波（AFUKF）SoC 估计方法。首先，通过设计新型衰减因子对 UKF 误差协方差矩阵进行加权，并基于新型衰减因子完成 AFUKF 的设计，减小陈旧量测值对估计结果的影响，提高传统 UKF 的估计精度和跟踪能力。其次，基于自主实验平台测试数据，验证了本文所提 AFUKF 算法存在初始误差时，相较于传统 UKF 算法，ECE 工况下平均绝对误差和均方根误差分别下降了 47. 95%和 33. 92%，DST 工况下分别下降了 36. 40%和 27. 73%；相较于同类改进的 AUKF 算法，ECE 工况下平均绝对误差和均方根误差分别下降了 43. 36%和 33. 51%，DST 工况下分别下降了 39. 01%和 25. 63%。模型结果表明，相比于传统 UKF 算法以及同类型改进的 AUKF 算法，AFUKF 具有更高的估计精度，且在相同初始 SoC 误差条件下具有更好的鲁棒性。

关键词：荷电状态；衰减因子；无迹卡尔曼滤波；自适应渐消无迹卡尔曼滤波
中图分类号：TM912. 8；TN06　　**文献标识码：**A　　**国家标准学科分类代码：**510. 4030

SoC estimation of lithium battery based on adaptive fading unscented kalman filter

Guo Xiangwei　Li Luying　Wang Chen　Wang Yafeng　Li Wan
（School of Electrical Engineering and Automation，Henan Polytechnic University，Jiaozuo 454003，China）

Abstract：Accurate SoC is an important guarantee for the safe and efficient operation of lithium batteries. Aiming at the problem that the traditional unscented Kalman filter（UKF）has poor tracking ability for the abrupt state of nonlinear systems，which in turn leads to the low accuracy of SoC estimation，a new adaptive fading unscented Kalman filter was proposed for SoC estimation in this paper. First，the UKF error covariance matrix is weighted by designing a novel fading factor，and the design of the AFUKF is completed based on the novel fading factor，which reduces the influence of stale measurements on the estimation results，improves the estimation accuracy and tracking ability of the traditional UKF. Second，based on the test data of the self-built experimental platform，it is verified that the AFUKF proposed in this paper，in the presence of the initial error，compared with the traditional UKF，the mean absolute error（MAE）and root-mean-square error（RMSE）under the ECE condition are decreased by 47. 95% and 33. 92%，respectively，the MAE and RMSE under the DST condition are decreased by 36. 40% and 27. 73%，respectively. Compared with the similar improved AUKF，the MAE and EMSE decreased by 43. 36% and 33. 51% for the ECE condition，39. 01% and 25. 63% for the DST condition，respectively. The modeling results show that，AFUKF has higher accuracy and better robustness under initial SoC errors than the traditional UKF as well as the improved AUKF of the same type.

Keywords：SoC；fading factor；UKF；AFUKF

收稿日期：2023-09-25　　Received Date：2023-09-25
*基金项目：国家自然科学基金（61973105）、河南省高校基本科研业务费（NSFRF210332，NSFRF230604）、河南省高校重点科研项目（23A470006）、河南省科技攻关项目（232102240078）资助

0 引 言

锂电池凭借其能量密度高、循环寿命长等优点,成为能源、交通等领域储能装置的首选[1-2]。锂电池作为复杂的非线性系统,表征其剩余电量的荷电状态(state of charge, SoC)不能直接测量,只能通过数学方法进行估计[3]。本文针对锂电池 SoC 估计展开研究。

常见的 SoC 估计方法有表征参数法[4]、安时积分法[5]、模型法[6]及数据驱动法[7]。其中,模型法能够在精度和运算量方面取得良好的平衡,成为近年 SoC 估计研究的热点[8-10],卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)法作为模型法的典型代表,是一种最小方差意义下的最优状态观测器算法,在模型参数确定、系统噪声满足均值和方差已知的高斯分布时,能实现系统状态在最小均方误差意义下的最优估计,获得了众多学者的关注[11]。

扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)是目前解决非线性系统状态估计问题最常用的方法,其首先基于泰勒级数展开定理对电池模型线性化[12],然后通过 KF 算法对状态参数进行近似计算。文献[13]在 EKF 算法中加入最大多核相关熵,有效抑制了异常模型参数对 SoC 估算的影响,但忽略了稳态条件下噪声协方差引起的滤波发散问题,影响估计精度。文献[14]将最大相关熵准则与自适应扩展卡尔曼滤波(adaptive extended Kalman filtering, AEKF)算法相结合,通过对过程噪声协方差矩阵自适应更新,提高了 EKF 在非高斯噪声干扰下的估计精度,但其计算复杂度大大增加,影响了 SoC 估计的实时性。文献[15]利用带遗忘因子递推最小二乘法及双卡尔曼滤波(dual Kalman filter, DKF)分别对噪声协方差矩阵、模型参数以及 SoC 进行更新,双卡尔曼滤波同样增加了 SoC 估计过程的计算量,影响了 SoC 估计的实时性。

以上基于 EKF 的改进算法虽然不同程度的提高了估计精度,但均未消除非线性系统线性化过程产生的误差。为解决这一问题,引入无迹变换(unscented transform, UT)的无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)被提出[16-17],UKF 无需对非线性函数进行求导计算,且通过 UT 变换构造 Sigma 点进行采样,弥补了 EKF 的不足。文献[18]通过引入平方根算法优化 UKF,以确保状态误差协方差半正定,提高了模型稳定性。文献[19]根据滤波器的收敛判据引入观测残差,对测量噪声协方差以及卡尔曼增益进行自适应更新,提高了算法的鲁棒性,但使用最小二乘法对 OCV-SoC 曲线拟合,增大了异常值对模型参数辨识的影响。文献[20]提出一种自适应分数阶平方根 UKF,通过对噪声协方差自适应调整以提高估计精度,但分数阶模型以及自适应过程显著增加了估计过程的计算量。文献[21]提出一种新的鲁棒核模糊方法进行建模,并采用考虑先前状态信息的 UKF 算法,有效的提高了建模精度及估计精度。

上述基于 UKF 的优化滤波算法从不同角度提高了估计精度及鲁棒性,但均忽视了当系统处于平稳状态时,UKF 将丧失对状态突变的跟踪能力,状态突变时,甚至会出现滤波发散。这是由于当系统稳定时,状态量的更新修正量和对应的卡尔曼增益矩阵都处于一个极小值,而当电池工况突变时,对应的新息会随之发生变化,但增益矩阵并未随之发生改变,这就使得增益矩阵不能从一个最小值快速增大,导致 UKF 滤波算法在状态突变时未能完成更新。

综上所述,众多学者对改进 UKF 滤波算法进行研究,提高了算法的精度及鲁棒性,但对电池平稳状态下 UKF 跟踪能力不强的问题考虑不足。鉴于此,文章提出一种新型自适应渐消无迹卡尔曼滤波(adaptive fading unscented Kalman filter, AFUKF)算法进行 SoC 估计研究。该算法基于新息的协方差,通过设计一种新型自适应衰减因子对新息的权重进行调整,以减小旧数据对 UKF 估计过程的影响,改善稳态条件下 UKF 的跟踪能力,进而提高估计精度及鲁棒性。

1 等效电路模型

双极化(dual polarization, DP)等效电路模型在精度和速度方面可取得良好的平衡[22-23],本文基于如图 1 所示 DP 模型建立 SoC 估计方法。模型中,$i(t)$表示负载电流,$U_{oc}(t)$表示电池开路电压,R 为欧姆电阻;u_p 和 u_s 分别为电化学极化电容 C_p 和浓差极化电容 C_s 的电压,$U(t)$为端电压。

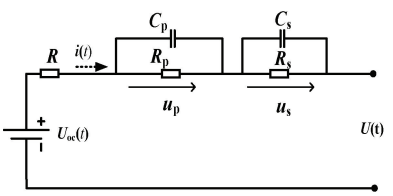

图 1 DP 等效电路模型

Fig. 1 DP equivalent circuit model

利用模型法进行 SoC 估计的前提是获取可靠的 OCV-SoC 曲线。本文选取日本松下公司生产的 18650 型三元锂电池为实验对象,具体参数如表 1 所示。本节基于自主搭建的实验平台获取建模过程所需参数。自主实验平台如图 2 所示。实验平台由安装有控制软件的上位机、中位机、Neware 可编程电子负载、电池和高低温试验箱组成。电池测试设备型号为 CT-4008T-5V6A-S1,测试误差小于 0.05%。程控高低温试验箱型号为 BPH-060A,

温度波动范围为±0.5 ℃,用于为电池提供稳定的工作环境。

表 1　锂电池参数

Table 1　Lithium battery parameters

参数	数值
充/放电截止电压	4.2 V/2.5 V
标称电压	3.7 V
标称内阻	22 mΩ
标称容量	3.2 Ah

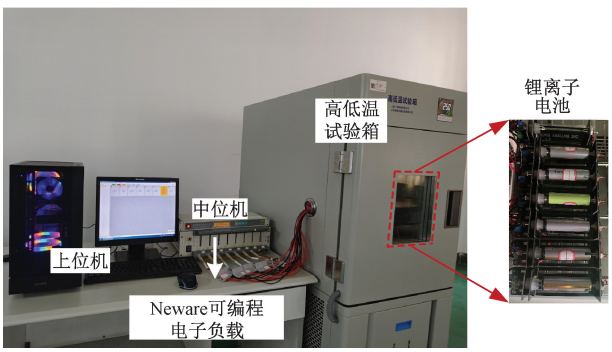

图 2　电池测试实验平台

Fig. 2　Experimental platform for battery test

本文电池测试实验采用新电池,即健康状态(state of health, SoH)为 100%,在 25 ℃恒温条件下进行 0.2C、0.5C、1C、1.5C 恒流间歇放电的 OCV-SoC 标定试验[23]。标定结果如图 3 所示。

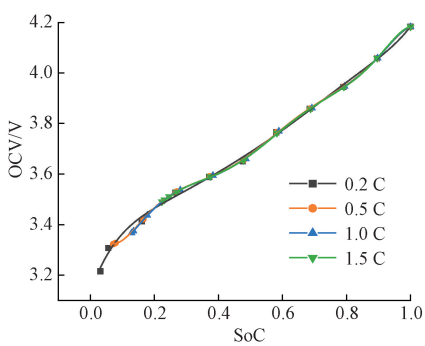

图 3　OCV-SoC 标定曲线

Fig. 3　OCV-SoC calibrated curves

由图 3 可知,当 SoC>0.1 时,各曲线几乎重合,表明在 25 ℃和 SoH 为 100%时,不同倍率的 OCV-SoC 曲线相似。由于电流越小,电池动态特性受极化效应的影响越小,本文选用 0.2C 恒流间歇放电条件下的 OCV-SoC 曲线作为参考曲线。多项式拟合结果如式(1)所示:

$$U_{oc} = b_1 \times SoC^7 + b_2 \times SoC^6 + b_3 \times SoC^5 + b_4 \times SoC^4 + b_5 \times SoC^3 + b_6 \times SoC^2 + b_7 \times SoC + b_8 \tag{1}$$

其中,b_1、b_2、…、b_8 为七阶多项式拟合的系数,b_1 = −144.293 3,b_2 = 557.236 5,b_3 = −863.060 9,b_4 = 682.797 1,b_5 = −289.822 0,b_6 = 63.147 8,b_7 = −5.289 6,b_8 = 3.475 4。本文基于电路原理对 DP 模型进行参数辨识。由于较多文献已对模型参数辨识过程进行了较为细致的描述[22-24],此处不再赘述。

2　AFUKF 算法建立

为克服传统 UKF 在稳态状态下跟踪能力不强而导致 SoC 估计误差偏大的问题[25-26],提出了 AFUKF 算法,弥补了传统 UKF 的不足。此部分首先进行新型衰减因子的设计,其次基于衰减因子完成 AFUKF 设计。

2.1　新型衰减因子的设计

设计衰减因子的目的是提高 UKF 的跟踪能力,本节首先进行新型衰减因子设计过程强跟踪原理的分析,其次详细阐述新型衰减因子的设计过程。

基于如下离散非线性系统完成衰减因子的设计。

$$\boldsymbol{x}_k = f(\boldsymbol{x}_{k+1}) + \boldsymbol{w}_k \tag{2}$$

$$\boldsymbol{z}_k = h[\boldsymbol{x}_k] + \boldsymbol{v}_k \tag{3}$$

式中:$\boldsymbol{x}_k$ 为 n 维状态向量;$f(*)$为非线性系统状态函数;$\boldsymbol{w}_k$ 为系统过程噪声,其方差为 $\boldsymbol{Q}$;$\boldsymbol{z}_k$ 为观测值;$h(*)$为非线性系统观测函数;$\boldsymbol{v}_k$ 为系统观测噪声,其方差为 $\boldsymbol{R}$。

1)强跟踪原理分析

本文通过在误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 中引入衰减因子 λ_k,来限制滤波器的记忆长度,防止其过度发散,实现 UKF 估计过程对工况的强跟踪。AFUKF 的关键是获取计算简单、效果显著的衰减因子。本文衰减因子基于实时更新的协方差矩阵设计,以此降低旧数据对当前估计值的影响。强跟踪原理分析过程如下所述。

新息用 $\boldsymbol{\eta}_k$ 表示,即:

$$\boldsymbol{\eta}_k = \boldsymbol{z}_k - g(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}, \boldsymbol{u}_k) = \boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} \tag{4}$$

新息协方差矩阵理论值为:

$$\boldsymbol{V}_k = E[\boldsymbol{\eta}_k\boldsymbol{\eta}_k^{\mathrm{T}}] = E[(\boldsymbol{z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{y}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_{k\ \ k-1})^{\mathrm{T}}] = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k+1|k}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \tag{5}$$

由开窗估计法对新息的旧数据进行重新定义:

$$\boldsymbol{V}_k^* = \frac{1}{M-1}\sum_{i=k-M+1}^{k}\boldsymbol{\eta}_i\boldsymbol{\eta}_i^{\mathrm{T}} \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{V}_k^*$ 即为新息协方差矩阵的估计值。

强跟踪过程必须要满足正交性定理:

$$E[\boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k+1}][\boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k+1}]^{\mathrm{T}} = \min \tag{7}$$

$$E[\boldsymbol{\eta}_{k+j}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\eta}_k] = 0 \tag{8}$$

其中,j=1,2,3…。式(7)表示滤波器的最优性能指标,式(8)表示任意时刻新息序列都相互正交。

卡尔曼滤波器的增益矩阵为:

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1} \tag{9}$$

若要滤波器得到精确的状态估计值,即 $\tilde{\boldsymbol{x}}_k = \boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_k$ 远小于 $\boldsymbol{x}_k$,则有:

$$E[\boldsymbol{\eta}_{k+j}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\eta}_k] \approx \boldsymbol{H}_{k+j}\boldsymbol{F}_{k+j-1}(\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k+j-1}\boldsymbol{H}_{k+j-1}) \times \boldsymbol{F}_{k+j-2} \times \cdots \times (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{H}_{k+1})\boldsymbol{F}_k \times (\boldsymbol{P}_{k|k+1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{V}_k) \tag{10}$$

其中,$j=1,2,3\cdots$,$\boldsymbol{H}$ 和 $\boldsymbol{F}$ 分别为量测函数和状态函数的雅可比矩阵。由以上结论可知,对于每一个 j 的取值,式(10)都有如下公共项 $\boldsymbol{S}_k$:

$$\boldsymbol{S}_k = \boldsymbol{P}_{k|k+1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{V}_k \tag{11}$$

当新息函数的自相关函数值近似等于 0 时,滤波器就可以完成对变化较大时状态值的更新,然后通过对新增益阵 $\boldsymbol{K}_k$ 的实时更新,使新息序列 $\boldsymbol{\eta}_k$ 保持相互正交。若要确保式(10)的成立,则式(11)为 0,此时滤波器具有强跟踪性。但是在式(11)中,$\boldsymbol{H}_k$ 不变,$\boldsymbol{V}_k$ 不准确,其中新息协方差矩阵的理论值由于系统模型的不准确导致 $\boldsymbol{V}_k$ 偏离实际值。对此,由估计新息协方差矩阵 $\boldsymbol{V}_k^*$ 代替 $\boldsymbol{V}_k$,对 $\boldsymbol{S}_k$ 做出式(12)调整,若能使得 $\boldsymbol{S}_k^*$ 近似等于 0,则可实现卡尔曼滤波的强跟踪性质。

$$\boldsymbol{S}_k^* = \boldsymbol{P}_k^*\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{K}_k^*\boldsymbol{V}_k^* \approx 0 \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{P}_k^*$、$\boldsymbol{K}_k^*$ 为加权后的误差协方差与最优增益矩阵。

2) AFUKF 衰减因子设计

为满足式(12),设计衰减因子 λ_k 与误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 相乘,如式(13)所示。

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \lambda_k(\boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1}) \tag{13}$$

$\lambda_k>1$ 时,增益矩阵 $\boldsymbol{K}_k$ 增加,提高了当前数据的比重。式(13)中,通过 λ_k 对整个误差协方差加权,增强实时数据的影响。为简化 λ_k,定义 $\boldsymbol{V}_k$ 和 $\boldsymbol{V}_k^*$ 的关系为:

$$\boldsymbol{V}_k^* = \alpha_k\boldsymbol{V}_k \tag{14}$$

式中:系数 α_k 可由下式得出:

$$\alpha_k = \max\left\{1, \frac{tr(\boldsymbol{V}_k^*)}{tr(\boldsymbol{V}_k)}\right\} \tag{15}$$

新的增益利用 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}^*$ 和 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 可推导为:

$$\boldsymbol{K}_k^* = \boldsymbol{P}_{k|k-1}^*\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}_k^{*-1} = \lambda_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}\left(\frac{\boldsymbol{V}_k^{-1}}{\alpha_k}\right) = \frac{\lambda_k}{\alpha_k}(\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}_k^{-1}) = \frac{\lambda_k}{\alpha_k}\boldsymbol{K}_k \tag{16}$$

式(16)展开可得:

$$\frac{\lambda_k}{\alpha_k}\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1} = \lambda_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\lambda_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1} \tag{17}$$

假定 $\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}$ 为满秩,则式(17)化简为:

$$\alpha_k\boldsymbol{V}_k = \alpha_k(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k) = \lambda_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \tag{18}$$

由式(18)可知,通过 λ_k 对误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 加权可实现 α_k 对新息协方差矩阵 $\boldsymbol{V}_k$ 的加权。因此,加权误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 可以对动态过程的不完整进行补偿。α_k 由式(15)计算之后,在式(18)两边取迹可得 λ_k:

$$\lambda_k = \frac{trace(\alpha_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + (\alpha_k - 1)\boldsymbol{R}_k)}{trace(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}})} \tag{19}$$

式(19)中要求 $\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}$ 满秩,但实际情况无法满足 $\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}$ 满秩,对式(18)变形可得:

$$\alpha_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k = \lambda_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + (\alpha_k - 1)\boldsymbol{R}_k \tag{20}$$

UKF 算法中量测方程参数都可以进行建模,矩阵 $\boldsymbol{R}_k$ 对新息协方差矩阵无影响,主要是依赖预测误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$ 对其进行加权。因此可以将 $\boldsymbol{R}_k$ 在式(20)中忽略,此时通过假设 $\lambda_k=\alpha_k$,求 λ_k 值。λ_k 求取时仍需要计算雅可比矩阵,为在 UKF 中引入 λ_k,需要对雅可比矩阵进行等价替换。引入 λ_k 后的预测误差协方差记为 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \lambda_k\left(\sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)}[\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}][\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}\right) \tag{21}$$

λ_k 加入之前,预测误差协方差记为 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l$,状态与观测协方差记为 $\boldsymbol{P}_{xz}^l$,观测误差协方差记为 $\boldsymbol{P}_{zz}^l$,则:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l = E\{[\boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}][\boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}\} \tag{22}$$

$$\boldsymbol{P}_{xz}^l = E\{[\boldsymbol{x}_k - \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}][z_k - \hat{z}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}\} \tag{23}$$

$$\boldsymbol{P}_{zz}^l = E\{[z_k - \hat{z}_{k|k-1}][z_k - \hat{z}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}\} \tag{24}$$

若 $\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l$ 为:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}^1 = \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \tag{25}$$

则 $\boldsymbol{P}_{xz}^l$、$\boldsymbol{P}_{zz}^l$ 可表示为:

$$\boldsymbol{P}_{xz}^l = \boldsymbol{P}_{k|k-1}^l\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} \tag{26}$$

$$\boldsymbol{P}_{zz}^l = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \tag{27}$$

由式(26)得:

$$\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} = [\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l]^{-1}\boldsymbol{P}_{xz}^l \tag{28}$$

将式(25)、(28)代入式(12),并可化简为:

$$\alpha_k\boldsymbol{V}_k = \alpha_k(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k) = \lambda_k\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}^l\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \tag{29}$$

上式避免了雅可比矩阵的出现。

根据以上分析可得:

$$\lambda_k = \max\left\{1, \frac{tr(\boldsymbol{V}_k^*)}{tr(\boldsymbol{V}_k)}\right\} \tag{30}$$

基于上述分析,计算出 $\boldsymbol{V}_k^*$ 和 $\boldsymbol{V}_k$ 的迹即可求得 AFUKF 算法中的衰减因子。

2.2　AFUKF 算法

根据上述分析,AFUKF 算法流程如下:

首先,进行状态初始化。

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{x}}_0 &= E[\boldsymbol{x}_0]\\ \boldsymbol{P}_0 &= E[(\boldsymbol{x}_0 - \hat{\boldsymbol{x}}_0)(\boldsymbol{x}_0 - \hat{\boldsymbol{x}}_0)^{\mathrm{T}}]\end{aligned} \tag{31}$$

其次，基于传统 UKF 构造 Sigma 点及相应样本加权，计算 $2n+1$ 个 Sigma 点。

$$\boldsymbol{\chi}_{k-1}=\begin{cases}\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}, i=0\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}+\left[\sqrt{(n+\kappa)\boldsymbol{P}_{k-1}}\right]_i, i=1,2,\cdots,n\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}-\left[\sqrt{(n+\kappa)\boldsymbol{P}_{k-1}}\right]_i, i=n+1,\cdots,2n\end{cases} \tag{32}$$

计算 Sigma 点均值加权以及方差加权：

$$\begin{cases}W_0^{(m)}=\dfrac{\kappa}{n+\kappa}\\ W_0^{(c)}=\dfrac{\kappa}{n+\kappa}+(1-\alpha^2+\beta)\\ W_i^{(m)}=W_i^{(c)}=\dfrac{1}{2(n+\kappa)}, i=1,\cdots 2n\end{cases} \tag{33}$$

式中：κ 为可调节参数，用于提高非线性逼近精度；α 用于控制采样点的分布状态，此处取值为 0.01；β 为非负的权系数，用于降低高阶项误差，此处取值为 2。

再次，进行时间更新，非线性变换 Sigma 点：

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}=f(\boldsymbol{\chi}_{i,k-1}), i=0,1,2,\cdots,2n \tag{34}$$

$$\boldsymbol{Z}_{i,k|k-1}=h(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}), i=0,1,2,\cdots,2n \tag{35}$$

状态预测以及误差方差预测：

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}=\sum_{i=0}^{2n}W_i^{(m)}\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} \tag{36}$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}=\lambda_k\left(\sum_{i=0}^{2n}W_i^{(c)}[\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}-\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}][\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}-\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}\right) \tag{37}$$

新息计算：

$$\boldsymbol{\eta}_k=z_k-g(\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1},\boldsymbol{u}_k)=z_k-\boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} \tag{38}$$

新息协方差矩阵：

$$\boldsymbol{V}_k^*=\frac{1}{M-1}\sum_{i=k-M+1}^{k}\boldsymbol{\eta}_i\boldsymbol{\eta}_i^{\mathrm{T}} \tag{39}$$

计算衰减因子 λ_k：

$$\lambda_k=\max\left\{1,\frac{tr(\boldsymbol{V}_k^*)}{tr(\boldsymbol{V}_k)}\right\} \tag{40}$$

最后，进行测量更新，卡尔曼最优增益为：

$$\boldsymbol{K}_k=\frac{\boldsymbol{P}_{xz}}{\boldsymbol{P}_{zz}} \tag{41}$$

状态与观测误差协方差：

$$\boldsymbol{P}_{xz}=\sum_{i=0}^{2n}W_i^{(c)}[\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}-\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}][\boldsymbol{Z}_{i,k|k-1}-\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}} \tag{42}$$

观测误差协方差：

$$\boldsymbol{P}_{zz}=\sum_{i=0}^{2n}W_i^{(c)}[\boldsymbol{Z}_{i,k|k-1}-\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}][\boldsymbol{Z}_{i,k|k-1}-\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1}]^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k \tag{43}$$

状态估计量与误差协方差：

$$\begin{cases}\boldsymbol{P}_k=\boldsymbol{P}_{k|k-1}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{P}_{zx}\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}}\\ \hat{\boldsymbol{x}}_k=\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k(z_k-\hat{\boldsymbol{z}}_{k|k-1})\end{cases} \tag{44}$$

综上所述，所提 AFUKF 算法建立完成。具体设计过程如图 4 所示。

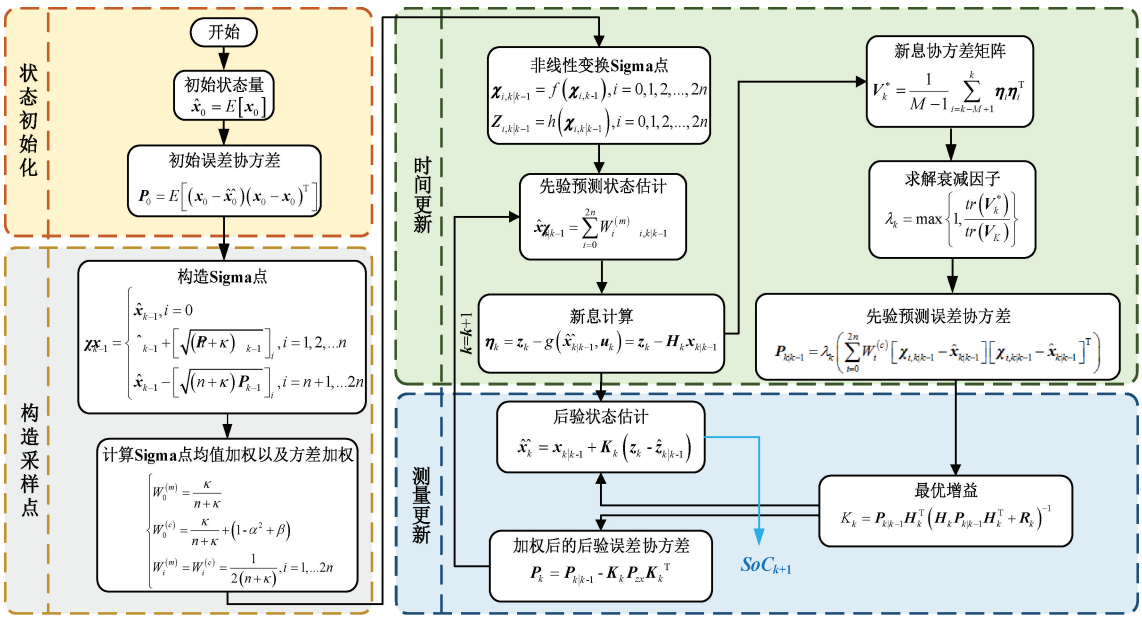

图 4　AFUKF 算法流程

Fig. 4　The flowchart of AFUKF

3　新型估计算法先进性分析

本节将 AFUKF 与传统 UKF 以及同类型改进的 AUKF[25] 作对比,验证 AFUKF 的估计精度和鲁棒性。

参考联合国欧洲经济委员会汽车法规(Economic Commission for Europe, ECE)工况和美国典型动态压力测试(dynamic stress test, DST)工况进行适当比例缩小,设计本文模拟工况。工况如图 5 所示,文中分别称为 ECE 工况和 DST 工况。工况中电流大于 0,代表电池放电,小于 0 代表电池充电,两个工况均全面的包含了锂电池充电、放电、搁置等工作状态。模拟工况电压电流由图 2 实验平台获取。

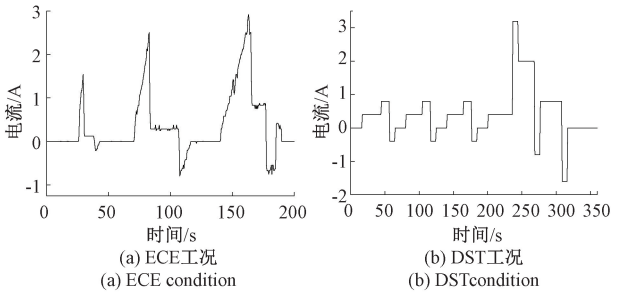

图 5　模拟工况

Fig. 5　Simulated working conditions

基于实测模拟工况数据,在 MATLAB/Simulink 中搭建仿真模型,以安时积分法的 SoC 估计结果作为理论值。对于式(6)中开窗函数,窗口选择太大,会增大陈旧量测值对估计结果的影响,窗口选择太小,不足以刻画相应误差特征,综合考虑,本文选取 M 的值为 6。另外,为模拟初始误差对估计结果的影响,仿真模型将初始 SoC 均设置为 0.9,对应的初始误差为 0.1。模型其他重要参数如表 2 所示。两种工况条件下验证结果如图 6、7 和表 3 所示。

表 2　模型重要参数

Table 2　Model important parameters

参数名称	取值
过程噪声	$(8\times10^{-5})\times\mathrm{diag}\{1,1,1\}$
测量噪声	3×10^{-4}

表 3　估计误差

Table 3　Estimated error

算法类型		UKF	AUKF[25]	AFUKF
MAE/%	ECE 工况	1.704	1.566	**0.887 0**
	DST 工况	1.284	1.339	**0.816 6**
RMSE/%	ECE 工况	2.072	2.059	**1.369**
	DST 工况	1.807	1.756	**1.306**

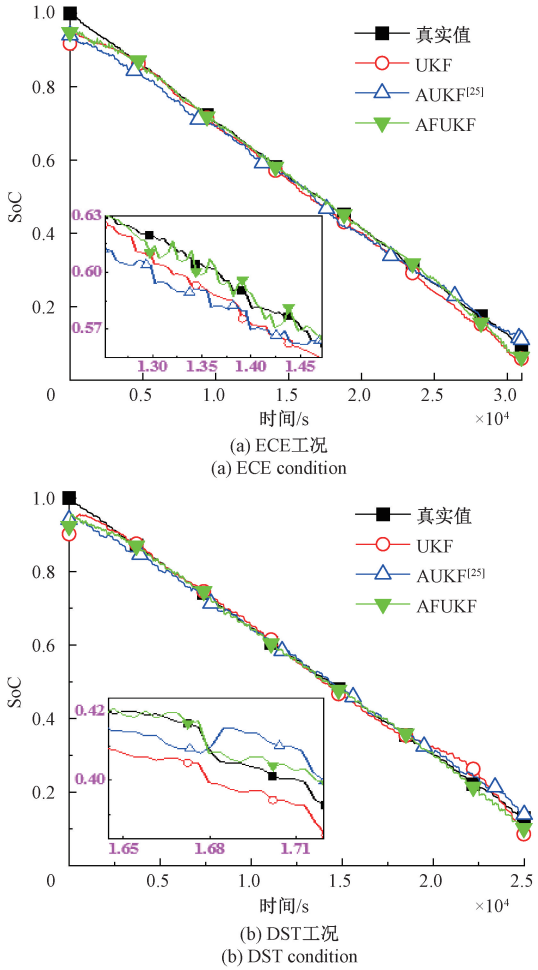

图 6　SoC 估计结果

Fig. 6　SoC estimated results

由图 6、7 和表 3 可以看出,本文所提 AFUKF 算法绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean square error, RMSE)均小于传统 UKF 算法和改进的 AUKF 算法。相较于传统 UKF 算法,ECE 工况下 AFUKF 算法 MAE 和 RMSE 分别下降了 47.95%、33.92%,DST 工况下 AFUKF 算法 MAE 和 RMSE 分别下降了 36.40%、27.73%。这是由于 AFUKF 相比于传统 UKF,其运用新息协方差矩阵对误差协方差更新,弱化了陈旧量测值对估计结果的影响,提高了估计精度。相较于文献[25]中 AUKF 算法,ECE 工况下 AFUKF 算法 MAE 和 RMSE 分别下降了 43.36%、33.51%,DST 工况下 AFUKF 算法 MAE 和 RMSE 分别下降了 39.01%、25.63%。这是由于改进的 AUKF 运用新息协方差同时对过程噪声 $\boldsymbol{Q}_k$ 以及观测噪声 $\boldsymbol{R}_k$ 进行更新,虽然相较于传统 UKF 精度有所提高,但其同样未充分考虑现时量测值对估计结果的影响。模型仿真结果印证了理论分析,表明了所提算法在估计精度方面的有效性及先进性。另外,前 2 000 s 仿真结果如图 8 所示。

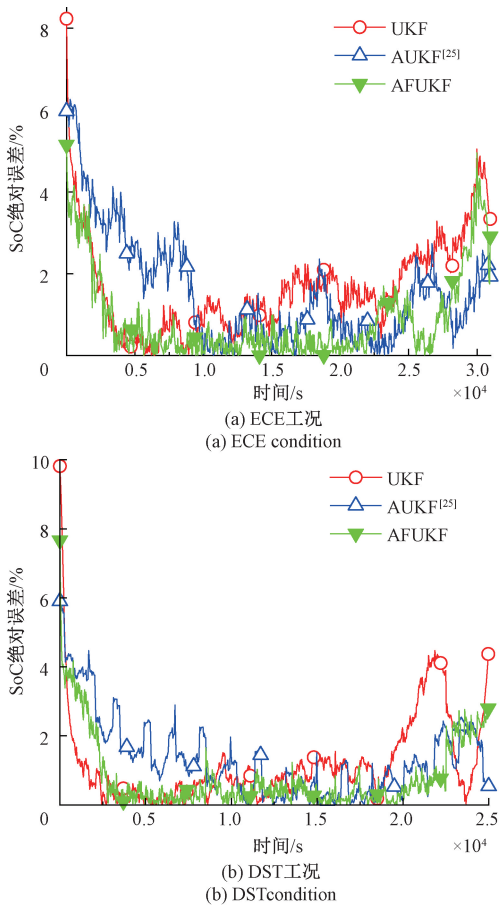

图 7　SoC 估计误差

Fig. 7　SoC estimated error

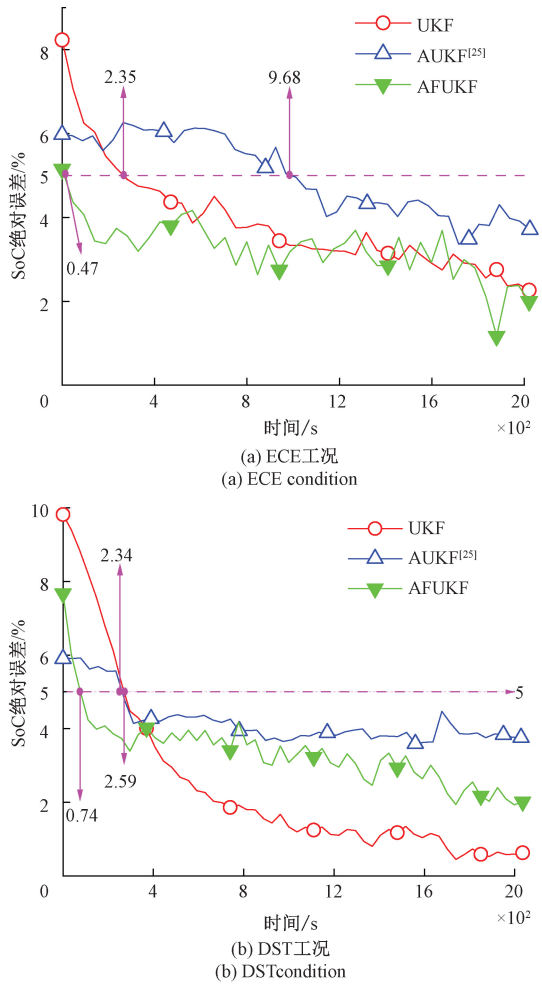

图 8　SoC 估计局部放大图

Fig. 8　Localized zoomed-in view of SoC estimation

由图 8 可以看出，在 ECE 工况下传统 UKF 算法和改进的 AUKF 算法 SoC 绝对误差收敛至 5%分别用时 235 和 968 s，而本文所提 AFUKF 算法 SoC 绝对误差收敛至 5%用时 47 s，收敛速度更快。DST 工况下传统 UKF 算法和改进的 AUKF 算法 SoC 绝对误差收敛至 5%分别用时 259 和 234 s，而本文所提 AFUKF 算法 SoC 绝对误差收敛至 5%用时 74 s，同样收敛速度更快。这是由于 AUKF 算法中是对过程噪声 $\boldsymbol{Q}_k$ 以及观测噪声 $\boldsymbol{R}_k$ 同时进行自适应更新，而本文 AFUKF 算法中过程噪声 $\boldsymbol{Q}_k$ 随衰减因子的不同而变化，但观测噪声 $\boldsymbol{R}_k$ 在计算过程中保持不变，相对 AUKF 算法降低了计算复杂度，提高了收敛速度。另外，AFUKF 相比于传统 UKF 和 AFUKF 更关注现时数据对估计结果的影响，提高了 UKF 稳态条件下的跟踪能力。需要说明的是，DST 工况下，传统 UKF 可以更快的将 SoC 绝对误差收敛至 3%以下，但随着时间推移，陈旧数据对估计结果的影响逐渐显现，导致 UKF 整体估计误差不及 AFUKF。以上结果表明，当存在初始值误差干扰时，本文所提算法具有更好的鲁棒性。

4　结　论

本文以精确估计锂电池 SoC 为目的，针对传统 UKF 算法在稳定状态下跟踪能力不强，导致估计精度下降的问题，提出一种新型带衰减因子的 AFUKF 算法，以提高 UKF 的跟踪能力及估计精度。基于自主实验平台，在不同工况下对所提新型算法的先进性进行了验证，验证结果表明，相比于传统 UKF 算法以及同类型改进的 AUKF 算法，AFUKF 具有更高的精度，且在相同初始 SoC 误差条件下具有更好的鲁棒性。文章研究内容对于保障新能源汽车安全、稳定运行具有重要意义。未来的研究集中在将温度及健康状态考虑进基于 AFUKF 算法的 SoC 估计，以进一步提高本文新型算法的适用性。

参考文献

[1]　张振强，马思乐，姜向远，等. 基于局部模型网络的锂电池 SOC 估计方法[J]. 仪器仪表学报，2023，

44(7): 161-171.
ZHANG ZH Q, MA S Y, JIANG X Y, et al. State of charge estimation of lithium-ion batteries using local model network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 161-171.

[2] MAHESHWARI A, NAGESWARI S. Real-time state of charge estimation for electric vehicle power batteries using optimized filter [J]. Energy, 2022, 254(B): 124328.

[3] 高峰, 贾建芳, 元淑芳, 等. 基于 GRU-UKF 的锂离子电池 SOC 估计方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 160-169.
GAO F, JIA J F, YUAN SH F. et al. Research on SOC estimation method of lithium-ion battery based on GRU-UKF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 160-169.

[4] YU Q Q, HUANG Y K, TANG A H, et al. OCV-SOC-temperature relationship construction and state of charge estimation for a series-parallel lithium-ion battery pack[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24: 6362-6371.

[5] MOHAMMADI F. Lithium-ion battery state-of-charge estimation based on an improved coulomb-counting algorithm and uncertainty evaluation [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 48: 104061.

[6] XIE Y, LI W, HU X S, et al. Coestimation of SOC and three-dimensional SOT for lithium-ion batteries based on Distributed spatial-temporal online correction[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronic, 2023, 70: 5937-5948.

[7] CHEN J X, ZHANG Y, WU J, et al. SOC estimation for lithium-ion battery using the LSTM-RNN with extended input and constrained output [J]. Energy, 2023, 262: 125375.

[8] HE L, WANG Y Y, WEI Y J et al. An adaptive central difference Kalman filter approach for state of charge estimation by fractional order model of lithium-ion battery[J]. Energy, 2022, 244: 122627.

[9] MA W T, GUO P, WANG X F, et al. Robust state of charge estimation for li-ion batteries based on cubature Kalman Filter with generalized maximum correntropy criterion[J]. Energy, 2022, 260: 125083.

[10] LI K Q, ZHOU F, CHEN X, et al. State-of-charge estimation combination algorithm for lithium-ion batteries with Frobenius-norm-based QR decomposition modified adaptive cubature Kalman filter and H-infinity filter based on electro-thermal model [J]. Energy, 2023, 263: 125763.

[11] 张朝龙, 罗来劲, 刘惠汉, 等. 基于增量能量法和 BiGRU-Dropout 的锂电池健康状态估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1):167-176.
ZHANG CH L, LUO L J, LIU H H, et al, State of health estimation of lithium-ion batteries based on incremental energy analysis and BiGRU-Dropout [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 167-176.

[12] GE C A, ZHENG Y P, YU Y. State of charge estimation of lithium-ion battery based on improved forgetting factor recursive least squares-extended Kalman filter joint algorithm [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 55:105474.

[13] DANG L J, HUANG Y L, ZHANG Y G. Multi-kernel correntropy based extended Kalman filtering for state-of-charge estimation [J]. ISA Transactions, 2022, 129: 271-283.

[14] WU C L, HU W B, MENG J H, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on MCC-AEKF in non-Gaussian noise environment[J]. Energy, 2023, 274: 127316.

[15] SHRIVASTAVA P, KOK S T, BIN I M Y I, et al. Combined state of charge and state of energy estimation of lithium-ion battery using dual forgetting factor-based adaptive extended Kalman filter for electric vehicle applications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70: 1200-1215.

[16] HE Z G, LI Y T, SUN Y Y, et al. State-of-charge estimation of lithium ion batteries based on adaptive iterative extended Kalman filter[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 39: 102593.

[17] SHRIVASTAVA P, KOK S T, BIN I M Y I, et al. Combined state of charge and state of energy estimation of lithium-ion battery using dual forgetting factor-based adaptive Extended Kalman Filter for electric vehicle applications [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70: 1200-1215.

[18] 费亚龙, 谢长君, 汤泽波, 等. 基于平方根无迹卡尔曼滤波的锂电池状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(15): 4514-4520,4593.
FEI Y L, XIE CH J, TANG Z B, et al. State-of-charge estimation based on square root unscented Kalman filter algorithm for li-ion batteries [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(15): 4514-4520,4593.

[19] 王萍, 弓清瑞, 程泽, 等. 基于 AUKF 的锂离子电池 SOC 估计方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(7): 1080-1087.
WANG P, GONG Q R, CHENG Z, et al. An AUKF-

based SOC estimation method for lithium-ion battery[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(7): 1080-1087.

[20] CHEN L P, WU X B, LOPES A M, et al. Adaptive state-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on square-root unscented Kalman filter [J]. Energy, 2022, 252: 123972.

[21] CUI X B, XU B W. State of charge estimation of lithium-ion battery using robust kernel fuzzy model and multi-innovation UKF algorithm under noise [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69: 11121-11131.

[22] 田元武, 张诗建, 周博雅, 等. 基于 ARWLS-AEKF 的锂电池 SOC 估计[J]. 电子测量技术, 2022, 45(17): 43-50.
TIAN Y W, ZHANG SH J, ZHOU B Y, et al. Lithium battery SOC estimation based on ARWLS-AEKF joint algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(17): 43-50.

[23] 郭向伟, 邢程, 司阳, 等. RLS 锂电池全工况自适应等效电路模型[J]. 电工技术学报, 2022, 37(16): 4029-4037.
GUO X W, XING CH, SI Y, et al. RLS adaptive equivalent circuit model of lithium battery under full working condition [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(16): 4029-4037.

[24] XIAO R, HU Y, JIA X, et al. A novel estimation of state of charge for the lithium-ion battery in electric vehicle without open circuit voltage experiment [J]. Energy, 2022, 243: 123072.

[25] ZHANG S Z, GUO X, ZHANG X W, et al. An improved adaptive unscented Kalman filtering for state of charge online estimation of lithium-ion battery [J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32: 101980.

[26] 赵月荷, 庞宗强. 基于无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态估计[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(10): 136-141.
ZHAO Y H, PANG Z Q. State of health estimation of power batteries based on unscented Kalman filter [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(10): 136-141.

作者简介

郭向伟(通信作者),2016 年于华南理工大学获得博士学位,现为河南理工大学副教授,主要研究方向为电力电子及其在电池管理系统中的应用。
E-mail: gxw@ hpu. edu. cn

Guo Xiangwei (Corresponding author) received his Ph. D. degree from South China University of Technology in 2016. Now he is an associate professor at Henan Polytechnic University. His main research interests include power electronics and their applications in battery management systems.

李璐颖,2019 年于中原工学院获得学士学位,现为河南理工大学硕士研究生,主要研究方向为车载动力电池的状态估计。
E-mail: l_luying@ 163. com

Li Luying received her B. Sc. degree from Zhongyuan University of Technology in 2019. Now she is a postgraduate at Henan Polytechnic University. Her main research interest includes state estimation of vehicle-mounted power batteries.