

基于分数阶模型的储能用锂离子电池荷电状态估计*

马 昕¹ 丁兴科¹ 田崇翼¹ 田长彬¹ 孔维政² 冯媛媛^{1,3} 刘 强¹ 闫 安¹

(1. 山东建筑大学 济南 250101; 2. 国网能源研究院有限公司 北京 102209;

3. 国网山东省电力公司东营供电公司 东营 257091)

摘 要: 锂电池荷电状态(state of charge, SOC)的准确估计对于新型储能系统的高效运行至关重要,为提升锂电池 SOC 估计的精度,提出了一种基于分数阶无迹卡尔曼滤波(fractional order unscented Kalman filter, FOUKF)算法和带自适应遗忘因子的递推最小二乘法(recursive least square method with adaptive forgetting factor, AFFRLS)来估计锂电池的 SOC。首先,提出了基于分数阶微积分理论的二阶 RC 模型来对锂电池特性进行建模。然后进行脉冲表征测试,获得电池的端电压,并基于 AFFRLS 的方法完成参数辨识。此外,所提出的基于 FOUKF 的算法应用于电池放电实验中进行 SOC 估计。最后,从最大绝对误差(MAE)、平均绝对误差(AAE)和均方根误差(RMSE)3 项预测指标与对比方法进行比较。实验结果表明,FOUKF 算法对 SOC 的估计 MAE 小于 2%,AAE 以及 RMSE 均小于 0.8%,实验结果表明所提算法具有较高的精度和抗干扰能力。

关键词: 二阶 RC 电路模型;无迹卡尔曼滤波器;锂离子电池;分数阶微积分;SOC 估计

中图分类号: TK02;TN40 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 480.40

State of charge estimation for lithium-ion batteries for energy storage based on the fractional unscented Kalman filter

Ma Xin¹ Ding Xingke¹ Tian Chongyi¹ Tian Changbin¹ Kong Weizheng² Feng Yuanyuan^{1,3}

Liu Qiang¹ Yan An¹

(1. Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China; 2. State Grid Energy Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China; 3. State Grid Dongying Power Supply Company, Dongying 257091, China)

Abstract: Efficient operation of new energy storage systems relies heavily on accurately estimating the state of charge (SOC) of lithiumion batteries. In order to improve the accuracy of estimating SOC of lithium batteries, a method based on fractional order unscented Kalman filter (FOUKF) algorithm and recursive least square method with adaptive forgetting factor (AFFRLS) is proposed to estimate SOC of lithium battery. Firstly, a second-order RC model based on fractional-order calculus theory was developed to model the lithium battery characteristics. Then perform a pulse characterization test to obtain the battery terminal voltage, and complete parameter identification based on AFFRLS. In addition, the proposed algorithm based on FOUKF is applied to estimate SOC in battery discharge experiments. Finally, compared the three prediction indicators of maximum absolute error (MAE), average absolute error (AAE) and root mean square error (RMSE) with the comparison method. The experimental results show that the estimated MAE of SOC by FOUKF algorithm is less than 2%, and the AAE and RMSE are both less than 0.8%. The experimental results show that the proposed algorithm has high accuracy and anti-interference ability.

Keywords: second-order RC model; UKF; lithium battery; fractional calculus; SOC estimation

0 引 言

随着中国“碳达峰”和“碳中和”政策的不断推进,新

能源储能领域已成为新的经济增长点^[1-3]。新型储能电站主要由蓄电池系统、功率变换系统、蓄电池管理系统(battery management system, BMS)和监控系统组成^[4]。

收稿日期:2024-05-06

* 基金项目:国家自然科学基金(62203277)、山东省自然科学基金(ZR2021QD066)项目资助

其中, BMS 负责对此类站的锂电池进行测量和控制。它不仅可以采集锂电池组的电压、电流、温度等物理参数, 还可以分析锂电池的电化学阻抗特性。通过这种方式, BMS 可以完成锂电池的 SOC 估计, 电池组的放电和充电控制以及安全预警。SOC 是电池管理系统中的重要指标^[5]。高精度 SOC 对于提高电池系统的可用容量、使用寿命和安全性具有重要意义^[6]。

目前, 主要有 4 种方法可用于锂电池的 SOC 估计, 即开路电压法、库仑计数法、数据驱动法和基于模型的方法^[7-8]。开路电压法是通过测量锂电池开路电压与已知的开路电压-荷电状态关系曲线, 从而估计电池的 SOC^[9]。但是开路电压法需要电池在静置状态下才能准确测量开路电压, 这可能会增加测试时间和成本^[10]。此外, 开路电压法只能估算 SOC 大致范围, 无法得到精确值。库仑计数法是一种广泛使用的方法, 它对电池电流应用积分, 但它在很大程度上取决于电流测量的精度和 SOC 的初始值^[11]。在实际运用中, 由于电流值的测量和 SOC 初始值的误差会导致该方法对 SOC 估计误差累积, 并且这些误差通常无法通过传统方法进行校正。数据驱动法通常利用机器学习算法, 通过训练数据集来建立模型, 然后利用该模型对采取的数据进行处理和分类^[12]。常见的机器学习方法包括线性回归、支持向量机、逻辑回归、朴素贝叶斯和神经网络等^[13]。李晨延等^[14]提出应用主成分分析 (principal component analysis, PCA) 选取影响因素和秃鹰算法 (bald eagle search, BES) 优化最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 的 SOC 预测模型来对 SOC 进行估计。孔令昊等^[15]通过使用无噪声数据训练神经网络, 并在注入不同噪声的测试集上进行验证, 发现传感器噪声显著影响反向传播神经网络在车载锂电池荷电状态估计中的效果, 扩展训练集能够降低误差。但是数据驱动法模型建立困难, 需要大量数据和复杂处理, 且泛化能力有限。与上述方法相比, 基于模型的方法由于其精度高、闭环性和适应性强等优点, 引起了学术界和工业界的广泛关注。无迹卡尔曼 (unscented Kalman filter, UKF) 算法是一种常见的基于模型的非线性系统 SOC 估计方法。UKF 是通过将系统模型和历史数据融合在一起, 然后利用无迹变换进行状态估计, 从而实现状态 SOC 的精准估计。为解决 UKF 算法中协方差矩阵不正定性的问题, Zhang 等^[16]利用奇异值分解算法来改进 UKF 算法的稳定性。Zhang 等^[17]对比了各种自适应噪声在 (extended Kalman filter, EKF) 和 UKF 算法中的电池 SOC 估计性能, 并提出一种层次分析过程和熵权融合的决策方法来确定最优的算法。高峰等^[18]提出了一种结合门控循环单元神经网络和无迹卡尔曼滤波的组合算法, 用于精确估计锂离子电池的 SOC, 提高了对锂电池的 SOC 估计精度。文献^[19]提出一种 UKF 算法与高斯回归算法相结合的方法来估计 SOC, 并与 EKF 算法对比, SOC 估计精度得到了明显提升。然而 UKF 算法在处理非线性系统时可能会因为模型误差或噪

声干扰而产生较大的估计误差。

分数阶微积分描述了非整数阶的积分和导数, 并且能够更好地描述系统的记忆性和遗传性。此外, 分数阶模型能够更准确地描述系统的动态特性和非线性特征, 并具有更好地拟合实验数据的能力。因此, 分数阶微积分广泛应用于非线性系统, 包括信号处理和 SOC 估计等领域^[20]。余鹏等^[21]提出一种时变等效电路模型及改进分数阶扩展卡尔曼算法同时加入自适应噪声因子提高了荷电状态估计的准确性。段双明等^[22]提出一种由分数阶无迹卡尔曼滤波算法和带可变遗忘因子最小二乘法组成的算法, 该方法实现了电池状态和参数的实时更新同时提高了 SOC 的估计精度。孙鑫等^[23]提出一种分阶段自适应锂离子电池荷电状态估计方法, 提出的方法能准确且可靠地对 SOC 进行估计, 实现了离线参数辨识和在线 SOC 估计的结合。高峰等^[24]引入分数阶等效电路模型和遗传算法参数辨识, 结合分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法, 实现了对锂电池荷电状态的精准实时估计, 提高了估计准确度并验证了其可靠性。Solomon 等^[25]利用量子粒子群优化算法离线辨识电池分数阶模型 (fractional-order model, FOM) 的参数, 引入改进分数阶 EKF 算法对电池 SOC 估计。Wang 等^[26]提出了天牛须搜索算法和递归最小二乘法 (recursive least squares, RLS) 的协同作用来辨识锂离子电池的分数阶模型参数, 并对 8 种分数阶滤波算法的电池 SOC 估计精度进行了详细的对比和分析。Liu 等^[27]根据 AFFRLS 辨识的 FOM 模型参数, 利用自适应分数阶 EKF 算法来估计电池 SOC, 并利用自适应分数阶 UKF 算法来更新 FOM 的阶数。He 等^[28]利用自适应遗传算法对电池分数阶模型进行参数辨识, 并在简化中心差分算法的基础上, 设计了一种分数阶自适应中心差分卡尔曼滤波 (adaptive central difference Kalman filter, ACDKF) 算法来估计荷电状态。Chen 等^[29]引入分数二阶 RC 电路模型和粒子群优化参数辨识, 结合 AFSR-UKF 算法, 实现了对 SOC 的精准估计, 验证了其准确性和鲁棒性。这些学者已经证明分数阶微积分能够准确地刻画实际系统中的系统性能。

因此, 考虑到上述整数系统中 UKF 的优势, 本文将 UKF 和分数阶微积分联系在一起。首先, 基于分数阶微积分理论的二阶 RC 模型来对锂电池特性进行建模。然后进行脉冲表征测试, 获得电池端电压, 并基于 AFFRLS 完成参数辨识。此外, 所提出的 FOUKF 算法应用于电池放电实验中估计 SOC。最后, 从最大绝对误差 (MAE)、平均绝对误差 (AAE) 和均方根误差 (RMSE) 3 项预测指标与对比方法进行比较。

1 电池模型和参数辨识

1.1 整数阶模型

等效电路模型可以将电池的电压与 SOC 相关联。在实际应用中, 通过测量电池的相关参数, 然后利用等效电路模型对这些参数进行处理以估计电池的 SOC。同时, 等

等效电路法是一种简单而有效的电池 SOC 估计建模方法,它结合了对电池物理特性的理解和电路建模的技术手段,可以在很大程度上提高电池 SOC 估计的准确性,因此在实际运用中,等效电路模型的应用比较广泛^[30]。整数阶的二阶 RC 模型结构如图 1 所示。其中, E 代表理想电池的开路电压; 电池内阻 R_0 代表电池极板、电解液和电极之间的电阻,即欧姆内阻; R_1 表示锂电池电化学极化效应的电阻; R_2 分别表示电池浓差极化效应的电阻; C_1 表示锂电池电化学极化效应的电容; C_2 表示电池浓差极化效应的电容^[31-32]。由于整数阶模型包含两个电容器,所以同样也适合分数阶微积分的应用。

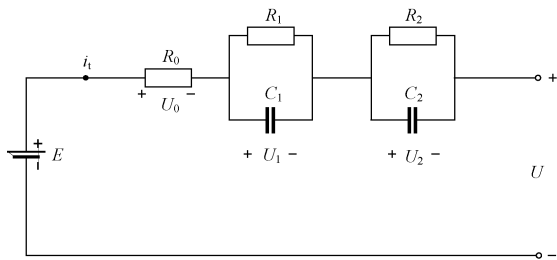


图 1 二阶 RC 电路模型

Fig. 1 Second order RC circuit model

二阶 RC 模型的状态空间方程为:

$$\begin{bmatrix} \dot{U}_1 \\ \dot{U}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix} I(t) \quad (1)$$

$$U = [-1 \quad -1] \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} - I(t)R_0 + E$$

式中: U_0 是 R_0 的电压; U_1 和 U_2 是 RC 环路的电压。

1.2 分数电容的定义

分数电容的行为可以由分数阶导数和积分来描述,是一种更广义的电容模型,用于描述具有非整数阶微分特性的电容器。因此,在实际动态条件下可能更准确地描述实际系统的行为^[33]。分数电容的定义式如下:

$$Z(j\omega) = \frac{1}{C_f(j\omega)^n}, \quad 0 < n < 1 \quad (2)$$

式中: C_f 表示电容器的电容; n 是分数电容器的分数阶。

1.3 分数阶微积分的定义和性质

目前,分数阶微分主要有 Caputo 定义、RL(Riemann-Liouville)定义和 GL(Grünwald-Letnikov)定义^[34]。本文主要是利用 GL 定义建立分数阶电池模型和利用 FOUKF 算法来对电池 SOC 进行估计。分数阶 GL 微积分公式为:

$$D_t^\alpha f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} h^{-\alpha} \sum_{j=0}^L (-1)^j \binom{\alpha}{j} f(t-jh) \quad (3)$$

式中: D_t^α 表示关于变量 t 的分数阶微积分算子; α 是系统的阶数; h 为采样周期; L 为记忆长度。

1.4 分数阶模型

将图 1 中的整数阶电容替换为分数阶电容,从而建立分数二阶 RC 模型。然后导出状态空间方程如下:

$$\begin{bmatrix} \frac{d^\alpha}{dt^\alpha} U_1 \\ \frac{d^\beta}{dt^\beta} U_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix} I(t)$$

$$u = [-1 \quad -1] \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \end{bmatrix} - I(t)R_0 + E \quad (4)$$

目前广泛使用的 SOC 估计方法是库仑计数法,表达式如下所示:

$$SOC(t) = SOC_0 + \frac{\int_0^t \eta I(t) dt}{Q_N} \quad (5)$$

式中: SOC_0 为电池估计的初始值; $SOC(t)$ 为电池估计在 t 时刻的估计值; η 为充放电效率; Q_N 为电池的额定容量。

将式(4)与(5)结合起来,得到离散分数二阶 RC 模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{I}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} - \sum_{j=1}^k \mathbf{K}_j \mathbf{x}_{k-j} \\ \mathbf{U}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k - \mathbf{I}_k \mathbf{R}_0 + \mathbf{E} + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (6)$$

式中: 状态向量 $\mathbf{x}_k = [U_1(k), U_2(k), SOC(k)]^T$; 分数阶因子 $\mathbf{K}_j = \text{diag}\{\omega_j^\alpha, \omega_j^\beta, 0\}$; E 是电池的电动势; \mathbf{w}_k 是系统噪声; \mathbf{v}_k 是测量噪声。对式(6)简化,令:

$$\begin{cases} \mathbf{A}_{k-1} = \text{diag}\left\{-\frac{h^\alpha}{R_1 C_1}, -\frac{h^\beta}{R_2 C_2}, 1\right\} \\ \mathbf{B}_{k-1} = \left[\frac{h^\alpha}{C_1}, \frac{h^\beta}{C_2}, -\frac{\eta_{k-1} h}{Q_N}\right]^T \\ \mathbf{C}_k = [-1, -1, 0] \end{cases} \quad (7)$$

1.5 参数辨识

在完成分数阶二阶 RC 等效电路模型的构建后,需要对等效电路中的参数进行参数辨识,从而可以更准确地描述电池的动态响应,进而提高 SOC 估计的精度和可靠性。但是由于传统的最小二乘法通常用于离线参数识别,无法实时在线识别模型参数。并且为了提高对锂电池充放电过程中内部复杂化学反应的建模精度和适应电池系统的变化和非线性特性,本文选择了一种带有自适应遗忘因子的递推最小二乘法。此外,历史数据通常会对模型参数造成影响故引入遗忘因子来降低其影响,以便更好地适应系统动态变化。自适应遗忘因子可以根据当前数据的性质和模型的性能动态调整,从而实现模型参数的适应性更新,从而避免数据过度影响模型,提高模型对动态变化的适应能力,并实现了参数的在线辨识。

将电压差 $E(s) - U(s)$ 作为输入, $I(s)$ 作为输出,再进行双线性变换 $s = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}$ 后,将其转变为离散传递函数为:

$$G(z^{-1}) = \frac{a_3 + a_4 z^{-1} + a_5 z^{-2}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}} \quad (8)$$

其中, $a_i (i=1, 2, 3, 4, 5)$ 表示对应的待定系数。将式(8)转化后得到差分方程为:

$$\mathbf{y}(k) = a_1 \mathbf{y}(k-1) + a_2 \mathbf{y}(k-2) + a_3 \mathbf{I}(k) + a_4 \mathbf{I}(k-1) + a_5 \mathbf{I}(k-2) \quad (9)$$

分别令:

$$\boldsymbol{\varphi}(k) = [\mathbf{y}(k-1), \mathbf{y}(k-2), \mathbf{I}(k), \mathbf{I}(k-1), \mathbf{I}(k-2)]$$

$$\boldsymbol{\theta} = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5)^T$$

引入 $e(k)$, 得到递推公式如下:

$$\lambda(k) = 1 - \frac{1}{1 + \boldsymbol{\varphi}(k-1-l)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k-1-l)} \quad (10)$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{y}(k) - \boldsymbol{\varphi}(k-1)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)] \quad (11)$$

$$\mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k-1)}{\lambda(k) + \boldsymbol{\varphi}(k-1)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}^T(k-1)} \quad (12)$$

$$\mathbf{P}(k) = \frac{1}{\lambda(k)}[\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\boldsymbol{\varphi}(k-1)]\mathbf{P}(k-1) \quad (13)$$

式中: $e(k)$ 为噪声误差; $\lambda(k)$ 表示可变遗忘因子。

最后确定 a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 和最优 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, 即可得到模型参数:

$$\begin{cases} \tau_1 + \tau_2 = \frac{1 + a_2}{1 - a_1 - a_2} T \\ \tau_1 \tau_2 = \frac{1 + a_1 - a_2}{1 - a_1 - a_2} \frac{T^2}{4} \\ R_1 + R_2 + R_3 = \frac{a_3 + a_4 + a_5}{1 - a_1 - a_2} \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 = \frac{a_3 - a_5}{1 - a_1 - a_2} T \\ R_0 \tau_1 \tau_2 = \frac{a_3 - a_4 + a_5}{1 - a_1 - a_2} \frac{T^2}{4} \end{cases} \quad (14)$$

2 基于分数阶 UKF 算法的 SOC 估计

2.1 UKF 算法

UKF 算法是一种基于概率分布的状态估计算法, 用于非线性系统中的状态估计。与传统的扩展卡尔曼滤波算法相比, UKF 通过使用一组 sigma 采样点来处理系统中均值和协方差的非线性传递问题, 并通过这些采样点来进行状态估计, 而不是对非线性函数进行线性化处理。这使得 UKF 在处理高度非线性系统时比 EKF 更准确, 并且不需要对非线性函数进行泰勒级数展开。

对于一个离散的非线性系统, 建立状态空间方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{D}\mathbf{u}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (15)$$

式中: \mathbf{x}_k 表示状态变量; \mathbf{u}_k 表示输入变量; $\boldsymbol{\omega}_k$ 表示过程噪

声; \mathbf{y}_k 表示系统的测量变量; \mathbf{v}_k 表示测量噪声。

UKF 算法过程如下:

- 1) 确定状态值初始值 \mathbf{x}_0 和后验状态误差协方差初始值 \mathbf{P}_0 。
- 2) 计算采样点。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k^0 = \hat{\mathbf{x}}_k \\ \mathbf{x}_k^i = \mathbf{x}_k + \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}, i = 1, 2, \dots, n \\ \mathbf{x}_k^i = \mathbf{x}_k - \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}, i = n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (16)$$

式中: n 表示状态向量的长度, 令状态向量长度等于 3。权重值的公式如下所示:

$$\begin{cases} \lambda = \alpha^2(n+k) - n \\ \omega_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ \omega_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 - \beta + \beta \\ \omega_i^m = \omega_i^c = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (17)$$

式中: α 为 sigma 采样点 $\hat{\mathbf{x}}$ 的分散分布程度因子, 用来确定 sigma 采样点的分布情况, 其范围在 $0 \sim 1$; 取 $k=0$; ω^m, ω^c 为权重因子; β 为抑制由高阶项引起的误差的参数, 令 $\beta=2$ 。

- 3) 更新先验状态估计值 $\bar{\mathbf{x}}_{k+1}$ 和系统方差预测值 \mathbf{P}_{xx} 。

$$\bar{\mathbf{x}}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_m^i \mathbf{x}_k^i \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{xx} = \sum_{i=0}^{2L} (\mathbf{W}_c^i (\mathbf{x}_k^i - \bar{\mathbf{x}}_{k+1})(\mathbf{x}_k^i - \bar{\mathbf{x}}_{k+1})^T) + \mathbf{Q}_k \quad (19)$$

式中: \mathbf{Q}_k 为锂离子电池系统的过程噪声协方差。

- 4) 更新观测向量 $\hat{\mathbf{y}}_{k+1}$ 和观测方差矩阵 \mathbf{P}_{yy} 。

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1} = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_m^i \mathbf{y}_k^i \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{yy} = \sum_{i=0}^{2L} (\mathbf{W}_c^i (\mathbf{y}_k^i - \hat{\mathbf{y}}_{k+1})(\mathbf{y}_k^i - \hat{\mathbf{y}}_{k+1})^T) + \mathbf{R}_k \quad (21)$$

- 5) 计算卡尔曼增益 \mathbf{K}_k , 更新协方差矩阵 \mathbf{P}_{xy} , 后验状态向量 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}$ 和后验状态协方差矩阵 \mathbf{P}_k 。

$$\mathbf{P}_{xy} = \sum_{i=0}^{2L} \mathbf{W}_c^i (\mathbf{x}_k^i - \bar{\mathbf{x}}_{k+1})(\mathbf{y}_k^i - \hat{\mathbf{y}}_{k+1})^T \quad (22)$$

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{P}_{xy}}{\mathbf{P}_{yy}} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \bar{\mathbf{x}}_{k+1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_{k+1} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1}) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{xx} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{xy}^T \quad (25)$$

2.2 分数阶无迹卡尔曼滤波算法 (FOUKF)

FOUKF 算法相较于传统的 UKF 算法估计流程上本质是相同的, 区别在于 FOUKF 算法是应用在分数阶锂电池等效电路模型上。FOUKF 算法估计过程如下。

首先引入非线性状态方程和测量方程:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_{k+1}) + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{G}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (26)$$

1)初始化。将系统变量初始化,设置为 x_0 ,并将锂离子电池系统的过程噪声协方差 Q 、测量噪声协方差 R 和噪声协方差矩阵 P 初始化。

2)创建 $2n+1$ 个 sigma 采样点。

$$X_i = \begin{cases} \hat{x}, & i=0 \\ \hat{x} + (\sqrt{(n+\lambda)P})_i, & i=1, \dots, n \\ \hat{x} - (\sqrt{(n+\lambda)P})_i, & i=n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (27)$$

式中: n 为系统状态变量的维数; λ 为尺度参数。

$$\lambda = \partial^2(n+k) - n \quad (28)$$

式中: ∂ 为 sigma 采样点集的发散分布程度因子,用来确定 sigma 采样点的分布情况。

3)将 sigma 采样点应用到系统的等效电路模型中,将 $2n+1$ 个 sigma 采样点通过式(25)进行非线性传递可得:

$$\begin{cases} D^n \hat{x}_k \approx \sum_{i=0}^m W_i f(x_{k-1}, u_{k-1}) \\ \hat{x}_k = D^n \hat{x}_k - \sum_{j=1}^k (-1)^j n \hat{x}_k, k \geq 1 \end{cases} \quad (29)$$

$$P_k = \sum W_i (x_k - \hat{x}_k) (y_k - \hat{y}_k)^T \quad (30)$$

4)计算采样点的均值与协方差权重。

$$\begin{cases} w_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ w_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + 1 - \partial^2 + \beta \\ w_i^m = w_i^c = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, i=1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (31)$$

式中: w_i^m 为均值权重; w_i^c 为协方差权重; β 为权重系数。由该权重值可得输出协方差为:

$$\begin{cases} \hat{y}_k = \sum_{i=0}^m \omega_i y_i \\ P_{yy} = \sum_{i=0}^m \omega_i (y_i - \hat{y}_k) \\ P_{xy} = \sum \omega_i (x_i - \hat{x}_k) (y_i - \hat{y}_k) \end{cases} \quad (32)$$

式中: P_{yy} 与 P_{xy} 分别为输出协方差矩阵与输入-输出交叉协方差矩阵。

5)校正更新,计算卡尔曼增益 K 并更新状态估计值 \hat{x}_k 与协方差矩阵 P_k , 计算式为:

$$\begin{cases} K_k = P_{k-1} P_{k-1}^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_{k-1}) \\ P_k = P_{k-1} - K_k P_{k-1} K_k^T \end{cases} \quad (33)$$

3 实验分析与验证

3.1 电池测试平台

电池测试平台由待测电池、电池检测设备、恒温箱和计算机等组成。将电池放入恒温箱中,温度维持在 $25^\circ\text{C} \pm 2^\circ\text{C}$,然后连接到电池检测设备,并在计算机中设

置电池测试系统运行工况,实时记录锂离子电池充放电过程中的电压、电流、温度等数据。实验所使用的电池检测设备为新威 CE-6004n-100V100A-H,每机柜通道数为4,每条通道充放电电压测量范围分别为 $0 \sim 100\text{V}$ 和 $3 \sim 100\text{V}$,每条通道电流测量范围为 $0.5 \sim 100\text{A}$ 。恒温箱为新威 MGDW-1000-40BC,温度测试范围为 $-40^\circ\text{C} \sim 150^\circ\text{C}$,温度偏差为 $\pm 2^\circ\text{C}$ 。

3.2 实验数据

实验数据集采用了3个并联的锂离子电池进行测试,额定电压为 3.6V ,额定容量为 2.5Ah ,电池参数如表1所示。

表1 测试电池参数

Table 1 Test battery parameters

项目	规格
额定容量/Ah	2.5
额定电压/V	3.6
健康寿命/%	100
充/放电截止电压/V	4.2/3
充放电峰值功率(手册)/W	38/57
最大充/放电电流/A	10/15
温度范围/ $^\circ\text{C}$	$0 \sim 50$

3.3 实验分析

为验证本文所提出的基于 FOUKF 的荷电状态估计方法的有效性,在完成了分数阶等效电路模型的建立及基于 AFFRLS 参数辨识后,通过 MATLAB 进行仿真实验。并将由 AFFRLS 分数阶等效电路模型输出的端电压估计值与真实值进行对比,结果如图2所示,可以看出端电压估计结果能很好地跟随真实值;其端电压误差如图3所示,可以看出,端电压误差小于 0.05V 。

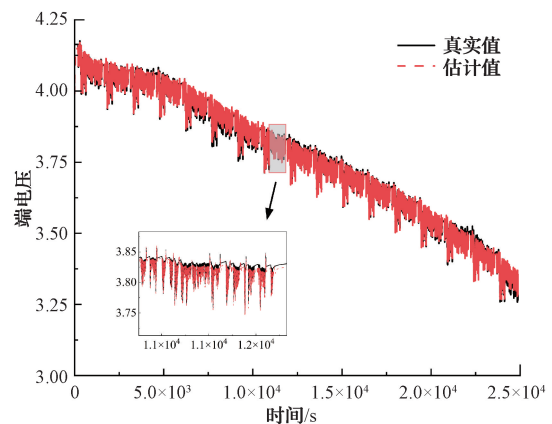


图2 基于 AFFRLS 模型的端电压估计结果

Fig. 2 Results of terminal voltage estimation based on AFFRLS model

在实际的工作环境中,锂离子电池的 SOC 初始值可能与真实值存在偏差,这主要是由检测设备和外部环境的

多种因素造成的。为了验证 FOUKF 算法的收敛性,本文将电池的初始 SOC 设定为 0.8,而实际上电池的初始 SOC 为 1.0。通过这种设置,可以评价本文所提出的 FOUKF 算法在不同 SOC 初始值下的表现,并且符合实际的工作环境对锂离子电池初始值带来的影响,进一步验证了本文所提出方法的准确性。

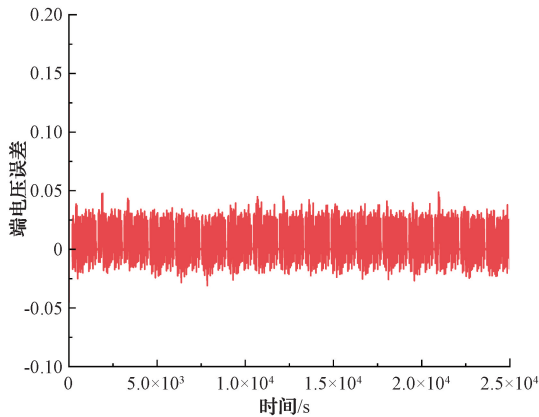


图3 基于 AFFRLS 模型的端电压误差估计结果
Fig.3 Results of terminal voltage error estimation based on AFFRLS model

通过仿真实验得到基于 FOUKF 与对比算法的 SOC 估计结果,对比结果如图 4 所示。SOC 估计误差的对比结果如图 5 所示。不难发现,FOUKF 和对比算法都能够快速地达到收敛状态,而从 SOC 估计误差来看,本文提出的基于分数阶无迹卡尔曼滤波的方法显示出了相对较小的误差。为了全面而定量地比较这两种估计方法的性能,本文采用了 3 个预测评估指标,包括 MAE、AAE 以及 RMSE,来衡量电池 SOC 预测值与真实值之间的误差程度,其计算过程如下:

$$MAE = \text{MAX}(|SOC_{ref,k} - SOC_{e,k}|) \quad (34)$$

$$AAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |SOC_{ref,k} - SOC_{e,k}| \quad (35)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (SOC_{ref,k} - SOC_{e,k})^2} \quad (36)$$

式中: N 表示测试集数据的样本数量; $SOC_{ref,k}$ 表示锂离子电池 SOC 估计的真实值; $SOC_{e,k}$ 表示锂离子电池 SOC 估计的预测值。误差的统计指标如表 2 所示。

表 2 FOUKF 和对比方法的估计误差

Table 2 Estimation errors of FOUKF and comparison methods (%)

方法	MAE	AAE	RMSE
FOUKF	0.72	0.27	0.33
UKF	2.25	0.81	0.96
EKF	2.19	1.27	1.42

通过实验比较了该方法与传统的无迹卡尔曼滤波算法在预测指标上的表现。由表 2 可知,本文所提出的基于分数阶无迹卡尔曼滤波算法的 SOC 估计方法在预测指标上表现出明显优势,分数阶无迹卡尔曼滤波算法的 MAE 仅为 0.72%,AAE 为 0.27%,RMSE 为 0.33%。与之相比,传统的 UKF 算法的预测指标分别为 2.25%、0.81%和 0.96%,EKF 算法的预测指标分别为 2.19%、1.27%和 1.42%。不难发现,尽管几种方法都能够快速收敛于实际值,但是分数阶无迹卡尔曼滤波算法在除初始误差设置带来的很短时间的初始误差外,表现出更低的预测误差。分数阶无迹卡尔曼滤波算法的 MAE 小于 2%,AAE 以及 RMSE 均小于 0.8%,这 3 个预测评价指标明显优于对比方法。实验结果证明了所提出的基于分数阶无迹卡尔曼滤波算法的 SOC 估计方法在存在初始误差的情况下能够实现准确的状态估计,能够提高系统对电池状态的准确监测和预测能力,从而提升系统的性能和可靠性。

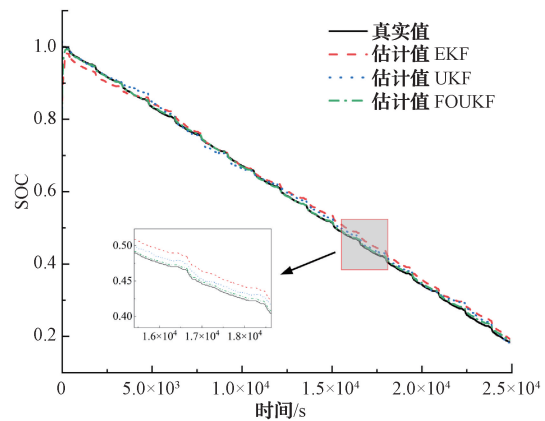


图4 SOC 估计的对比结果
Fig.4 Comparative results of SOC estimates

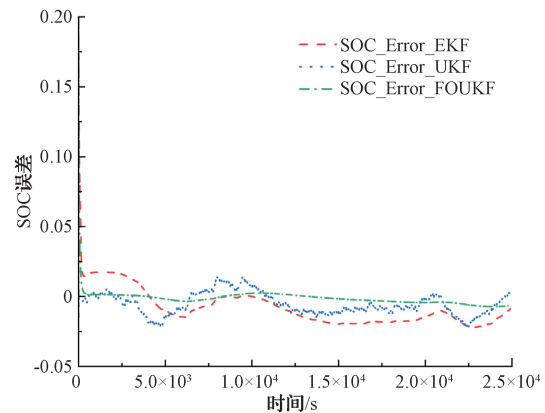


图5 SOC 误差估计的对比结果
Fig.5 Comparative results of SOC error estimates

4 结论

准确估计电池 SOC 对于电池管理至关重要,因此,针

对电池状态估计精度低,本文提出了一种考虑分数阶微积分的方法来估计锂电池的SOC。首先,针对传统的模型精度低的问题,本文结合分数阶微积分的概念,提出了基于分数阶微积分理论的二阶RC模型来对锂电池特性进行建模。然后进行脉冲表征测试,获得电池端电压,针对历史数据对模型参数造成影响,本文提出基于带自适应遗忘因子的递推最小二乘法完成参数辨识。最后,将提出的基于FOUKF算法应用于电池放电实验中估计SOC,从MAE、AAE和RMSE 3项预测指标与对比算法进行比较。通过MATLAB仿真实验,验证了基于AFFRLS分数阶模型的准确性和可靠性,其端电压误差小于0.05V,且FOUKF算法对SOC的估计MAE小于0.02,AAE以及RMSE小于0.008,与EKF和UKF算法相比,具有更高的精度。

参考文献

- [1] 孙启星,张超,李成仁,等. “碳达峰、碳中和”目标下的电力系统成本及价格水平预测[J]. 中国电力, 2023, 56(1): 9-16.
SUN Q X, ZHANG CH, LI CH R, et al. Prediction of power system cost and price level under the goal of “carbon peak and carbon neutralization” [J]. Electric Power, 2023, 56(1): 9-16.
- [2] 董洁,乔建强. “双碳”目标下先进煤炭清洁利用发电技术研究综述[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 202-212.
DONG J, QIAO J Q. A review on advanced clean coal power generation technology under “carbon peaking and carbon neutrality” goal [J]. Electric Power, 2022, 55(8): 202-212.
- [3] ZHAO X, MA X W, CHEN B Y, et al. Challenges toward carbon neutrality in China: Strategies and countermeasures [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2022, 176: 105959.
- [4] ZHAO X, CHEN Y A, CHEN L W, et al. On full-life-cycle SOC estimation for lithium batteries by a variable structure based fractional-order extended state observer [J]. Applied Energy, 2023, 351: 121828.
- [5] 王志亮,吴勇,韩尚卿,等. 基于单步滑动窗口—长短期记忆网络的锂电池SOC估计算法[J]. 电源技术, 2024, 48(2): 306-311.
WANG ZH L, WU Y, HAN SH Q, et al. SOC estimation algorithm of lithium-ion battery based on single step sliding window-long short-term memory network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2024, 48(2): 306-311.
- [6] 李青,张劭玮,罗斯伦,等. 不同温度下的基于BPNN-AUKF的新型自动水下航行器SOC估计器[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(4): 1205-1215.
LI Q, ZHANG SH W, LUO S L, et al. A novel automatic underwater vehicle SOC estimator based on BPNN-AUKF at different temperatures [J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(4): 1205-1215.
- [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 battery based on AEKF [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(9): 49-53.
- [8] 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.
ZHAO J Y, HU J, ZHANG X H, et al. Joint estimation of the SOC-SOH based on lithium battery model and fractional order theory [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(17): 4551-4563.
- [9] 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.
HE P J, WNAG Q, GAO T, et al. Research on optimization method of power battery state of charge [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(7): 37-42.
- [10] 安治国,田茂飞,赵琳,等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池SOC估计[J]. 储能科学与技术, 2019, 8(5): 856-861.
AN ZH G, TIAN M F, ZHAO L, et al. SOC estimation of lithium battery based on adaptive untracked Kalman filter [J]. Energy Storage Science and Technology, 2019, 8(5): 856-861.
- [11] 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 Y J, ZUO X. 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.
- [12] 王桥,魏孟,叶敏,等. 基于灰狼算法优化极限学习机的锂离子电池SOC估计[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(2): 744-751.
WANG Q, WEI M, YE M, et al. Estimation of lithium-ion battery SOC based on GWO-optimized extreme learning machine [J]. Energy Storage Science

- and Technology, 2021, 10(2): 744-751.
- [13] 刘征宇, 黄威, 孟辉, 等. 基于密度函数的模糊混合SOC估计方法[J]. 电源技术, 2023, 47(6): 750-755.
LIU ZH Y, HUANG W, MENG H, et al. Fuzzy hybrid algorithm for SOC estimation based on density function[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(6): 750-755.
- [14] 李晟延, 马鸿雁, 窦嘉铭, 等. 基于PBES-LS-SVM的锂离子电池组SOC预测[J]. 电源技术, 2022, 46(11): 1279-1283.
LI SH Y, MA H Y, DOU J M, et al. SOC prediction of li-ion battery pack based on PBES-LS-SVM[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(11): 1279-1283.
- [15] 孔令昊, 杜常清, 任重. 抗传感器噪声的锂离子电池SOC估计方法[J]. 电源技术, 2023, 47(11): 1419-1423.
KONG L H, DU CH Q, REN ZH. Robust SOC estimation method of lithium-ion battery with sensor noise resistance [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2023, 47(11): 1419-1423.
- [16] ZHANG S, GUO X, ZHANG X. An improved adaptive unscented Kalman filtering for state of charge online estimation of lithium-ion battery[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32: 101980.
- [17] ZHANG S, ZHANG C, JIANG S, et al. A comparative study of different adaptive extended/unscented Kalman filters for lithium-ion battery state-of-charge estimation [J]. Energy, 2022, 246: 123423.
- [18] 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.
- [19] 刘鑫蕊, 常鹏, 孙秋野. 基于XGBoost和无迹卡尔曼滤波自适应混合预测的电网虚假数据注入攻击检测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(16): 5462-5476.
LIU X R, CHANG P, SUN Q Y. Grid false data injection attacks detection based on XGBoost and unscented Kalman filter adaptive hybrid prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5462-5476.
- [20] 王钟毅. 基于分数阶微积分理论的锂离子电池SOC与SOH协同估计[D]. 西安: 长安大学, 2021.
- WANG ZH Y. Co-estimation of SOC and SOH of li-ion battery based on fractional calculus theory[D]. Xi'an: Chang'an University, 2021.
- [21] 余鹏, 王顺利, 于春梅. 基于自适应分数阶扩展卡尔曼的锂电池SOC估算[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(1): 335-341.
YU P, WANG SH L, YU CH M. SOC estimation of lithium batteries based on improved fractional-order extended Kalman [J]. Energy Storage Science and Technology, 2021, 10(1): 335-341.
- [22] 段双明, 杨耀微. 基于分数阶模型的锂电池SOC估计[J]. 电源技术, 2022, 46(8): 862-866.
DUAN SH M, YANG Y W. State of charge estimation of lithium batteries based on fractional model[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(8): 862-866.
- [23] 孙鑫, 杨海晶, 谷青发, 等. 基于分数阶模型的分阶段自适应锂离子电池荷电状态估计[J]. 武汉大学学报(工学版), 2022, 55(2): 183-192.
SUN X, YANG H J, GU Q F, et al. Staged adaptive lithium-ion battery SOC estimation based on fractional order model [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2022, 55(2): 183-192.
- [24] 高峰, 邓阳杰, 刘健. 基于分数阶多新息无迹卡尔曼滤波算法的锂电池SOC估计[J]. 电气应用, 2023, 42(12): 9-15.
GAO F, DENG Y J, LIU J. Lithium battery SOC estimation based on fractional order multi innovation unscented Kalman filtering algorithm [J]. Electrotechnical Application, 2023, 42(12): 9-15.
- [25] SOLOMON O O, ZHENG W, CHEN J, et al. State of charge estimation of lithium-ion battery using an improved fractional-order extended Kalman filter[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 49: 104007.
- [26] WANG J, YU W, CHENG G, et al. Identification of fractional-order equivalent circuit model of lithium-ion battery for improving estimation of state of charge[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 70: 108043.
- [27] LIU Z, CHEN S, JING B, et al. Fractional variable-order calculus based state of charge estimation of li-ion battery using dual fractional order Kalman filter[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 52: 104685.
- [28] HE L, WANG Y, WEI Y, 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.
- [29] CHEN L, WU X, 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.
- [30] 周文钊, 夏向阳, 陈彦余, 等. 基于滞环电压模型的锂离子电池 SOC 估计[J]. *电力电容器与无功补偿*, 2022, 43(6): 103-109.
ZHOU W ZH, XIA X Y, CHEN Y Y, et al. Estimation of SOC of lithium-ion battery based on hysteresis voltage model [J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2022, 43(6): 103-109.
- [31] OH S, NGUYEN V H, BUI V T, et al. Intertwined nanosponge solid-state polymer electrolyte for rollable and foldable lithiumion batteries [J]. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 2020, 12(10): 11657-11668.
- [32] XU Y D, HU M H, ZHOU A J, et al. State of charge estimation for lithium-ion batteries based on adaptive dual Kalman filter[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2019, 77: 1255-1272.
- [33] 张东青, 王国儒, 王靖乔. 基于分数阶模型的锂离子电池 SOC 估计方法及优化[J]. *黑龙江科技大学学报*, 2022, 32(4): 550-556.
- ZHANG D Q, WANG G R, WANG J Q. SOC estimation method and optimization of lithium-ion battery based on fractional order model[J]. *Journal of Heilongjiang University of Science and Technology*, 2022, 32(4): 550-556.
- [34] 李静, 杨艳, 秦建鑫, 等. 锂电池分数阶建模与荷电状态估计研究[J]. *电源技术*, 2020, 44(7): 983-985, 994.
LI J, YANG Y, QIN J X, et al. Fractional order modeling and state-of-charge estimation of lithium batteries [J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2020, 44(7): 983-985, 994.

作者简介

马昕, 博士, 副教授, 主要研究方向为综合能源系统分析与控制。

E-mail: 24129@sdjzu.edu.cn

田长彬(通信作者), 博士, 主要研究方向为储能系统故障诊断。

E-mail: changbin_tian@163.com