

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508502

基于改进无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计方法*

程竹明 常先雷 胡雪峰 赵功臣 王超

(安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243002)

摘要:无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)是锂离子电池荷电状态(state of charge, SOC)估计的常用算法之一。然而在实际应用中,由于受到外界环境温度变化、电池容量退化等不确定性干扰,以及非高斯过程噪声的影响,需要进一步提高算法的性能才能更有效地保证估计精度。基于此,提出一种改进的无迹卡尔曼滤波算法(PO-RUKF)。首先,在 UKF 中引入 H_∞ 滤波提高算法的鲁棒性,用来克服各种干扰带来的不良影响。其次,利用鸚鵡优化算法对 UKF 的过程噪声协方差矩阵进行自适应调整,以解决滤波噪声参数先验确定的问题,从而提高滤波精度。最后,采用马里兰大学的 FUDS 和 HPPC 工况下的两种公开数据集进行了实验验证,结果表明,在不同的温度、电池容量退化状态以及不同的工况下,相比于传统的 UKF 算法以及鲁棒 UKF 算法,改进后的算法具有更高的 SOC 估计精度,平均绝对误差小于 0.50%,均方根误差小于 0.56%,此外还展现出更强的鲁棒性和普适性。证实所提方法可以为锂离子电池 SOC 估计提供更可靠、有效的技术支撑。

关键词:锂离子电池;荷电状态;鸚鵡优化算法;鲁棒无迹卡尔曼滤波算法

中图分类号: TN919.5; TM912

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 470.40

Lithium battery SOC estimation method based on improved unscented Kalman filter

Cheng Zhuming Chang Xianlei Hu Xuefeng Zhao Gongchen Wang Chao

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

Abstract: The unscented Kalman filter (UKF) is a commonly used algorithm for estimating the state of charge (SOC) of lithium-ion batteries. However, in practical applications, due to uncertainties such as external environmental temperature variations, battery capacity degradation, and non-Gaussian process noise, further improvements in algorithm performance are required to ensure more accurate estimation. Thus, an improved unscented Kalman filter algorithm (PO-RUKF) is proposed. Firstly, H_∞ filtering is introduced into the UKF to enhance robustness, mitigating the effects of various disturbances. Secondly, the parrot optimization algorithm is employed to adaptively adjust the process noise covariance matrix of the UKF, addressing the issue of prior determination of filter noise parameters and thereby improving filtering accuracy. Finally, experimental validation is conducted using two publicly available datasets from the university of Maryland under FUDS and HPPC conditions. The results demonstrate that under varying temperatures, battery capacity degradation states, and different operating conditions, the improved algorithm achieves higher SOC estimation accuracy compared to traditional UKF and robust UKF algorithm, with an average absolute error of less than 0.50% and a root mean square error of less than 0.56%. Additionally, the improved algorithm exhibits stronger robustness and universality. It is proved that the proposed method can provide more reliable and effective technical support for SOC estimation of lithium ion batteries.

Keywords: lithium-ion battery; state of charge; parrot optimization algorithm; robust unscented Kalman filter

0 引言

锂离子电池是电动汽车最主要的动力来源。由于无

法直接测量剩余电量,因而通常利用电池的荷电状态(state of charge, SOC)来进行表征。在实际应用中, SOC 估计关系到电池能量管理系统(battery management system, BMS)的高效运行和车辆的可继续行驶里程,因此

对锂电池 SOC 进行稳定、准确的估计非常重要^[1-2]。

对锂离子电池进行 SOC 估计,首先需要构建精确的模型。与电化学模型(electrochemical model, EM)^[3]求解过程涉及复杂的偏微分方程计算相比,等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)^[4-5]具有结构简单、易于集成、计算量小和易于实时计算等优点,广泛应用于状态估计等实际应用中。目前,在基于 ECM 模型的各种动力电池状态估计方法中,以卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)为基础的相关算法,由于计算效率高、实时性强且易于扩展,因此在该领域得到了大量的研究与应用。

传统 KF 算法主要是针对线性系统的,在应用于非线性系统状态估计时精度下降严重,因此需要对其进行改进。常见的改进算法中,扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法^[6-7]虽然能够处理一般非线性系统的状态估计问题,但是面对强非线性系统时易出现滤波发散现象;容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)算法^[8-9]通过一组容积点来逼近非线性系统的状态均值和协方差,具有较高的估计精度和鲁棒性,但计算过程相对复杂,且在计算高维协方差矩阵时会产生比较大的误差。相对而言,无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法通过采样点来计算系统的概率密度分布,无需对非线性函数进行求导,能够更有效地解决非线性系统状态估计的问题^[10-11]。然而,由于环境温度的变化会导致电池的极化反应程度不同,因此 ECM 模型参数会随之发生不同的变化,从而导致模型具有不确定性^[12];此外,UKF 算法的滤波噪声参数通常设置为固定经验值,当面对非高斯白噪声的干扰时,滤波精度将会下降。以上因素使得基于 UKF 算法的 SOC 估计精度在实际应用中不够高。为了解决这些问题,文献[13]采用基于后退水平的自适应滤波器来获得 UKF 算法的时变噪声协方差,但是没有考虑温度变化对估计精度的影响;文献[14]将离线 RC 参数转换为在线模型参数进行温度补偿,以解决温度变化的干扰,并利用协方差匹配机制自适应地估计噪声协方差,但是该机制依靠人为经验来设定滑动窗口大小,如果设置不合理,则估计精度受到很大的影响;文献[15]利用鲸鱼优化算法对噪声协方差矩阵进行更新,但是算法的收敛速度比较慢。可见,如何进一步提高 UKF 算法的性能,从而获得理想的 SOC 估计精度,值得学者们持续开展相关研究。

针对上述问题,本文提出一种用于锂离子电池 SOC 估计的改进 UKF 算法。首先,引入 H_∞ 滤波,用来提高 UKF 算法的鲁棒性,以解决温度变化、容量退化等不确定性干扰而导致 SOC 估计精度下降的问题。其次,利用鸚鵡优化算法(parrot optimizer, PO)^[16-17]对过程噪声协方差矩阵进行自适应的动态优化,解决 UKF 算法中由于滤

波噪声参数依赖于先验确定而影响滤波精度的问题,进一步提高 SOC 估计精度。最后,利用两种不同工况的数据集对本文算法的相关性能进行测试,以验证其有效性和优越性。

1 ECM 构建

ECM 将电池内部的复杂反应过程简化为一个等效电路,使得电池的电压与电流关系更加直观,并且模型中的参数可以通过辨识获得。考虑模型精度与计算复杂度之间的平衡关系,本文选取二阶 RC 模型^[18],其等效电路如图 1 所示。

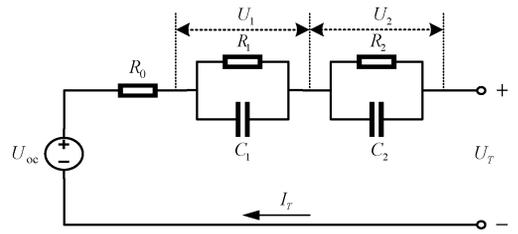


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model

图 1 中, U_{oc} 为电池开路电压; R_1 、 R_2 为欧姆电阻; C_1 、 C_2 表示极化电容; U_1 、 U_2 分别为 C_1 和 C_2 两端的电压; U_T 为不同温度下的电池端电压; I_T 为不同温度下的电池工作电流,定义放电时 I_T 为正。

根据基尔霍夫定律可知,图 1 的等效电路动态方程如式(1)、(2)所示。

$$U_T = U_{oc}(SOC) - R_0 I_T - U_1 - U_2 \quad (1)$$

$$\begin{cases} \frac{dU_1}{dt} = -\frac{1}{R_1 C_1} U_1 + \frac{1}{C_1} I_T \\ \frac{dU_2}{dt} = -\frac{1}{R_2 C_2} U_2 + \frac{1}{C_2} I_T \\ \frac{dSOC}{dt} = -\frac{I_T}{Q_n} \end{cases} \quad (2)$$

式中: Q_n 为电池最大可用容量。

将式(2)进行离散化处理后的状态空间表达式为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, I_{T,k}) = \mathbf{A} \mathbf{x}_k + \mathbf{B} I_{T,k} + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, I_{T,k}) = \mathbf{C} \mathbf{x}_k + \mathbf{D} I_{T,k} + U_{oc}(SOC) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{x}_k 为状态变量; \mathbf{y}_k 为观测变量; $I_{T,k}$ 和 $U_{oc}(SOC)$ 分别为电流测量值和电池开路电压值; $\boldsymbol{\omega}_k$ 和 \mathbf{v}_k 分别为过程和测量高斯白噪声; \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 分别为相对应的协方差矩阵。此外, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{D} 为参数矩阵,表达式分别如下:

$$\mathbf{x}_k = [U_{1,k}, U_{2,k}, SOC_k]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 - \frac{T}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \frac{T}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{T}{C_1} \\ \frac{T}{C_2} \\ -\frac{T}{Q_n} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} -1, -1, \frac{\partial U_{oc}(SOC)}{\partial SOC} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathbf{D} = -\mathbf{R}_0 \quad (8)$$

2 本文算法

2.1 鲁棒无迹卡尔曼滤波(RUKF)算法设计

在实际应用中,环境温度变化会导致 ECM 模型参数发生变化,此外锂离子电池还存在着容量退化与容量恢复效应,这些不确定性干扰对 UKF 算法的估计精度带来很大的影响。由于 H_∞ 滤波可以对最恶劣干扰下的估计误差进行最小化处理,从而提高系统的鲁棒性^[19-20],因此本文首先在 UKF 中引入 H_∞ 滤波,构成 RUKF 算法,用来克服不确定性干扰所产生的影响。

在 H_∞ 滤波算法中,需要最小化的函数为:

$$J = \frac{\sum_{j=0}^k \|y_j - \hat{y}_j\|_{S_j}^2}{\|x_0 - \hat{x}_0\|_{P_0^{-1}}^2 + \sum_{j=0}^k (\|w_j\|_{Q_j^{-1}}^2 + \sum_{j=0}^k \|v_j\|_{R_j^{-1}}^2)} \quad (9)$$

式中: S 、 Q 和 R 为依据实验需求所设定的正定加权矩阵,矩阵 P_0 的大小体现了 x_0 与初始估计值之间的差异程度。

为寻找最优解决方案,通过 H_∞ 滤波器将 J 进行最小化处理,可表达如下:

$$\min_{\hat{x}_k} \max_{w_k, v_k, x_0} J < \gamma_h \quad (10)$$

式中: γ_h 为性能边界,是平衡 H_∞ 滤波器和最小方差估计性能的重要参数。

基于上述分析,RUKF 算法的具体实现过程如下。

1) 对状态向量 \hat{x}_0 和误差协方差 P_0 初始化:

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E[x_0] \\ P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \end{cases} \quad (11)$$

2) 利用对称采样法构造 Sigma 点:

$$\begin{cases} x_k^0 = \hat{x}_k, i = 0 \\ x_k^i = \hat{x}_k + \sqrt{(n + \lambda) P_{k-1}^x} & i = 1, 2, \dots, n \\ x_k^i = \hat{x}_k - \sqrt{(n + \lambda) P_{k-1}^x} & i = n + 1, n + 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (12)$$

式中: \hat{x}_k 为 K 时刻的状态变量估计值; P_{k-1} 为 $K-1$ 时刻的误差协方差矩阵。

3) 计算权重值:

$$\begin{cases} \lambda = \alpha^2(n + K) - n \\ \omega_m^0 = \frac{\lambda}{\lambda + n} \\ \omega_c^0 = \frac{\lambda}{\lambda + n} + 1 - \alpha^2 + \beta \\ \omega_c^i = \omega_m^i = \frac{\lambda}{2(\lambda + n)} \end{cases} \quad (13)$$

式中: ω_m 表示一阶权重值和 ω_c 表示二阶权重值; $\alpha \in [0, 1]$ 为尺度参数; K 为比例因子,是可调节参数,通常设定为 $3 - n$; β 为先验信息,在高斯分布下是 >0 的常数。

4) 根据采样得到的 Sigma 点,预测状态变量和误差协方差矩阵:

$$\begin{cases} x_k^{i-} = A x_{k-1}^i + B I_{T,k-1} \\ \hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i x_k^{i-} \\ P_k^{x-} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [x_k^{i-} - \hat{x}_k^-][x_k^{i-} - \hat{x}_k^-]^T + Q_k \end{cases} \quad (14)$$

5) 计算 K 时刻的观测值:

$$\begin{cases} y_k^{i-} = C x_k^{i-} + D I_{T,k} \\ \hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i y_k^{i-} \end{cases} \quad (15)$$

6) 计算 k 时刻的方差以及协方差矩阵:

$$\begin{cases} P_k^{yy} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [y_k^{i-} - \hat{y}_k^-][y_k^{i-} - \hat{y}_k^-]^T + R_k \\ P_k^{xy} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^i [x_k^{i-} - \hat{x}_k^-][y_k^{i-} - \hat{y}_k^-]^T \end{cases} \quad (16)$$

7) 计算中间变量矩阵 $R_{e,k}$:

$$R_{e,k} = \begin{bmatrix} R_k^x + P_k^{yy} & P_k^{xyT} \\ P_k^{xy} & -\gamma_h^2 I + P_k^{x-} \end{bmatrix} \quad (17)$$

8) 计算卡尔曼增益 K_k :

$$K_k = \frac{P_k^{xy}}{P_k^{yy}} \quad (18)$$

9) 更新状态变量和误差协方差矩阵:

$$\begin{cases} \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(y_k - \hat{y}_k^-) \\ P_k^x = P_k^{x-} - [P_k^{xy} P_k^{x-}] R_{e,k}^{-1} [P_k^{xy} P_k^{x-}]^T \end{cases} \quad (19)$$

将 H_∞ 滤波和 UKF 相结合构成 RUKF 算法, 可以综合两种算法的优点, 有效提高算法的鲁棒性。当面对不确定性干扰时, 能够获得稳定而准确的估计精度。

2.2 PO-RUKF 算法设计

过程噪声协方差 Q 和测量噪声协方差 R 是 RUKF 算法的重要输入参数, 通常设定为高斯白噪声, 其取值直接影响估计精度。其中, 测量噪声可由设备参数直接确定, 而过程噪声在电池运行时具有时变特性。因此, 为了进一步提高 RUKF 算法的估计精度, 本文利用 PO 优化算法对过程噪声协方差矩阵进行自适应调整, 从而构成 PO-RUKF 算法。

1) PO 算法

PO 算法通过模拟鸚鵡群体中的每个个体在每次迭代期间随机表现出的觅食行为、停留行为、沟通行为以及陌生人行行为进行搜索最优解, 算法中每只鸚鵡的位置对应优化问题的一个候选解。

(1) 初始阶段

假设鸚鵡种群数量为 N , 维度为 dim , 最大迭代次数为 Max_{iter} , 则初始阶段中的第 i 个鸚鵡的位置 X_i^0 可表示为:

$$X_i^0 = lb + rand(0,1) \times (ub - lb) \quad (20)$$

式中: $rand(0,1)$ 为 $[0,1]$ 范围内的随机数; lb 为搜索空间下限; ub 为搜索空间上限。

(2) 觅食行为

在觅食行为中, 鸚鵡通过观察周围环境和主人的位置锁定食物的大致位置, 然后飞向各自的位置。位置更新方程如下:

$$X_i^{t+1} = (X_i^t - X_{best}) \times Levy(dim) + rand(0,1) \times \left(1 - \frac{t}{Max_{iter}}\right)^{\frac{2\gamma}{Max_{iter}}} \times X_{mean}^t \quad (21)$$

式中: X_i^t 为当前位置; X_i^{t+1} 表示更新后的位置; $Levy(dim)$ 表示莱维分布; X_{best} 表示当前搜索到的最佳位置; t 为当前迭代次数; X_{mean}^t 表示鸚鵡在当前群内的平均位置。 X_{mean}^t 定义为:

$$X_{mean}^t = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k^t \quad (22)$$

(3) 获取 Levy 分布

$$\left\{ \begin{array}{l} Levy(dim) = \frac{\mu \times \sigma}{|v|^{1/\gamma}} \\ \mu \sim N(0, dim) \\ v \sim N(0, dim) \\ \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\gamma) \times \sin(\frac{\pi\gamma_p}{2})}{\Gamma(\frac{1+\gamma_p}{2}) \times \gamma_p \times 2^{\frac{1+\gamma}{2}}} \right)^{\gamma_p+1} \end{array} \right. \quad (23)$$

(4) 停留行为

当鸚鵡突然飞到主人身体的任何部位时, 就会产生停留行为, 此过程位置更新方程可表示为:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + X_{best} \times Levy(dim) + rand(0,1) \times ones(1, dim) \quad (24)$$

(5) 沟通行为

鸚鵡的沟通行为包括飞向鸟群和不飞向鸟群的沟通。在 PO 算法中, 它们发生的概率相等, 此过程位置更新方程可表示为:

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} 0.2 \times rand(0,1) \times \left(1 - \frac{t}{Max_{iter}}\right) \times (X_i^t - X_{mean}^t), & P \leq 0.5 \\ 0.2 \times rand(0,1) \times \exp\left(-\frac{t}{rand(0,1) \times Max_{iter}}\right), & P > 0.5 \end{cases} \quad (25)$$

式中: $P \leq 0.5$ 时表示鸚鵡个体向群体飞去并进行沟通的过程; $P > 0.5$ 表示鸚鵡个体在沟通之后远离群体的过程。 P 定义为:

$$P = rand(0,1) \quad (26)$$

(6) 害怕陌生人行行为

对于陌生个体, 鸟类天生会产生恐惧心理, 并与陌生群体保持相对安全的距离。此时, 对应的位置更新方程如下:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + rand(0,1) \times \cos(0.5\pi \times \frac{t}{Max_{iter}}) \times (X_{best} - X_i^t) - \cos(rand(0,1) \times \pi) \times \left(\frac{t}{Max_{iter}}\right)^{\frac{2}{Max_{iter}}} \times (X_i^t - X_{best}) \quad (27)$$

其中, 等号右边中的第 1 部分表示鸚鵡重新定位并飞向主人的过程, 第 2 部分表示远离陌生人的过程。

PO 算法的搜索策略利用鸚鵡的一系列行为, 将位置导航在最优解决方案或其附近。在迭代过程中, 每个解都会受到最优解的影响, 从而可以动态地调整其位置。

2) 滤波噪声参数动态优化

运用 PO 算法对 RUKF 中的过程噪声协方差矩阵 Q_k 进行动态优化, 实现噪声参数的自适应调整。由于 Q_k 为对角矩阵, 因此将 PO 算法中的鸚鵡最佳位置赋值给 Q_k , 作为其对角元素, 并通过迭代计算进行优化。具体算法流程如下。

步骤 1) 设置种群数量为 N , 搜索空间上限 ub 和搜索空间下限 lb , 迭代次数为 Max_{iter} 。

步骤 2) 选取滤波新息的实际方差为适应度函数, 如式 (28) 所示, 计算所有随机生成的候选位置 (即搜索代理) X_i^0 的适应度值, 排序适应度并挑选出适应度最大的初始最优位置。

$$G_k = (y_{i+1} - \hat{y}_{i+1})(y_{i+1} - \hat{y}_{i+1})^T \quad (28)$$

式中: G_k 为实际方差; y_{i+1} 和 \hat{y}_{i+1} 为对应时刻的测量值与预测值。

步骤 3) 根据式 (23) 的规则来获取 Levy 分布。

步骤 4) 为每个搜索代理随机选择一个策略 (St), 根据式 (21)、(24)、(25)、(27) 进行 4 种行为的随机更新。

步骤 5) 获取每次迭代中的最优位置 X_i^{t+1} 及适应度值。

步骤 6) 检查是否达到最大迭代次数。若没有达到, 则进行边界 ub 和 lb 控制, 实现位置更新, 并返回步骤 3); 若达到, 则返回最优解 $X_{best} = [q1, q2, q3]$, 最优解中的 3 个元素即为优化后 Q_k 的对角元素, 然后将 Q_k 作为

下一时刻的输入。

利用 PO 对滤波噪声寻优的过程中, 设置合适的适应度函数可以指导鸚鵡的 4 种行为路径。由于滤波新息与过程噪声协方差矩阵 Q_k 关系密切, 因此选取新息的实际方差作为适应度函数。若函数值越小, 则适应度越高, 也就意味着目标跟踪精度越高。

综上, 本文所提出的 PO-RUKF 算法的整体计算流程如图 2 所示。其中, 算法的相关参数设置如下: 控制分布状态的 $\alpha = 0.01$; 融入随机变量的先验信息 $\beta = 2$; 种群大小为 20; 最大迭代次数为 100; Levy 分布中的 γ_p 赋值为 1.5。

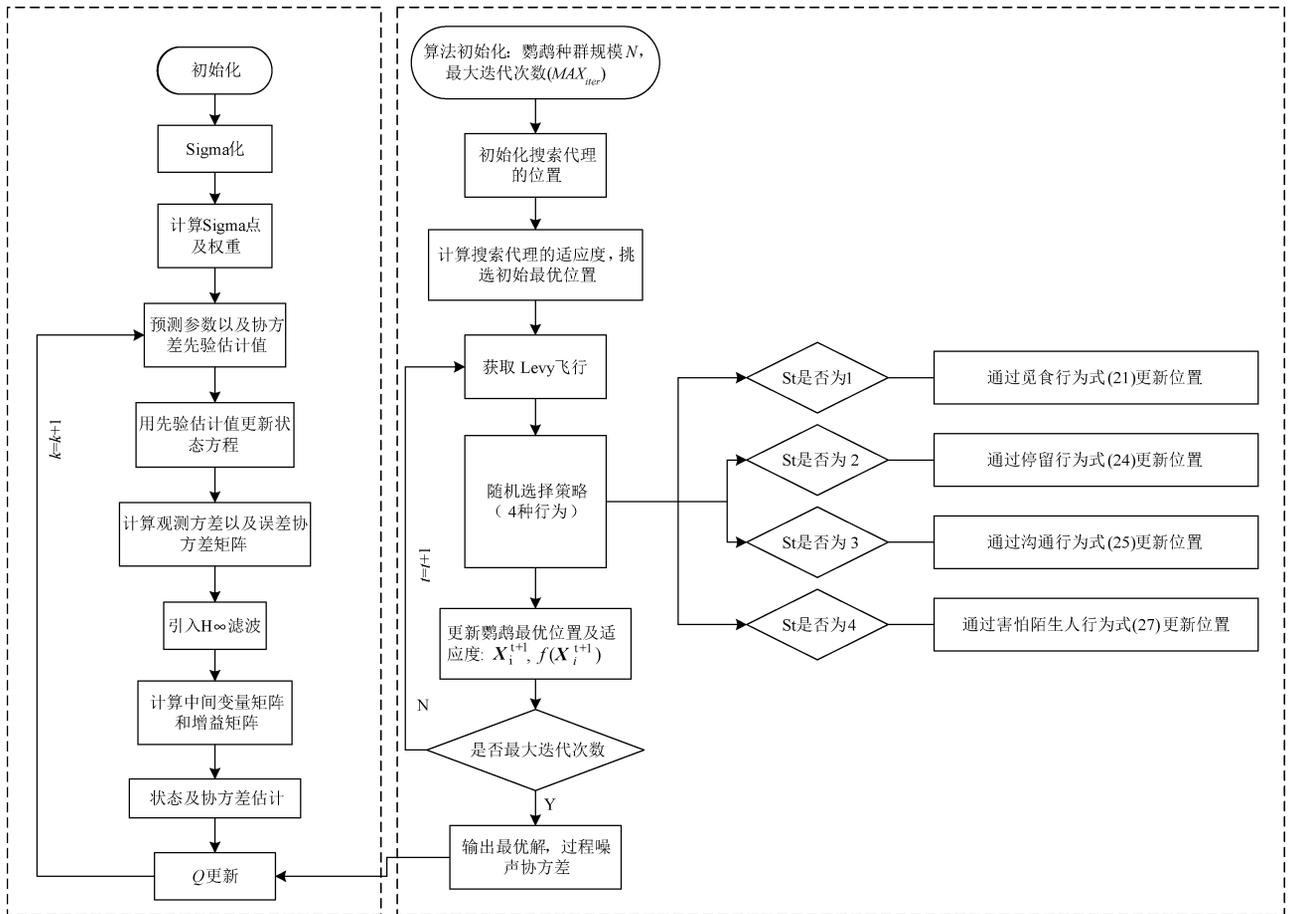


图 2 PO-RUKF 算法流程

Fig. 2 PO-RUKF algorithm flowchart

3 实验与结果分析

3.1 SOC 估计对比实验

利用马里兰大学的联邦城市行车计划 (federal urban driving schedule, FUDS) 数据集进行实验, 由于该数据集模拟了电动车启停、加减速等动态工况, 因此可以有效地

验证本文算法的相关性能及适用性。实验使用的计算机配置为 Intel (R) Core (TM) i5-12400F (2.50 GHz)、16 GB 内存空间, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 4060。实验对象为 SAMSUNG ICR18650-22P 三元锂电池, 额定电压为 3.62 V, 额定容量为 2.2 Ah。在 FUDS 工况下的电压和电流曲线如图 3 所示。

PO-RUKF、RUKF、UKF 3 种算法在环境温度 25 °C

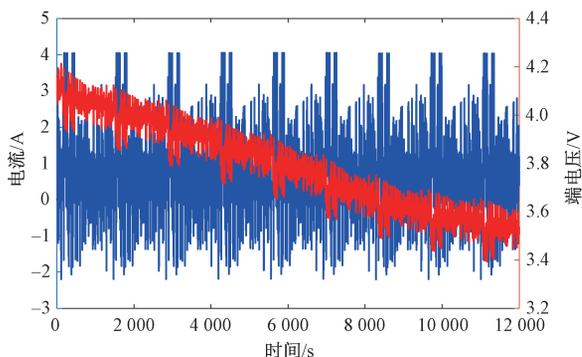
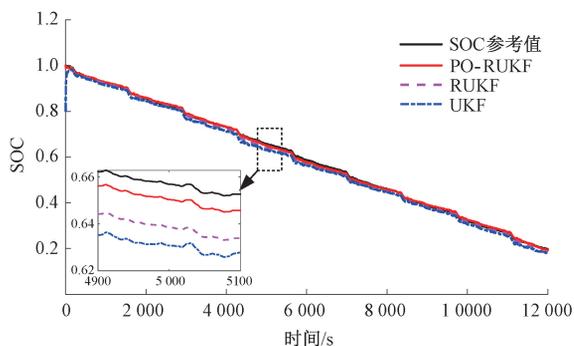


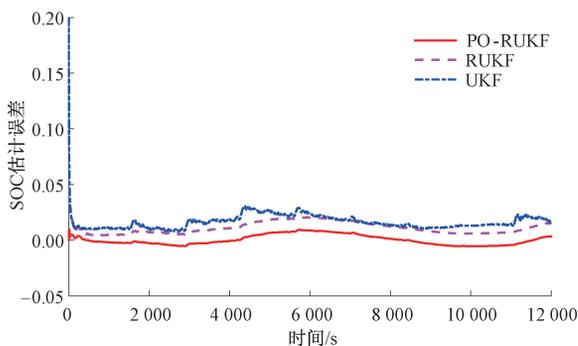
图 3 FUDS 工况电压及电流测试

Fig. 3 FUDS working voltage and current test diagram

时的 SOC 估计结果以及对应的估计误差如图 4 所示。由图 4(a)、(b) 可知,各种算法均能有效地跟踪 SOC 真实值,但是本文算法的估计精度最高。此外,从图 4(b) 可以看出,在放电末期 UKF 和 RUKF 两种算法的 SOC 估计误差均呈现逐步增大的趋势,这是由于其选取了固定的噪声参数,因而对估计精度产生了一定的影响,而本文算法利用 PO 对过程噪声协方差矩阵进行自适应的动态优化,保证了估计精度的稳定性。



(a) 25 °C 下的 SOC 估计结果
(a) SOC estimation results at 25 °C



(b) 25 °C 下的 SOC 估计误差
(b) SOC estimation error at 25 °C

图 4 25 °C 下的 SOC 估计结果及误差

Fig. 4 Estimated results and errors of SOC at 25 °C

了其平均绝对误差 (average absolute error, AAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE), 如表 1 所示。可以看出,同其他两种算法相比,本文算法 SOC 估计的 AAE 和 RMSE 均为最小。其中,与 UKF 算法相比,AAE 与 RMSE 分别降低了 82% 和 78%;与 RUKF 算法相比,AAE 和 RMSE 则分别降低了 76% 和 73%。

表 1 25 °C 不同算法的估计误差

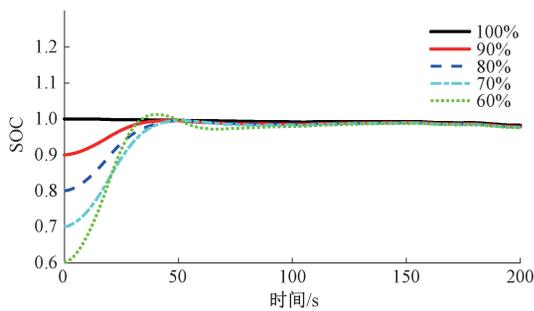
Table 1 Prediction errors of different algorithms at 25 °C (%)

估计算法	AAE	RMSE
UKF	1.68	1.75
RUKF	1.30	1.39
PO-RUKF	0.30	0.37

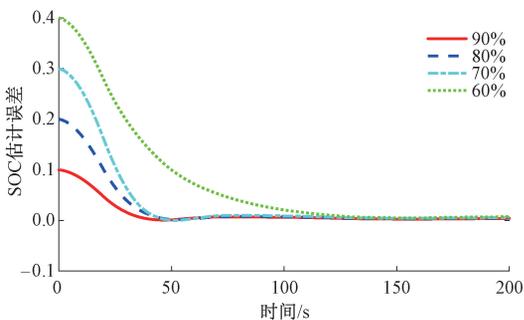
3.2 算法性能测试

1) 鲁棒性测试

在 25 °C 的情况下,设置不同的 SOC 初始值 $SOC = \{1, 0.9, 0.8, 0.7, 0.6\}$, 分别用来表征不同的电池容量退化状态,进行 3 种算法的鲁棒性测试对比,所得到的 SOC 估计结果与对应的估计误差如图 5 所示。



(a) 不同初始值时的 SOC 估计结果
(a) SOC estimation results at different initial values



(b) 不同初始值时的 SOC 估计误差
(b) SOC estimation error at different initial values

图 5 不同初值下的估计结果及误差

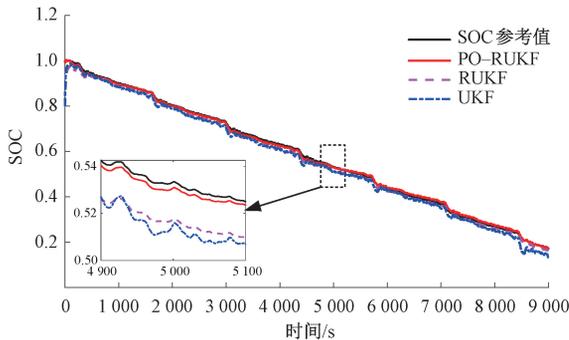
Fig. 5 Estimation results and errors of different initial values

选取 0~200 s 时间范围内的测试结果来分析鲁棒性,从图 5 可知,当初始值越接近于 1 时,系统的收敛速度越快;而当初始值与 1 之间相差较大时 (如 $SOC = 0.6$), 系统也能通过迭代计算迅速达到收敛状态。实验结果表明在引入了 H^∞ 滤波之后,算法的鲁棒性大为

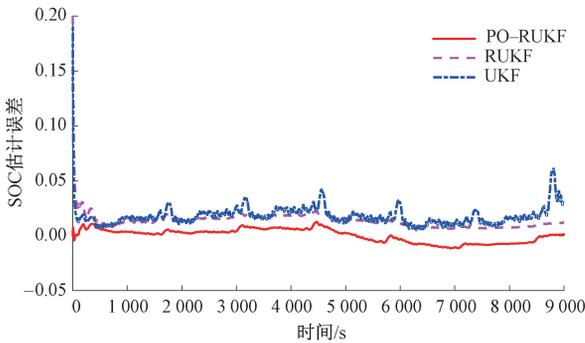
为了客观评估 SOC 估计精度,对比算法性能,计算

提高。

进一步地,在-10 ℃和 40 ℃两种温度下测试算法的鲁棒性和估计精度,SOC 估计值和估计误差分别如图 6 和 7 所示,表 2、3 为对应的 AAE 和 RMSE。由图 6、7 可知,在不同的环境温度下,本文算法仍能实现高精度的 SOC 估计,且鲁棒性强;由表 2 和 3 可知,本文算法的误差均为最小。其中,与 UKF 算法相比,本文算法 SOC 估计值的 AAE 分别降低了 76%和 85%,RMSE 分别降低了 74%和 81%;与 RUKF 算法相比,本文算法 SOC 估计值的 AAE 分别降低了 71%和 78%,RMSE 分别降低了 68%和 73%。



(a) -10 ℃下的SOC估计结果
(a) SOC estimation results at -10 ℃



(b) -10 ℃下的SOC估计误差
(b) SOC estimation error at -10 ℃

图 6 -10 ℃下的 SOC 估计结果及误差

Fig. 6 Estimated results and errors of SOC at -10 ℃

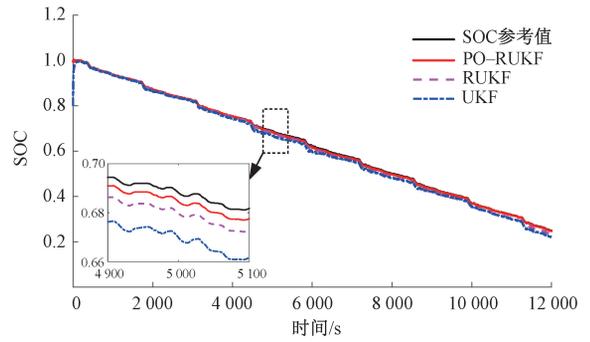
表 2 -10 ℃不同算法的估计误差

Table 2 Prediction errors of different algorithms at -10 ℃

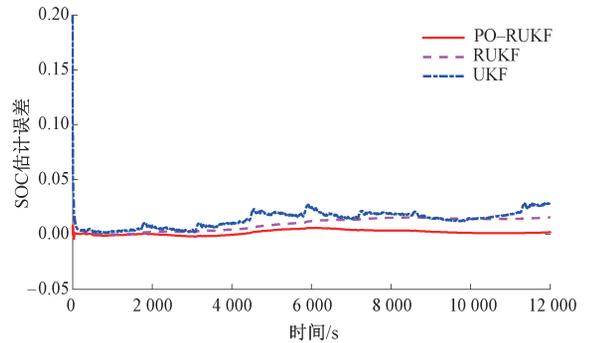
估计算法	AAE	RMSE
UKF	2.12	2.18
RUKF	1.77	1.80
PO-RUKF	0.50	0.56

2) 普适性测试

为了测试本文算法的普适性,改用混合脉冲功率表征(hybrid pulse power characterization, HPPC)工况并在



(a) 40 ℃下的SOC估计结果
(a) SOC estimation results at 40 ℃



(b) 40 ℃下的SOC估计误差
(b) SOC estimation error at 40 ℃

图 7 40 ℃下的 SOC 估计结果及误差

Fig. 7 Estimated results and errors of SOC at 40 ℃

25 ℃下进行实验。其中,电池型号和规格与前面实验相一致,其电压和电流曲线如图 8 所示。

表 3 40 ℃不同算法的估计误差

Table 3 Prediction errors of different algorithms at 40 ℃ (%)

估计算法	AAE	RMSE
UKF	1.47	1.59
RUKF	1.02	1.17
PO-RUKF	0.22	0.31

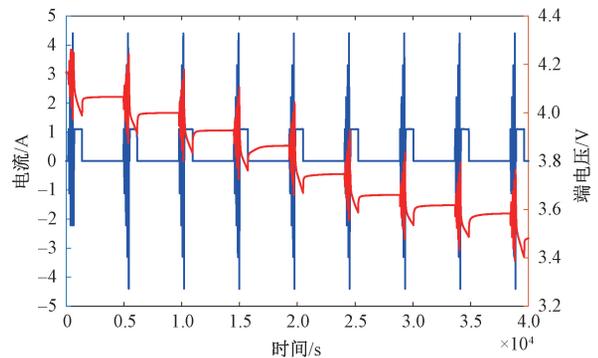
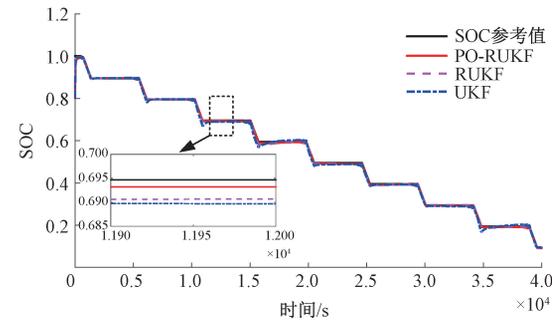


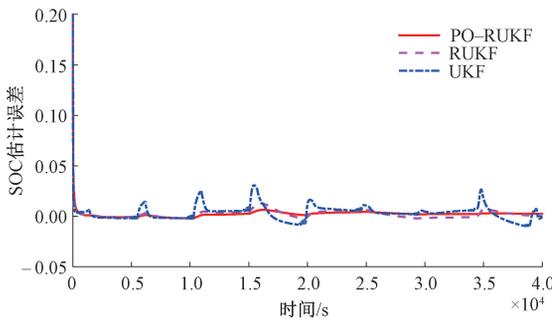
图 8 HPPC 工况电压及电流测试

Fig. 8 HPPC working voltage and current test diagram

利用 3 种算法进行 SOC 估计的实验结果和估计误差如图 9 所示。从图 9 可以看出,本文算法的滤波精度最高, SOC 估计误差也最小,估计误差对比如表 4 所示。从表 4 可知, AAE 和 RMSE 分别为 0.26%、0.44%,均远小于其他两种算法的对应误差值。上述结果说明,相较于 UKF 算法和 RUKF 算法,本文算法在不同的工况环境下 SOC 估计精度仍然保持最高,即具有更优异的普适性。



(a) HPPC 工况下的 SOC 估计结果
(a) SOC estimation results under HPPC condition



(b) HPPC 工况下的 SOC 估计误差
(b) SOC estimation error under HPPC condition

图 9 HPPC 工况下 SOC 估计结果及误差
Fig. 9 Estimated results and errors of SOC under HPPC conditions

表 4 HPPC 工况下 3 种算法的估计误差对比

Table 4 Comparison of estimation errors of three algorithms under HPPC condition (%)

估计算法	AAE	RMSE
UKF	0.57	0.80
RUKF	0.31	0.53
PO-RUKF	0.26	0.44

3) 实时性测试

为了评估本文算法的实时性,随机选取了 FUDS 数据集中 25 °C 环境温度的工况状态,对 3 种算法在 CPU 和 GPU 加速下的运行时间进行了实验对比,结果如表 5 所示,其中运行时间为每种算法各执行 50 次后所得到的平均值。从表 5 可见,本文算法由于在 UKF 中加入了 H_{∞} 滤波与 PO 两种优化算法,运行时间与 UKF 算法相比有一

定程度的增加,但是从绝对数值上看仍然具有很强的实时性,因此不会影响其在电动汽车 BMS 中的应用。

表 5 FUDS 工况下 3 种算法的运行性能分析

Table 5 Performance comparison of three algorithms under FUDS working conditions (次/s)

估计算法	CPU	GPU
UKF	0.156 0	0.039 6
RUKF	0.209 5	0.044 7
PO-RUKF	0.260 7	0.053 2

4 结 论

针对 UKF 算法在锂电池 SOC 估计中所存在的不足,提出了一种融合鲁棒 H_{∞} 滤波与鸚鵡优化算法的改进 UKF 算法。其中, H_{∞} 滤波用来提高算法的鲁棒性,以解决环境温度变化和电池容量退化、容量恢复等不确定性干扰影响 SOC 估计精度的问题;利用 PO 优化算法对 UKF 中的过程噪声协方差进行自适应的调整,从而可以进一步提高 SOC 估计精度。

为了验证本文算法的性能,分别与 UKF 算法、RUKF 算法进行了实验对比。实验结果表明,在 FUDS 工况下,面对 -10 °C、25 °C、40 °C 等 3 种不同的环境温度,以及不同的电池容量退化状态,本文算法均获得了最高的 SOC 估计精度,估计值的 AAE < 0.50%, RMSE < 0.56%;在 25 °C 的 HPPC 工况下,本文算法同样获得了理想的 SOC 估计效果, AAE 和 RMSE 分别为 0.26%、0.44%。

研究结果表明,在 UKF 算法基础上分别引入 H_{∞} 滤波与 PO 算法后,鲁棒性和估计精度均得到了较大的提升,且算法具有更优异的普适性,可以为锂离子电池 SOC 估计提供一种稳定可靠的技术手段。

参考文献

- [1] 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. Study on lithium ion battery SOC estimation method based on GRU-UKF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 160-169.
- [2] ARANDHAKAR S, NAKKA J. State of charge estimation of lithium ion battery for electric vehicle using cutting edge machine learning algorithms: A review[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 103(PA): 114281-114281.
- [3] 咎文达,张睿,丁飞. 锂离子电池电化学模型发展与应用[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(7):

- 2302-2318.
- ZAN W D, ZHANG R, DING F. Development and application of electrochemical models for lithium-ion batteries[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2023, 12(7): 2302-2318.
- [4] 郭向伟, 司阳, 高岩, 等. 动力锂电池最优等效电路模型研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1): 48-55.
- GUO X W, SI Y, GAO Y, et al. Study on the optimal equivalent circuit model of lithium battery[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 48-55.
- [5] 赵可沧, 江境宏, 邓进, 等. 基于遗忘因子递推最小二乘法的锂电池等效电路模型参数辨识方法[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(23): 53-58.
- ZHAO K L, JIANG J H, DENG J, et al. A method for identifying the parameters of the equivalent circuit model of lithium battery based on forgetting factor recursive least squares [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(23): 53-58.
- [6] PAUL T, WANG S L, ZHANG H Y, et al. An optimized long short-term memory-weighted fading extended Kalman filtering model with wide temperature adaptation for the state of charge estimation of lithium-ion batteries[J]. *Applied Energy*, 2022, 326: 120043.
- [7] 郝世宇, 殷会飞, 杨茹, 等. 基于 AEKF 的锂离子动力电池荷电状态估计[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(9): 49-53.
- HAO SH Y, YIN H F, YANG R, et al. State of charge estimation of lithium-ion power batteries based on AEKF[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2021, 40(9): 49-53.
- [8] XING L K, WU X Y, LING L Y, et al. Lithium battery SOC estimation based on multi-innovation unscented and fractional order square root cubature Kalman filter[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(19): 9524-9524.
- [9] SHEN C, WANG C. State-of-charge estimation for supercapacitors based on salp swarm algorithm-optimized high and low degree cubature Kalman filters considering temperature uncertainty[J]. *Electrochimica Acta*, 2024, 485: 144116.
- [10] ZHANG M Y, WANG S L, YANG X, et al. A novel square root adaptive unscented Kalman filter combined with variable forgetting factor recursive least square method for accurate state-of-charge estimation of Lithium-ion batteries[J]. *International Journal of Electrochemical Science*, 2022, 17(9): 220915.
- [11] 郭向伟, 李璐颖, 王晨, 等. 自适应渐消无迹卡尔曼滤波锂电池 SOC 估计[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(3): 167-175.
- GUO X W, LI L Y, WANG CH, et al. Adaptive fading Kalman filter for lithium battery SOC estimation [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(3): 167-175.
- [12] LI L, WANG C Y, YAN S X, et al. A combination state of charge estimation method for ternary polymer lithium battery considering temperature influence[J]. *Journal of Power Sources*, 2021, 484: 229204-.
- [13] WANG L, MA J, ZHAO X, et al. Adaptive robust unscented Kalman filter-based state-of-charge estimation for lithium-ion batteries with multi-parameter updating [J]. *Electrochimica Acta*, 2022, 426: 140760.
- [14] HOSSAIN M, HAQUE M E, ARIF M T. Online model parameter and state of charge estimation of Li-ion battery using unscented Kalman filter considering effects of temperatures and C-rates [J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2022, 37(4): 2498-2511.
- [15] 吴忠强, 王国勇, 谢宗奎, 等. 基于 WOA-UKF 算法的锂电池容量与 SOC 联合估计[J]. *计量学报*, 2022, 43(5): 649-656.
- WU ZH Q, WANG G Y, XIE Z K, et al. Combined estimation of lithium battery capacity and SOC based on WOA-UKF algorithm[J]. *Journal of Metrology*, 2022, 43(5): 649-656.
- [16] HUANG K Z, LI W B, FANG H L, et al. IPORF: A combined improved parrot optimizer algorithm and random forest for fault diagnosis in AUV [J]. *Ocean Engineering*, 2024, 313(P3): 119665-119665.
- [17] LIAN J B, HUI G H, MA L, et al. Parrot optimizer: Algorithm and applications to medical problems [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 172: 108064.
- [18] ZHANG H H, DENG CH, ZONG Y T, et al. Effect of sample interval on the parameter identification results of RC equivalent circuit models of Li-ion battery: An investigation based on HPPC test data [J]. *Batteries*, 2022, 9(1): 1-1.
- [19] LIU, B L, XU J L, XU W, et al. An improved adaptive cubature H-infinity filter for state of charge estimation of lithium-ion battery [J]. *Journal of Power Electronics*,

2021, 21(10): 1-10.

- [20] 钱伟, 王亚丰, 王晨, 等. 基于 BP 神经网络与 H_∞ 滤波的锂电池 SoH-SoC 联合估计研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6): 307-319.

QIAN W, WANG Y F, WANG CH, et al. Research on joint estimation of SoH and SoC of Lithium battery based on BP neural network and H_∞ filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6): 307-319.

作者简介



程竹明, 1998 年于华东冶金学院获得学士学位, 2005 年于安徽工业大学获得硕士学位, 2022 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽工业大学副教授, 主要研究方向为智能监测与控制以及复杂信号分析与处理。

E-mail: czm602@ahut.edu.cn

Cheng Zhuming received his B. Sc. degree from East China Metallurgical Institute in 1998, M. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2005, and Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2022. Now he is an associate professor at Anhui University of Technology. His main research interests include intelligent monitoring and control as well as complex signal analysis and processing.



常先雷, 2023 年于浙江水利水电学院获得学士学位, 现为安徽工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电力电子以及新能源发电与储能技术。

E-mail: xianlei123@ahut.edu.cn

Chang Xianlei received his B. Sc. degree from Zhejiang University of Water Resources and Hydropower in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui University of Technology. His main research interests include power electronics and new energy power generation and energy storage technologies.



胡雪峰 (通信作者), 2001 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2014 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽工业大学教授, 主要研究方向为可再生能源系统、直流-直流和直流-交流电力转换、转换器的建模与控制以及分布式电力系统。

E-mail: hxfeng@ahut.edu.cn

Hu Xuefeng (Corresponding author) received his M. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2001 and Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2014. Now he is a professor at Anhui University of Technology. His main research interests include renewable energy systems, DC-DC and DC-AC power conversion, modeling and control of converters and distributed power systems.