

DOI: 10.13382/j.jemi.B2408072

结合电化学特征的变电站后备电源电池 SOH 估计*

庞哲远 杨 骥 宋政湘 孟锦豪

(西安交通大学电气工程学院 西安 710049)

摘要:为迅速且高效地评估变电站后备电源电池的健康状态(state of health, SOH),解决缺乏实际运行数据导致数据驱动方法估计准确度低的问题,提出了一种结合电化学特征和高斯回归(Gaussian process regression, GPR)的变电站电池 SOH 估计方法。传统研究采用单一老化实验获得的特征参数难以准确反映变电站后备电源铅酸电池实际老化状况。从电池电化学本质出发,设计浮充和循环老化实验,采集了不同老化机制下的电化学阻抗(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)数据。随后,分别利用皮尔逊相关性分析和灰色关联度分析提取具有高度代表性的电化学特征参数,结合两种实验老化特征更加接近电池实际老化特征,有效提升了训练数据的质量和效率,减少了所需训练数据的规模。最后,采用这些提取的特征参数训练 GPR 模型,以实现实际变电站电池 SOH 准确估计。结果表明,方法的估计随机变电站获取的电池 SOH 的绝对误差(absolute error, AE) < 0.08, 平均绝对误差(mean absolute error, MAE)为 0.033 0, 均方根误差(root mean squared error, RMSE)为 0.038 6, 方法无需采集实际数据,仅利用少量实验数据即可有效估计变电站电池 SOH。

关键词: 电化学阻抗谱; 健康状态; 铅酸电池; 电化学特征

中图分类号: TM912.1; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 480.4

Estimating SOH of substation battery backup power based on electrochemical characteristics

Pang Zheyuan Yang Kun Song Zhengxiang Meng Jinhao

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To rapidly and efficiently evaluate the state of health (SOH) of substation backup power batteries and address the issue of low estimation accuracy in data-driven methods due to the lack of actual operational data, this paper proposes a SOH estimation method for substation batteries that combines electrochemical characteristics and Gaussian process regression (GPR). Traditional studies that use characteristic parameters obtained from single aging experiments struggle to accurately reflect the actual aging conditions of lead-acid batteries used in substation backup power. Starting from the electrochemical essence of the battery, this method designs float charging and cyclic aging experiments to collect electrochemical impedance spectroscopy (EIS) data under different aging mechanisms. Subsequently, highly representative electrochemical characteristic parameters are extracted using Pearson correlation analysis and grey relational analysis. The combination of these two experimental aging characteristics more closely approximates the actual aging characteristics of the battery, effectively improving the quality and efficiency of the training data and reducing the amount of training data required. Finally, these extracted characteristic parameters are used to train the GPR model to achieve accurate SOH estimation for actual substation batteries. The results show that the absolute error (AE) in estimating the SOH of randomly selected substation batteries is less than 0.08, with an average absolute error (MAE) of 0.033 0 and a root mean square error (RMSE) of 0.038 6. This method does not require the collection of actual data and can effectively estimate the SOH of substation batteries with a small amount of experimental data.

Keywords: electrochemical impedance spectroscopy; state of health; lead acid battery; electrochemical features

0 引言

铅酸电池作为后备电源在变电站直流电源系统中大量使用^[1-5],肩负着保障变电站在供电异常情况下稳定运行的重任。随着电池使用,电池将不可避免的老化,电力行业标准 DL/T724-2021 指出,当后备电源电池的健康状态(state of health, SOH) < 0.8 时需要进行更换^[6]。当前变电站仍普遍采用“核容”方法,即定期恒流放电至电池截止电压,通过电流和时间的积分获得电池容量,从而计算电池 SOH^[7]。这种方法虽然准确,但时间长、能耗高、空窗期长。因此如何快速准确获得电池 SOH 是当前变电站面临的首要问题。

电池 SOH 估计方法包括直接测量法、模型法和数据驱动法^[1]。直接测量法通过“核容”估计电池 SOH,虽然简单,但存在测量时间过长的问题。模型法可有效表征电池内部电化学变化,但模型法基于大量微分方程,结构过于复杂且需要的计算资源巨大,不适用于实际应用^[8]。数据驱动法采用大量数据进行训练以提升估计精度,具有精度高,无需理解电池机理的优点。现有研究常使用电池电压、电流等外部特性数据进行训练。文献[9]使用大量电池充放电电流、电压数据训练极限学习机预测电池 SOH。文献[10]使用 NASA 公开电池充放电电流、电压数据训练改进灰狼优化的支持向量回归算法(grey wolf optimizer support-vector regression, GWO-SVR)估计锂电池 SOH。文献[11]也采用 NASA 公开数据集。虽然锂电池公开数据集数据量丰富,但铅酸电池领域的公开数据集相对匮乏,这一现状难以满足数据驱动方法对大量准确数据的需求。文献[12]使用铅酸电池充放电电流、电压数据训练混沌粒子群算法-高斯过程回归(chaotic particle swarm optimization-Gaussian process regression, CPSO-GPR)估计电池 SOH。然而,变电站等场景使用的后备电源电池常处于一种称为浮充工况的特殊工况,其最大特点就是长期处于恒定电压充电,电池电量(state of charge, SOC)长期为 1,且保持小电流充电状态,极少放电。锂电池过充会引发热失控^[13],因此锂电池不适用于浮充工况,两种电池在结构、材料、原理上和工况等方面都有所不同,意味着锂电池的方法难以直接应用于铅酸电池。

目前采用数据驱动法估计变电站等类似场景的后备电源 SOH 研究较少^[14],且后备电源电池电压变化较小,为准确估计电池 SOH 需要更多的训练数据。文献[15]使用铅酸电池使用过程中的电压和内阻判断数据中心后备电源电池是否故障,需要数据多达 12 亿个正常电池的电压电流数据和约 9 万个故障电池数据。研究结果可以判断电池是否需要更换,但未提供估计电池 SOH 的方

法。文献[16]使用电池内阻、电流、电压、电池温度和运行年限 5 个参数训练长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)模型估计数据中心电池 SOH。使用参数过多,测量难度较高。考虑到电池本质上是电化学系统,准确的电池电化学的特征可有效提高训练数据的质量从而降低所需的训练数据数量。

综上所述,铅酸电池 SOH 估计方法仍有欠缺,传统采用数据驱动方法估计电池 SOH 的方法忽略了电池电化学特性的本质,单纯依赖大量历史数据如电压、电流来训练模型,以实现 SOH 的准确估计。然而,数据收集难度大,且难以通过实际电池检验,成为制约其应用的关键因素。针对变电站后备电源电池公开数据的缺乏以及电压电流变化的不明确性导致采集训练数据困难,电池 SOH 估计难度大的问题,本文从后备电源电池铅酸电池老化的电化学过程入手,提出了一种结合电化学阻抗(electrochemical impedance spectroscopy, EIS)特征的变电站后备电源电池 SOH 估计方法,相对于传统方法采用单一老化的特征参数,本文结合两种电池老化电化学特征,更接近实际变电站电池老化特征。该方法无需获得大量历史运行数据,只需采用加速老化实验获取的电化学特征即可有效估计铅酸电池 SOH,适用于变电站铅酸电池 SOH 的估计。

1 电化学特征剥离方法

1.1 典型实验电池的选取

本文选择在变电站广泛使用的汤浅品牌的型号为 UXL220-2 电池作为研究对象,如图 1 所示。该型号电池额定容量为 200 Ah,额定电压为 2 V,额定内阻为 0.5 mΩ。

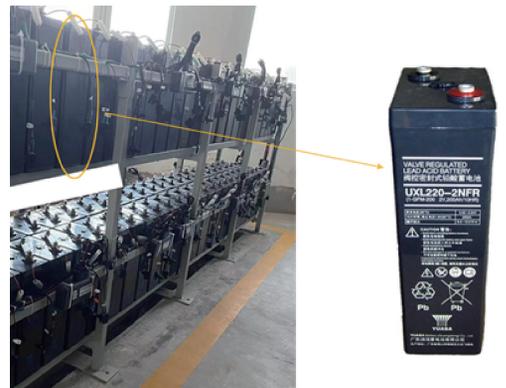


图 1 变电站中使用的汤浅 UXL220-2 电池

Fig. 1 UXL220-2 LABs used in substation

1.2 电池老化特征解析平台的搭建

研究平台由多个关键设备构成,包括新威品牌电池

测试仪(型号:CTE-8008T-5V100A)、万瑞固德恒温箱以及 Gamry 品牌的电化学工作站(Reference 3000),此外还配备有上位机平台,整体结构如图 2 所示。



图 2 电池老化特征解析平台

Fig. 2 Battery aging feature analysis platform

其中,新威品牌电池测试仪能够测量 $-5\sim 5\text{ V}$ 的电压范围,且测量精度高达 $\pm 0.1\%$ 。在电流测量方面,其可测量的电流范围为 $-100\sim 100\text{ A}$,精度达到 $\pm 0.1\%$ 。万瑞固德恒温箱为整个研究平台提供了稳定的温度环境保障。温度调节范围在 $20\text{ }^\circ\text{C}\sim 99\text{ }^\circ\text{C}$ 之间,温度控制精度为 $\pm 2\text{ }^\circ\text{C}$ 。Gamry 品牌的电化学工作站(Reference 3000)具有 $10\text{ }\mu\text{Hz}\sim 1\text{ MHz}$ 的测量范围,阻抗测量误差小于 1% 。该电化学工作站的电流测量精度为 $\pm 5\text{ pA}\pm 0.05\%$,电压测量精度为 $\pm 1\text{ mV}\pm 0.2\%$ 。

1.3 实验方案

后备电源电池浮充寿命周期长达 $6\sim 8$ 年。长时间电池内部将缓慢发生多种化学过程,如电解液失水,极板腐蚀,活性材料脱落^[17]。实验流程参考 DL/T724-2021、GB/T 19638.1-2014 和文献[18]进行设计,包括高温浮充老化和循环老化实验。不同实验可加剧电池内部不同电化学过程,如图 3 所示。高温浮充老化加剧电池失水和腐蚀^[14,19-20],循环老化加剧电池活性材料脱落^[19,21]。

1) 实验 1,在 $60\text{ }^\circ\text{C}$ 恒温环境下进行浮充,浮充电压为 2.22 V ,每 7 d 浮充冷却至常温,测量电池 SOH 和 SOC 为 1 时电池 EIS。重复上述过程直到电池 $\text{SOH}<0.8$ 。

2) 实验 2,在恒温环境下,进行循环老化实验,每经历 20 次循环在 SOC 为 1 时测量电池 EIS 和电池容量。重复上述过程直到电池 $\text{SOH}<0.8$ 。

本文共使用了 6 块电池,其中 3 块电池进行浮充老化实验,另外 3 块电池则进行循环老化过程。电池阻抗

测量范围为 $0.1\sim 1\text{ 000 Hz}$,使用正弦波形的电流作为激励源,其幅值为 1 A ,每 10 倍频采用 10 个测量点($\text{ppd}=10$)。电池先采用 C_{10} (10 h 放电电流)恒流充电至 2.35 V ,之后使用 2.35 V 恒压充电至电流小于 2 A ($1\% C_{10}$),静置 2 h ,此时电池 SOC 定义为 1 。电池容量采用 C_{10} 恒流放电至截止电压 1.8 V ,计算电流对时间的积分(式(1))作为电池实际 SOH。

$$Q_{\max} = \int_{t_1}^{t_2} I dt \quad (1)$$

$$\text{SOH} = Q_{\max} / C_r \quad (2)$$

式中: Q_{\max} 表示电池当前最大容量; I 表示放电电流; t_1 、 t_2 分别代表放电起始时刻和结束时刻。SOH 表示健康状态, C_r 代表电池额定容量^[22]。

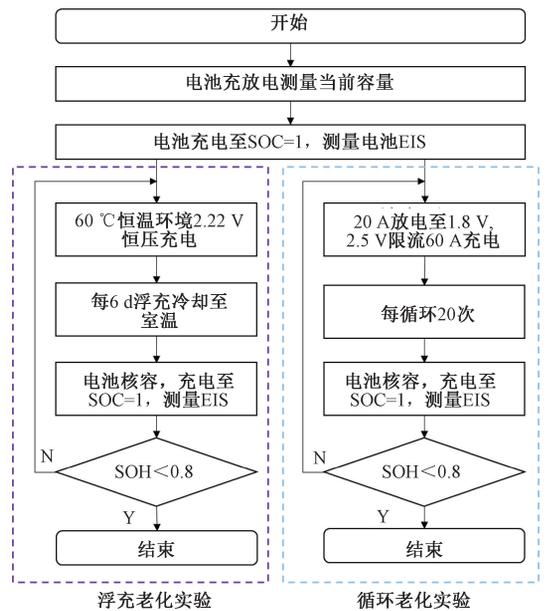


图 3 实验流程

Fig. 3 Test procedures

2 变电站后备电源电池 SOH 估计

2.1 电池电化学特征提取

不同的电化学过程对 EIS 的影响不同,如极板腐蚀会导致 EIS 向右平移^[18,23]。图 4 所示为不同老化对 EIS 的影响规律,可以看出,相比于浮充老化(腐蚀和失水),循环老化(活性物质脱落)对 EIS 实部影响较小,这表明不同老化过程对实部影响不同,因此选取阻抗实部作为老化特征是不合适的。

进一步讨论电池阻抗虚部作为老化电化学特征参数。首先,采用线性拟合分析各频率阻抗虚部与电池 SOH 是否存在线性关系,采用最小二乘法求解^[24]:

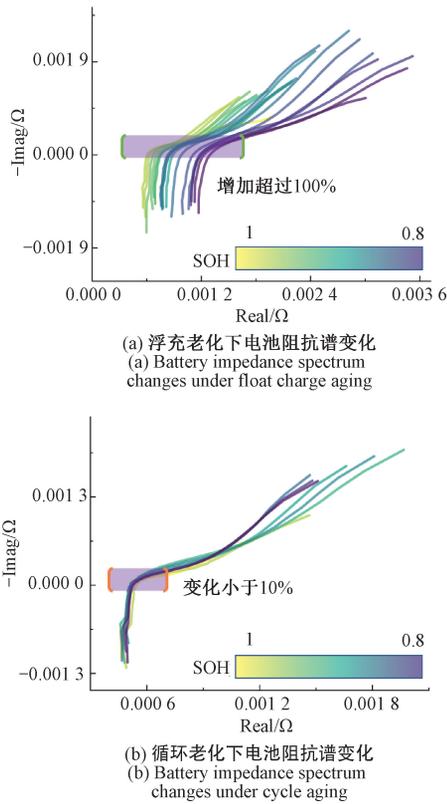


图 4 不同老化对 EIS 的影响

Fig. 4 EIS variation under different aging experiments

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} \hat{k} \\ \hat{c} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\hat{y} = X\theta \quad (4)$$

式中: \hat{y} 代表目标拟合曲线因变量; X 代表不同频率下阻抗矩阵; θ 代表拟合曲线的斜率 \hat{k} 和截距 \hat{c} 矩阵。

目标函数为:

$$J = \min \frac{1}{2} (X\theta - y)^T (X\theta - y) \quad (5)$$

式中: y 为测量 SOH 值; J 表示误差矩阵。

将式(3)代入式(5)可得:

$$J = \min \frac{1}{2} \left\| \begin{bmatrix} x_1 & 1 \\ x_2 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{k} \\ \hat{c} \end{bmatrix} - y \right\|^2 \quad (6)$$

式 $(X\theta - y)^T (X\theta - y)$ 对 θ 进行求导:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = X^T (X\theta - y) = 0 \quad (7)$$

可得:

$$\theta = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (8)$$

拟合优度 R^2 为:

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (9)$$

为减少测量点,增加测量效率,从中找出特征频点。结果表明对于浮充老化,阻抗频率在 0.317 ~ 63.3 Hz 阻抗虚部与 SOH 线性判定系数 $R^2 > 0.7$ (R^2 越接近 1 线性关系越强),整体具有较强的线性关系。皮尔逊相关性分析 (Pearson) 适用于变量之间具有较强的线性关系^[25],因此对于浮充老化采用 Person 相关性分析;而对于循环老化,因其绝大部分线性判定系数 R^2 (< 254 Hz 部分) < 0.3,线性关系较弱。因此,循环老化采用灰色关联度分析更为合适^[26]:

$$r_i = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (10)$$

式中: r_i 代表第 i 个频率阻抗虚部与 SOH 之间的 person 相关系数。 x_i 代表不同频率下阻抗。

$$\zeta_i = \frac{\min_k |x_0 - x_i| + \rho \cdot \max_k |x_0 - x_i|}{|x_0 - x_i| + \rho \cdot \max_k |x_0 - x_i|} \quad (11)$$

式中: ζ_i 代表分别第 i 个频率阻抗虚部与 SOH 之间灰色关联系数; x_i 代表不同频率下阻抗; ρ 代表分辨率,默认为 0.5。

不同阻抗虚部频率与 SOH 之间的相关系数计算结果如图 5 所示。图 5(a) 为浮充老化不同频率阻抗虚部与 SOH 的相关系数,结果表明浮充老化下,频率范围为 19.86 ~ 198.6 Hz 阻抗虚部与 SOH 相关系数 > 0.95; 图 5(b) 为循环老化下不同频率阻抗虚部与 SOH 的灰色关联系数,结果表明 252.4 ~ 796.9 Hz 范围内的阻抗虚部与 SOH 相关系数 > 0.9。因此选择 19.86 ~ 796.9 Hz 范围内阻抗虚部作为 SOH 电化学特征参数。

2.2 SOH 估计方法

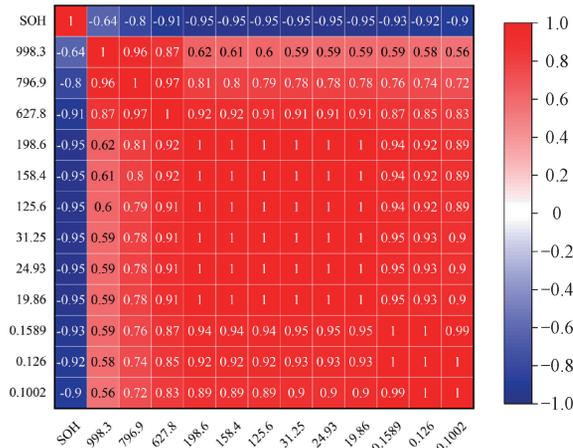
电池内部化学变化较为复杂,难以量化,为了忽略这部分复杂变化,采用特征值训练 GPR 是一种有效的方法^[26-29]。

对于一个实际系统过程对于一个实际系统过程 $f(x)$,假设满足 $f(x) \sim \text{GPR}(m(x), k(x, x'))$ 其中 $m(x)$ 和 $k(x, x')$ 分别是均值函数和核函数^[30],定义如下:

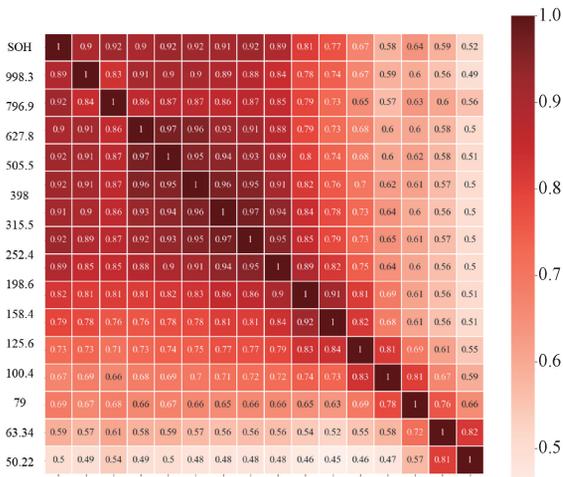
$$\begin{cases} m(x) = E(f(x)) \\ k(x, x') = E[(m(x) - f(x))(m(x') - f(x')))] \end{cases} \quad (12)$$

Marten 3/2 更适合用于描述电池化学过程^[26]:

$$k(x_i, x_j | \theta) = \sigma_i^2 \left(1 + \frac{\sqrt{3}r}{\sigma_i}\right) \exp\left(-\frac{\sqrt{3}r}{\sigma_i}\right) \quad (13)$$



(a) 浮充老化下各频率阻抗与电池SOH的皮尔逊相关系数
(a) Pearson correlation coefficient between impedance at various frequencies and battery SOH under float charge aging



(b) 循环老化下各频率阻抗与电池SOH灰色关联度
(b) Grey relational degree between impedance at various frequencies and battery SOH under cycle aging

图 5 相关性分析结果

Fig. 5 Correlation analysis results

$$d = \sqrt{(x_i - x_j)^T(x_i - x_j)} \quad (14)$$

式中: σ_t 表示标准差; σ_l 表示特征长度; d 是 x_i 和 x_j 的欧拉距离。

为方便提取阻抗虚部, 对阻抗数据进行实部归一处理方法为:

$$\begin{bmatrix} \tilde{Z}_1 \\ \tilde{Z}_2 \\ \dots \end{bmatrix} = \text{real} \left(\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \dots \\ Z_n \end{bmatrix} - \left(\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \dots \\ Z_n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Z_{\text{res_min}} \\ Z_{\text{res_min}} \\ \dots \\ Z_{\text{res_min}} \end{bmatrix} \right) \right) \quad (15)$$

式中: \tilde{Z}_n 代表标准化后的第 n 个频率下阻抗值; Z_n 表示在第 n 个频率下的测量阻抗; $Z_{\text{res_min}}$ 表示实部最小的阻抗值。

对于训练集 $D = [X, Y]$, X 为实验获得的不同频率下的实部归一处理后的的阻抗虚部数据矩阵, Y 代表实

验老化电池 SOH 矩阵, 定义:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11}, \dots, x_{1p} \\ \dots \\ x_{p1}, \dots, x_{pn} \end{bmatrix}^T \quad (16)$$

$$Y = [y_1, \dots, y_n]^T \quad (17)$$

式中: $X = [x_{11}, x_{21}, \dots, x_{p1}, \dots, x_{pn}]$ 是测量得到的阻抗虚部; $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 为测量获得的电池 SOH。

假设所有 $X = [x_{11}, x_{21}, \dots, x_{p1}, \dots, x_{pn}]$, $f(X) = [f(x_{11}), f(x_{21}), f(x_{p1}), \dots, f(x_{pn})]$ 都服从多元高斯分布:

$$f(X) \sim N(\mu(X), k(X, X)) \quad (18)$$

$$Y = f(X) + \varepsilon \sim N(\mu(X), k(X, X) + \sigma^2 I) \quad (19)$$

式中: $f(X) = [f(x_{11}), f(x_{21}), f(x_{p1}), \dots, f(x_{pn})]$ 是模型计算得到的电池 SOH。

对于需要预测自变量 X^* 一个与 X 大小相同的矩阵, 求解因变量 Y^* , 则有:

$$\begin{pmatrix} Y \\ f(X^*) \end{pmatrix} \sim N \left(\begin{pmatrix} \mu(X) \\ \mu(X^*) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} k(X, X) + \sigma^2 I & k(X, X^*) \\ k(X^*, X) & k(X^*, X^*) \end{pmatrix} \right) \quad (20)$$

$$P(Y^* | Y, X, X^*) \sim N(\mu^*, \Sigma^* + \sigma^2 I) \quad (21)$$

式中: Y^* 为实际变电站电池 SOH 矩阵。

变电站后备电源铅酸电池 SOH 估计方法如图 6 所示, 使用 1.3 节老化实验电池获取的电池特征训练 GPR, 之后采用实际测量阻抗虚部作为 GPR 输入, 从而判断实际电池 SOH。

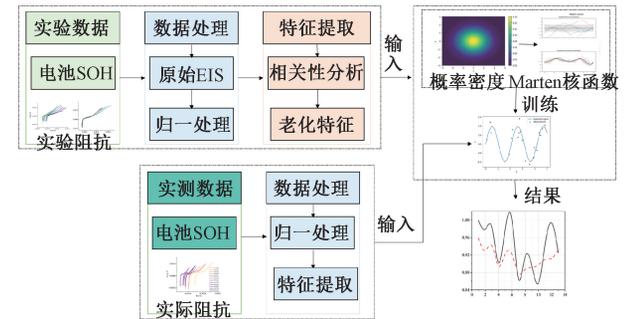


图 6 电池 SOH 估计方法示意图

Fig. 6 Schematic diagram of battery SOH estimation method

3 随机电池 SOH 估计结果验证与分析

3.1 准确度评价指标

为了验证本文提出的方法对变电站实际电池 SOH 的估计精度, 可采用绝对误差 (absolute error, AE), 均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 评价本文提出方法的估计效果^[27]。

$$AE = |SOH_e - SOH_m| \quad (22)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |SOH_{mi} - SOH_{ci}| \quad (23)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (SOH_{mi} - SOH_{ci})^2} \quad (24)$$

式中: SOH_e 表示本文提出的方法估计得到的 SOH; SOH_m 代表通过恒流放电得到的 SOH; AE 代表预测值与真实值之间的绝对误差; MAE 代表是预测值与真实值之间绝对误差的平均值, 又称为均方误差; RMSE 代表模型预测值与真实值之间的平均偏差。3 种误差参数都是越小证明精度越好。

3.2 实际变电站 SOH 估计验证

为了验证本文方法的有效性, 使用与 1.1 节相同的测量设备和方法测量实际变电站电池的 EIS 和 SOH。这些电池来自不同变电站, 且都在变电站中使用了 5~8 年, 测量结果如图 7 所示。

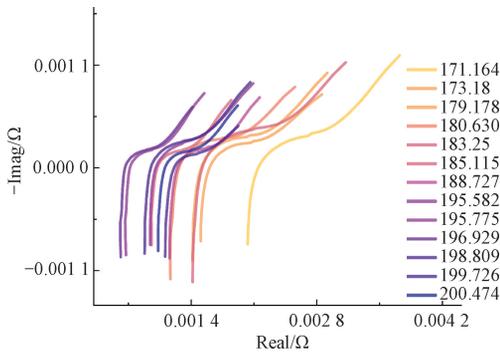


图 7 实际电池参数测量结果

Fig. 7 Measurement results of actual battery parameters

图 8 所示为使用本文方法对实际变电站铅酸电池 SOH 估计结果和每个电池 SOH 的 AE。从图 8 可以看出, 本文提出的方法可以准确度估计实际电池 SOH, AE < 0.08 (图 9), 同时 MAE 为 0.033 0; RMSE 为 0.038 6。

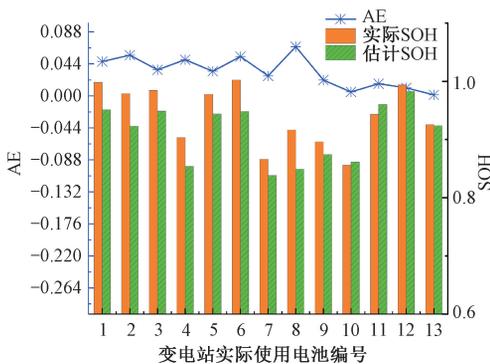


图 8 实际电池 SOH 估计结果和误差

Fig. 8 Actual battery SOH estimates and errors

3.3 使用单一特征参数估计误差对比

为了直观展示本文选择的特征参数优势, 采用相同

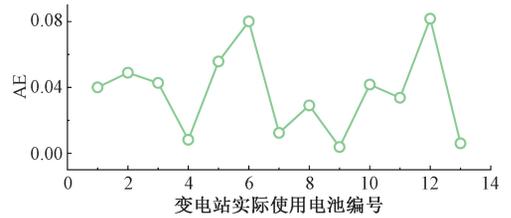
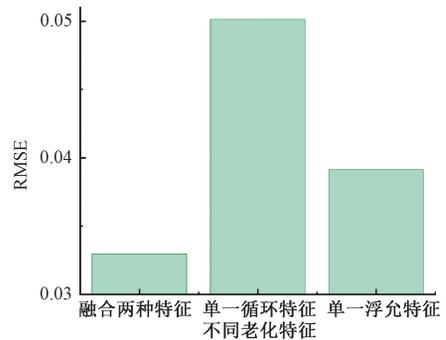


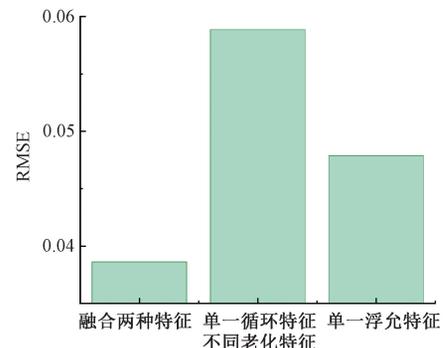
图 9 单节电池 SOH 估计误差

Fig. 9 Single battery SOH estimation errors

方法对比了单独两种工况下的特征参数估计结果。分别采用相同频率范围 (19.86~796.9 Hz) 的浮充电化学特征参数和循环老化电化学特征参数作为训练集, 结合高斯回归过程预测相同的 13 块实际老化电池 SOH, 并对比了本文提出的方法 (同时使用浮充老化特征参数和循环老化特征参数) 对实际电池 SOH 估计的准确度, 如图 10 所示。结果表明单一特征误差是融合多种特征的误差 2~4 倍, 证明了本文采用两种老化电化学特征参数是有必要的。



(a) 不同特征估计平均绝对误差
(a) Average absolute error of different feature estimations



(b) 不同特征估计均方根误差
(b) Root mean square error of different feature estimations

图 10 单一特征估计误差对比

Fig. 10 Single feature estimation error comparison

3.4 不同方法的精度对比

本文使用相同数据对比类似方法的精度, 包括利用内阻作为 GPR 训练数据集, 以及利用等效电路模型 (equivalent circuit model, ECM) 参数训练 GPR^[26,31]。

对比使用的 ECM 结构如图 11 (a) 所示,电路包括内阻 R_0 , 电荷转移电阻 R_1 , 双电层电容 C_0 、常相位元件 CPE0 和 warburg 阻抗 W_0 , 可用于分析铅酸电池^[4]。相比于一阶电路模型, CPE 元件等能更好的表达极化过程。拟合采用最小二乘法, 拟合效果如图 11 (b) 所示, 阻抗实部和虚部拟合误差 MAE 分别为 $1.35 \times 10^{-5} \Omega$ 和 $6.4 \times 10^{-5} \Omega$ 。

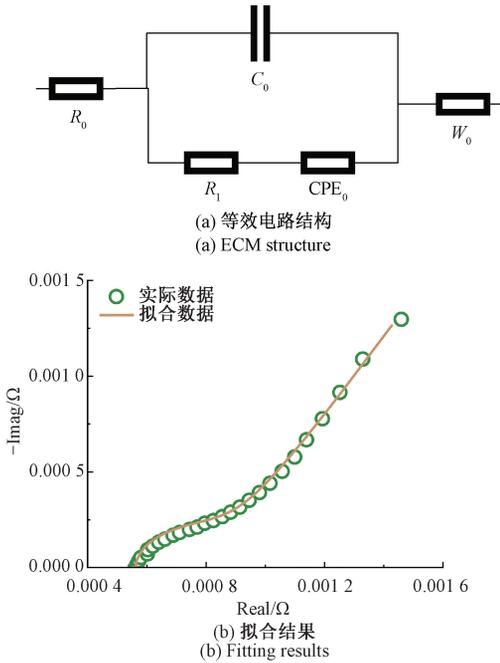


图 11 等效电路模型结构和拟合结果

Fig. 11 ECM structure and fitting results

表 1 和图 12 所示为 3 种方法对实际变电站电池 SOH 估计结果, 可以看出, 使用内阻进行判断的方法准确性最差, 这是由于不同变电站工况不同, 单一内阻无法全面反应电池老化; 使用等效电路模型参数的方法效果也不好, 这是等效电路模型参数变化较小。相比之下本文提出的方法更为准确, RMSE 为 0.038 6, 而其他两种方法的 RMSE 分别为 0.078 9 和 0.050 2; MAE 为 0.033 0, 其他两种方法分别为 0.065 2 和 0.044 9。本文提出的方法的所有误差都小于其他两种方法, 证明本方法的准确度较好。

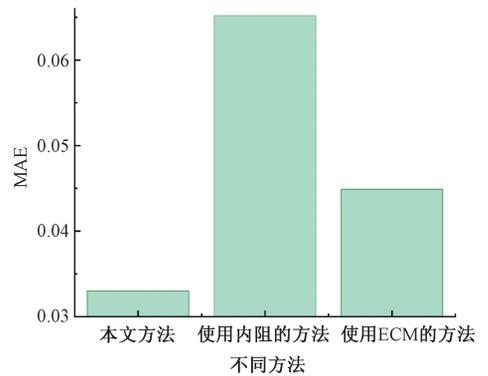
本文的方法针对电池单体, 在实际运行场景中, 铅酸电池往往以成组的形式开展工作。但是单体电池阻抗在整组电池阻抗中所占的比例极低, 分析电池组整组阻抗可能并不合适。因此, 在对电池组进行状态评估时, 仍然需要获取组内单个电池的阻抗信息。当电池组电压为几十伏内可采用大功率电源在电池组一端注入高频信号, 通过采集电池单体上响应信号即可获得电池单体阻抗谱。当电池组电压达到几百甚至更高时, 可采用如放电

法、电子负载法获得组内电池单体阻抗。

表 1 多种方法估计结果的绝对误差对比

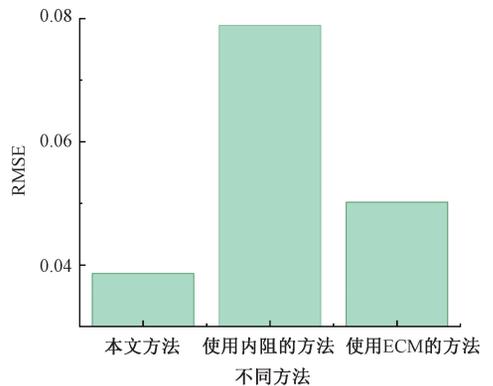
Table 1 Comparison of absolute errors of estimation results by multiple methods

电池编号	本方法估计误差	内阻法估计误差	ECM 估计误差
1	0.039 98	0.066 19	0.065 26
2	0.048 88	0.071 23	0.045 5
3	0.042 7	0.024 27	0.051 27
4	0.008 17	0.065 8	0.030 22
5	0.055 7	0.002 99	0.044 54
6	0.080 08	0.139 76	0.068 99
7	0.012 38	0.033 04	0.067 48
8	0.029 04	0.083 28	0.017 13
9	0.003 79	0.054 21	0.037 49
10	0.041 71	0.021 68	0.077 55
11	0.033 72	0.105 84	0.010 26
12	0.081 68	0.153 94	0.060 67
13	0.006 01	0.025 89	0.007 8



(a) 不同方法估计的MAE

(a) MAE estimated by different methods



(b) 不同方法估计的RMSE

(b) RMSE estimated by different methods

图 12 不同方法估计结果

Fig. 12 Different methods estimate results

4 结 论

针对后备电源铅酸电池缺少实际运行数据, 难以应

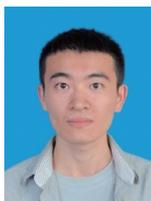
用数据驱动方法估计电池健康状态,本文基于电池老化机理,提出了结合电化学特征的变电站后备电源电池 SOH 估计。首先通过加速老化实验剥离不同老化过程阻抗数据;然后采用皮尔逊相关性分析和灰色关联度分析提取老化特征阻抗;最后使用老化特征阻抗训练高斯回归模型。使用本方法估计从变电站随机获取的铅酸电池 SOH,结果表明,本方法估计的 $AE < 0.08$, MAE 为 0.033 0, RMSE 为 0.038 6, 这表明本方法使用实验数据可有效估计实际变电站电池 SOH, 在铅酸电池 SOH 管理上具有一定的实用性。

参考文献

- [1] JIANG S, SONG Z. A review on the state of health estimation methods of lead-acid batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2022, 517: 230710-230728.
- [2] DUFO-LÓPEZ R, CORTÉS-ARCOS T, ARTAL-SEVIL J S, et al. Comparison of lead-acid and li-ion batteries lifetime prediction models in stand-alone photovoltaic systems [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11 (3): 1099-1105.
- [3] FIGGENER J, HECHT C, HABERSCHUSZ D, et al. The development of battery storage systems in Germany: A market review (status 2023) [J]. *ArXiv preprint arXiv:2203.06762*, 2022.
- [4] PRASAD U, PRAKASH J, KANNAN A N M, et al. Failure analysis of lead-acid batteries at extreme operating temperatures [J]. *Battery Energy*, 2023, 2 (4): 20230008-20230019.
- [5] MOHSIN M, PICOT A, MAUSSION P. A new lead-acid battery state-of-health evaluation method using electrochemical impedance spectroscopy for second life in rural electrification systems [J]. *Journal of Energy Storage*, 2022, 52: 104647-104657.
- [6] CASALS N, RODRÍGUEZ N, CORCHERO N, et al. Evaluation of the end-of-life of electric vehicle batteries according to the state-of-health [J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2019, 10(4): 63-74.
- [7] 刘润兴, 盖玉成, 杨品哲, 等. 基于交流阻抗谱的铅酸蓄电池健康状态检测[J]. *储能科学与技术*, 2023, 12(11): 3499-3507.
LIU R X, GAI Y CH, YANG P ZH, et al. Health-status detection of lead-acid battery based on AC impedance spectroscopy [J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2023, 12(11): 3499-3507.
- [8] CHEN R J, HSU C W, LU T F, et al. Rapid SOH estimation for retired lead-acid batteries [C]. 2021 IEEE International Future Energy Electronics Conference (IFEEC). IEEE, 2021: 1-4.
- [9] 丁同, 傅晓锦. 基于改进粒子群优化算法和极限学习机的锂离子电池健康状态预测[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(5): 163-173.
DING T, FU X J. Improved particle swarm optimization and an extreme learning machine are used to predict the health state of lithium-ion batteries [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42 (5): 163-173.
- [10] 梁杨, 周永军, 蒋淑霞, 等. 基于改进 GWO-SVR 的锂电池 SOH 估计[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(7): 13-18.
LIANG Y, ZHOU Y J, JIANG SH X, et al. Lithium battery SOH estimation based on improved GWO-SVR [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46 (7): 13-18.
- [11] 李浩平, 于波涛, 孟荣华, 等. 锂离子电池健康状态的 DCAE-Transformer 预测方法研究[J]. *三峡大学学报(自然科学版)*, 2025, 47 (1): 106-112.
LI H P, YU B T, MENG R H, et al. Method of DCAE-Transformer prediction for the health state of lithium-ion batteries [J]. *Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences)*, 2025, 47 (1): 106-112.
- [12] 丁一, 刘盛终, 王旭东, 等. 混沌粒子群算法-高斯过程回归的 SOH 估计[J]. *电气传动*, 2022, 52(10): 70-75.
DING Y, LIU SH ZH, WANG X D, et al. SOHEstimation of Gaussian process regression based on chaotic particle swarm optimization [J]. *Electric Drive*, 2022, 52(10): 70-75.
- [13] 宿磊, 余嘉川, 杨帆, 等. 磷酸铁锂储能电池过充热失效特征参量研究 [J]. *电工技术学报*, 2023, 38(21): 5913-5922.
SU L, YU J CH, YANG F, et al. Study on characteristic parameters of LFP battery under the condition of overcharge thermal failure [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(21): 5913-5922.
- [14] WANG W, YAO W, CHEN W, et al. Failure warning at the end of service-life of lead-acid batteries for backup applications [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10 (17): 5760-5782.
- [15] LI X, PANG A, YANG W, et al. VRLA battery fault prediction for data center based on random forest model and feature enhancement method [J]. *Journal of Energy Storage*, 2023, 72: 108666-108677.
- [16] 陈志鹏. 数据中心 VRLA 电池健康状态估计方法研究[D]. 北京: 中国石油大学, 2022.
CHEN ZH P. Research on methods about estimating state-of-health of VRLA battery in data centers [D].

- Beijing: China University of Petroleum, 2022.
- [17] BAUKNECHT S, KOWAL J, BOZKAYA B, et al. Electrochemical impedance spectroscopy as an analytical tool for the prediction of the dynamic charge acceptance of lead-acid batteries[J]. *Batteries*, 2022, 8(7): 66-81.
- [18] 葛礼嘉, 宋政湘, 张国钢. 变电站用阀控式铅酸蓄电池浮充寿命研究[J]. *电力电容器与无功补偿*, 2020, 41(6): 191-195, 201.
- GE L J, SONG ZH X, ZHANG G G. Study on float life of valve regulated lead acid batteries for substation[J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2020, 41(6): 191-195, 201.
- [19] YANG J, HU C, WANG H, et al. Review on the research of failure modes and mechanism for lead-acid batteries[J]. *International Journal of Energy Research*, 2016, 41(3): 336-352.
- [20] KWIECIEN M, BADEDA J, HUCK M, et al. Determination of SOH of lead-acid batteries by electrochemical impedance spectroscopy [J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(6): 873-896.
- [21] ZHANG S, LIU B, AI B, et al. Enhanced VRLA deep cycling performance via lattice modification using Bi doping[J]. *Ionics*, 2020, 26(8): 3989-3995.
- [22] ZHANG W, LI T, WU W, et al. Data-driven state of health estimation in retired battery based on low and medium-frequency electrochemical impedance spectroscopy [J]. *Measurement*, 2023, 211: 112597-112610.
- [23] LIANG Z, SONG Z, WANG J, et al. Residual capacity estimation of valve-regulated lead-acid (VRLA) batteries for second-use [C]. 2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia). IEEE, 2019: 2650-2654.
- [24] 王知雨, 王斌, 王朝晖. 采用非线性最小二乘法的超级电容等效电路模型参数辨识[J]. *西安交通大学学报*, 2020, 54(4): 10-18.
- WANG ZH Y, WANG B, WANG CH H. A parameter identification method for an equivalent circuit model of supercapacitor using nonlinear least squares[J]. *Journal of Xi'an Jiao Tong University*, 2020, 54(4): 10-18.
- [25] 贺元骅, 李子桐, 梁家鑫, 等. 低气压下动力锂离子电池热失控预警方法试验研究[J]. *安全与环境学报*, 2025, 25(3): 875-887.
- HE Y H, LI Z T, LIANG J X, et al. Experimental study on early warning methods for thermal runaway in power lithium-ion batteries under low pressure[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2025, 25(3): 875-887.
- [26] JIANG B, ZHU J, WANG X, et al. A comparative study of different features extracted from electrochemical impedance spectroscopy in state of health estimation for lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2022, 322: 119502-119516.
- [27] 袁正峰, 郭兴众, 花晓飞. 基于改进的 AEKF 铅酸电池 SOC 在线估计[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(2): 228-235.
- YUAN ZH F, GUO X ZH, HUA X F. Online SOC estimation based on improved AEKF lead-acid battery[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(2): 228-235.
- [28] HE Y, BAI W, WANG L, et al. SOH estimation for lithium-ion batteries: An improved GPR optimization method based on the developed feature extraction [J]. *Journal of Energy Storage*, 2024, 83: 110678-110690.
- [29] CAI L, LIN J. A charging-feature-based estimation model for state of health of lithium-ion batteries [J]. *Expert Systems With Applications*, 2023, 238: 122034-122044.
- [30] 张江帆. 基于高斯过程回归模型的锂电池数据处理[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
- ZHANG J F. Lithium-ion battery Data processing based on Gaussian process regression model [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [31] 黄海宏, 罗磊. 基于储能电池电化学阻抗谱宽频测量方法的研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(6): 273-283.
- HUANG H H, LUO L. Research on the broadband measurement method based on electrochemical impedance spectrum of energy storage battery [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(6): 273-283.

作者简介



庞哲远, 2018 年于沈阳工业大学获得学士学位, 2021 年于沈阳工业大学获得硕士学位, 现为西安交通大学博士研究生, 主要研究方向为电池检测和老化预警。

E-mail: zheyuanpang@stu.xjtu.edu.cn

Pang Zheyuan received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2018 and M. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2021. Now he is a Ph. D. candidate at Xi'an Jiaotong University. His main research interests include battery detection and aging early warning.

杨颢, 2012 年于浙江大学获得学士学位, 2018 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学助理教授、研究生导师, 主要研究方向为储能技术。

E-mail: kun.yang@xjtu.edu.cn



Yang Kun received his B. Sc. degree from Zhejiang University in 2012 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2018. Now he is an assistant professor and M. Sc. supervisor at Xi'an Jiaotong University. His main research interest includes energy storage technology.



宋政湘 (通信作者), 1992年于西安交通大学获得学士学位, 1995年于西安交通大学获得硕士学位, 1999年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为储能技术。

E-mail: zxsong@mail.xjtu.edu.cn

Song Zhengxiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 1992, M. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 1995 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 1999, respectively. Now he is a

professor and Ph. D. supervisor at Xi'an Jiaotong University. His main research interest includes energy storage technology.



孟锦豪, 2010年于西安科技大学获得学士学位, 2013年于西北工业大学获得硕士学位, 2019年于西北工业大学获得博士学位, 现为西安交通大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为储能技术。

E-mail: jinhao@xjtu.edu.cn

Meng Jinhao received his B. Sc. degree from Xi'an University of Science and Technology in 2010, M. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2013 and Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2019, respectively. Now he is an associate professor and Ph. D. supervisor at Xi'an Jiaotong University. His main research interest includes energy storage technology.