DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.8.140 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 Wasserstein 距离的电池 SOH 估算方法

赵靖杰[1,2](中国电源学会会员)，胡聪慧[1]
(1.河南理工大学鹤壁工程技术学院，鹤壁 458030；2.合肥工业大学机械工程学院，合肥 230009)

摘要：电池健康状态 SOH(state of health)评估在确保储能系统安全稳定运行方面具有重要意义。然而，使用固定电压段作为模型输入的方法在实际应用中受到用户使用习惯变化的限制，且多数利用容量增量 IC(incremental capacity)分析估计 SOH 的研究仍存在着平滑参数选择较为困难的问题。提出的滑动窗口平滑方法在获得平滑 IC 曲线的同时，简化了实际应用中参数的选择过程。该方法使用了 2 种互补的 Wasserstein 距离计算方法评估目标 IC 曲线和参考曲线的差异，并将该差异作为健康特征 HF(health feature)与对应电压段起始电压结合,作为模型输入，用于训练高斯过程回归模型。测试结果显示，任意区间的电压段，即使是未包含 IC 曲线峰值的部分充电数据，均可作为模型输入来获得低于 2%均方根误差 RMSE(root mean square error)的 SOH 估算结果。此外，分析了不同平滑参数、采样频率及估计模型对估算结果的影响。分析结果表明，所提取的 HFs 具有较强的鲁棒性，模型具有较高的估计精度。

关键词：容量增量 IC；Wasserstein 距离；部分充电数据；健康状态 SOH 估算

Estimation Method for SOH of Batteries Based on Wasserstein Distance

ZHAO Jingjie[1,2], *Member*, *CPSS*, HU Conghui[2]
(1. Hebi Institute of Engineering and Technology, Henan Polytechnic University, Hebi 458030, China;
2. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The state-of-health (SOH) estimation of batteries is crucial for ensuring the safe and stable operation of energy storage systems. However, the methods which use fixed voltage segments as model inputs face limitations in practical applications due to varying user habits, and most of the studies based on incremental capacity (IC) analysis still face challenges in selecting the smoothing parameters. A sliding window smoothing method is proposed to obtain smooth IC curves while simplifying the parameter selection process in real-world applications. This method uses two complementary Wasserstein distance calculation methods to evaluate the differences between the target IC curves and reference curves, which serve as health feature (HF) and are combined with the corresponding starting voltages of voltage segments as model inputs. These inputs are further used to train a Gaussian process regression model. Test results indicate that the voltage segments at any position, even those that do not include the IC curve peak, can be used as model inputs to achieve SOH estimation results with a root mean square error (RMSE) below 2%. In addition, the effects of different smoothing parameters, sampling frequencies and estimation models on the estimation results are also analyzed. The analysis results indicate that the extracted HFs exhibit strong robustness, and the model achieves high estimation accuracy.

Keywords: Incremental capacity (IC); Wasserstein distance; partial charging data; state-of-health (SOH) estimation

锂离子电池因具有高能量密度和长寿命等优点[1]被广泛应用于电动汽车[2]、储能系统[3]和便携式电子设备[4]中。然而，锂离子电池在充放电过程中不可避免地会出现容量衰减，从而显著影响系统

收稿日期：2024-10-31；**修回日期**：2024-12-30；**录用日期**：2025-02-05；**网络首发日期**：2025-02-09

的安全性[5]。因此在电池管理系统中，对电池健康状态 SOH(state-of-health)进行监测变得至关重要[6]。通常，SOH 被定义为电池相对于其标称容量所能存储的最大电量。一种简单的评估方法是将电池从 100%SOC 放电至截止电压，使用库仑计数法计算剩余的最大可用容量。然而，这种方法不适用于在线电池系统。

由于 SOC 无法被直接测量，各种估算方法应运而生。这些方法通常从可测量信号(如电压、阻抗、温度等)中提取健康特征 HFs(health features)，然后将特征输入到分类或回归算法中，以预测电池的 SOH。然而，大多数相关研究在模型训练阶段均受到必须固定某一充电区间的限制，如始终选择 500~2 500 s 的充电时间间隔数据[7]或 3.70~3.90 V 电压范围的数据[8]。这促使一种新方法的提出，即将随机电压区间与电池老化程度估算联系起来，使模型能够更好地泛化到不同的充电时间和电压范围。为此，Feng 等[9]利用支持向量机 SVM(support vector machine)量化了一个相似性因子，该因子反映了不同 SOH 的电池充电曲线间的相似性，但仅对电压段的单调部分有效。文献[10]提出了基于随机充电片段的 SOH 估算方法，将电压片段的起始电压、容量序列的容量和以及标准差作为 HFs，估算电池老化程度，但并未考虑电池管理系统 BMS(battery management system)采样精度对容量计算的影响。Li 等[11]提出了新的容量增量−动态电压规整 IC-DVW(incremental capacity-dynamic voltage warping)特征，并通过 Box-Cox 变换将其与容量相关联，但该方法部分放电数据的起始点固定在 100%SOC，终点随机选择在 3.60~3.90 V 范围内，这在实际应用中并不完全适用。此外，复杂的 IC 曲线插值和平滑方法也增加了选择参数的难度，如窗口长度参数决定了拟合中包含的数据点数量。文献[11]中选择的窗口长度为 13，但并未说明具体的原因；文献[12]比较了采样频率和窗口长度参数对曲线的影响，但仅通过观察曲线平滑效果、峰值强度和峰值偏移来确定参数是否合适。在实际应用中，考虑到不同用户的习惯和数据质量，上述方法的有效性无法得到保证。

基于上述分析，为实现灵活且鲁棒的电池老化程度估算，需要解决 2 个关键问题：如何使模型能够处理不同电压区间的数据并估算电池老化程度；如何提取鲁棒的 HFs 以简化参数选择过程。受到文献[13-14]中 Wasserstein 距离描述电池相似性的启发，本文提出了一种滑动窗口平滑方法，在仅有部分充电数据的情况下获取 HFs，并缩窄可选择的平滑参数范围，以简化参数选择过程。结果表明，随机电压区间数据均可作为模型的输入，即使输入的电压区间不包含完整 IC 曲线的峰值，也能获得小于 2%均方根误差 RMSE(root maen square error)的 SOH 估算结果。

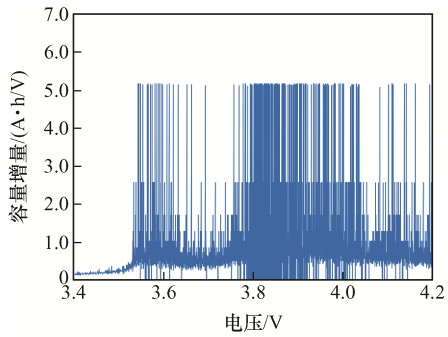
1　容量增量推土机距离(IC-WAS)、容量增量瓦瑟斯坦距离(IC-EMD)健康特征

本文采用被广泛使用的牛津电池退化数据集 1[15-16]来验证所提方法。数据集采集自 8 块 Kokam 软包电池。每块电池的容量为 740 mA·h，正极由锂钴氧化物和锂镍钴氧化物制成，负极由石墨制成。为模拟汽车实际运行时的电池老化过程，对这些电池采用 2C 倍率充电，并模拟车辆行驶工况放电。每 100 个循环进行 1 次特性测试，使用 1C 倍率测量电池容量，并以 1 Hz 的采样频率记录。测试均在环境温度为 40 ℃的受控环境中进行。

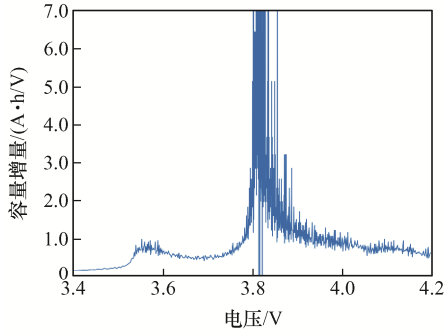
1.1　移动平均与高斯平滑

IC 曲线包含丰富的特征，能够揭示电池老化机制的关键信息。然而，传统 IC 分析方法的适应性受到 BMS 采样特性与特征提取方法的限制。直接对数据应用数值微分会放大电压曲线中的测量噪声，而主观选择平滑参数对 SOH 估算精度的影响尚未得到验证。本文专注于部分充电数据中 HFs 的可用性和鲁棒性，旨在获得可靠的 SOH 估算结果。图 1 展示了电池#1 在起始老化状态时不同采样频率下的 IC 曲线。当计算间隔为 1 s 时，由于存在噪声，无法识别任何有用的特征；随着计算间隔

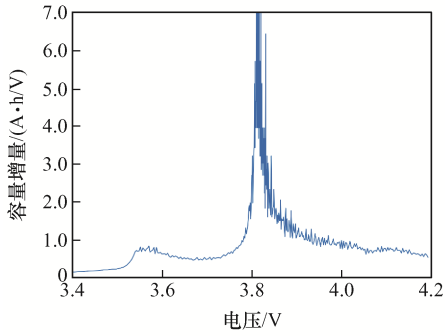
的增大，IC 曲线的峰值可粗略分辨；当间隔达到 20 s 时，IC 曲线特征平滑度才满足分析要求。



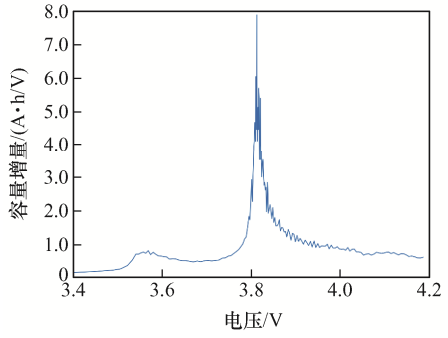
(a) 计算间隔为1 s时



(b) 计算间隔为5 s时



(c) 计算间隔为10 s时



(d) 计算间隔为20 s时

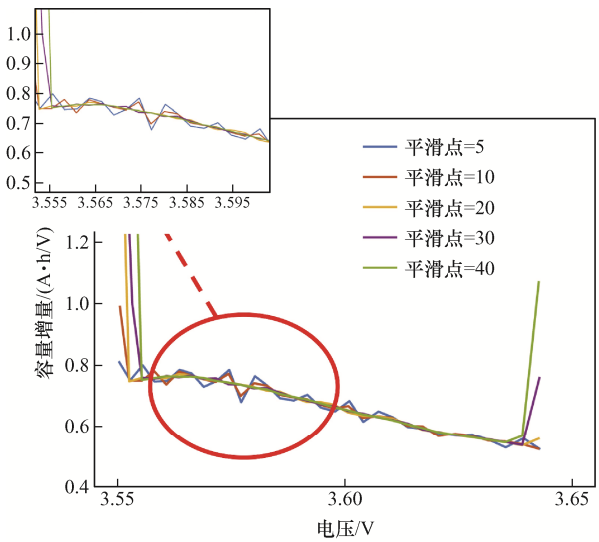
图 1 电池#1 不同采样频率下的 IC 曲线

Fig. 1 IC curves of cell #1 under different sampling intervals

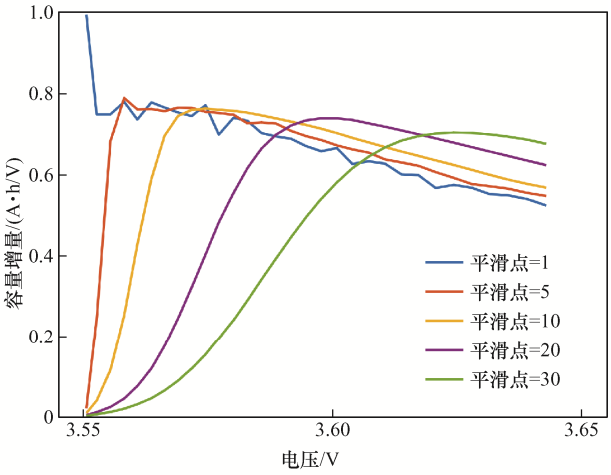
为了获得更平滑的 IC 曲线，本文采用类似文献[11]中的平滑方法。在传统的平滑方法中，通常直接对整个 IC 曲线进行平滑处理。然而在实际应用中，可能无法获得完整的充电曲线，从而无法获得完整的 IC 曲线。此外，平滑曲线越长，可选择的平滑参数范围越宽，进而增加了实际选择参数的难度。例如，文献[12]中平滑参数设置为 600，约为完整曲线长度的 1/6。在实际应用中，该参数的获得往往要经过试错[17]的过程，且无法保证 SOH 估算值的精度。

为了能够使用部分充电数据进行电池 SOH 估算，本文采用了一种滑动窗口平滑方法。首先，使用滑动窗口对数据进行分段，每段宽度为 0.10 V，该宽口宽度在利用部分充电数据的同时，压缩了平滑参数的选择范围，简化了平滑参数选择过程，并以 0.01 V 的增量递增，如[3.20 V, 3.30 V]，[3.21 V, 3.31 V]；其次，对每个电压段应用移动平均 MA (moving average)方法，并计算 IC 对电压增量的微分；最后，进一步应用高斯平滑 GS(Gaussian smoothing)方法，如图 2 所示。本节以电池#1 在起始循环状态，电压范围为[3.55 V, 3.65 V]为例进行说明。

由图 2(a)可知：当 MA 方法中的平滑点设置为 5 时，平滑后的曲线仍然存在明显的噪声；随着平滑点的增多，噪声有所减少，但边界处的数值发生了突变。这些突变是由 MA 更新电压数据导致的。由图 2(b)可知，经 GS 处理后，随着平滑窗口的增加，曲线之间的差异越来越大。这自然地引出了问



(a) MA方法取不同平滑点



(b) GS方法取不同平滑窗口长度

图 2　电池#1 在不同平滑参数下经 MA、GS 处理后的 IC 曲线

Fig. 2 IC curves of cell #1 under different smoothing parameters via MA and GS methods

题：如何提取全面且客观的 HFs，并保证 SOH 估算精度。基于该问题，需要探索更鲁棒的特征提取方法，而不仅是关注峰值及其位置。

1.2 Wasserstein 距离

最直观的提取曲线特征的方法除峰值外，还有曲线的相似性。例如，欧氏距离可以用来描述曲线之间的差异。但在电池 IC 曲线中，随着电池的老化，相同电压区间内的数据点数并不相同，无法直接计算欧氏距离，而插值拟合等方法会进一步增加计算负担。Wasserstein 距离[18]、詹森−香农 JS(Jensen-Shannon)散度、余弦距离等度量方法也可描述相似性。但 JS 散度要求被计算的 2 条曲线满足概率分布的定义，且无法直接作用在 IC 曲线上[20]；余弦距离更关注向量方向的相似性，不能描述曲线形状明显变化的场景。而 Wasserstein 距离无需对不等长 IC 曲线插值对齐，可连续感知曲线缓慢老化畸变，并从全局分布角度表征曲线形变，鲁棒性更强。因此，本文使用 Wasserstein 距离描述 2 条 IC 曲线之间的相似度，以提供电池老化的物理信息。其被定义为将一个质量分布转换为另一个分布所需的最小能量，可以表示为

$$W(v,u)=\inf_{\gamma\sim\Pi(v,u)}E_{(x,y)\sim\gamma}[\|x-y\|] \tag{1}$$

式中：v、u 分别为电池初次循环时和需要估算的目标循环时的数据样本；(v,u) 为 2 条 IC 曲线的概率分布；$\inf_{\gamma\sim\Pi(v,u)}$ 为在边缘分布分别为 v、u 的全体联合耦合分布 $\Pi(v,u)$内求取下确界；γ 为联合分布；Π 表示所有可能的联合分布的集合；$E_{(x,y)\sim\gamma}[\cdot]$ 为在某一个联合分布下，2 个分布之间的距离；$\|x-y\|$ 表示样本之间的距离。Wasserstein 距离就是在所有可能的联合分布下的距离下界。

需要注意的是，虽然可以直接对未归一化的 IC 曲线使用 Wasserstein 距离，但本文也应用了归一化后的计算方法——推土机 EMD(earth mover's distance)和瓦瑟斯坦距离 WAS(Wasserstein distance)，其对应的特征分别为 IC-EMD、IC-WAS。第一种方法直接计算 2 条 IC 曲线的 Wasserstein 距离，对于质量(积分)不同的 2 条曲线，计算时会将多余的质量丢弃[18]；第二种方法则先将 IC 曲线进行归一化，再使用直方图密度估算，得到概率分布后，计算 Wasserstein 距离。

2　基于高斯过程回归的 SOH 估算过程

图 3 展示了本文所提电池 SOH 估算方法的流程，包括 4 个步骤，具体如下。

步骤 1 利用滑动窗口平滑方法处理老化数据的 U-Q 曲线以获得 IC 曲线。

步骤 2 计算每个电压区间内 IC 曲线与参考曲线之间的 Wasserstein 距离。

步骤 3 将 WAS/EMD 及其对应的电压索引组合，作为模型的输入，SOH 作为模型的输出。它们之间的映射关系使用高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)表示，详见第 2.3 节。

步骤 4 在实际应用中计算 IC-WAS、IC-EMD 特征，并放入训练好的模型以获得 SOH 估算结果。

2.1 模型输入

本文旨在使用部分充电数据来估算电池老化程度，这些数据可能在随机的电压值处开始或结束。IC-WAS、IC-EMD 距离在不同电压范围内和循环次数下可能会具有相似的值，如图 4 所示。

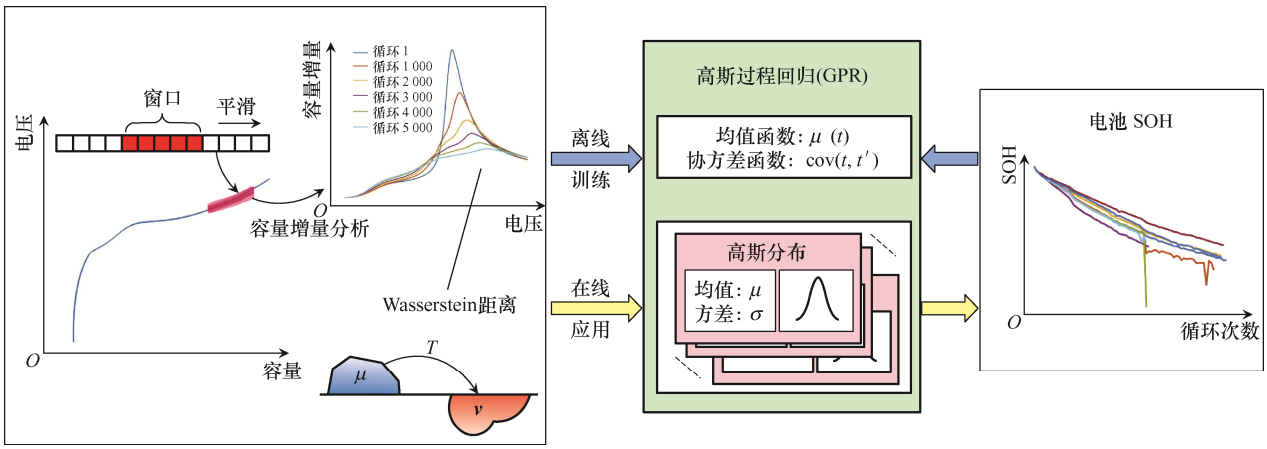


图 3 本文所提方法流程

Fig. 3 Flow of overview of proposed method

如果直接将距离值及其对应的 SOH 输入模型，模型可能无法有效学习当前输入与输出的映射关系。因此，需要在输入数据中添加相应的电压索引。结合之前使用的 *U-Q* 数据滑动窗口平滑方法，本文定义每个输入样本 $x_i=[U_{\text{start1}}\ U_{\text{start2}}\ \cdots\ U_{\text{start}N}\ D_{\text{Dist1}}\ D_{\text{Dist2}}\ \cdots\ D_{\text{Dist}N}]$。其中：$i$ 为当前的循环次数；D_{Dist1} 为当起始电压为 U_{start1} 时，计算的 IC-WAS、IC-EMD 特征值；N 为电压区间内离散采样分段总数，对应特征提取的电压节点数量。

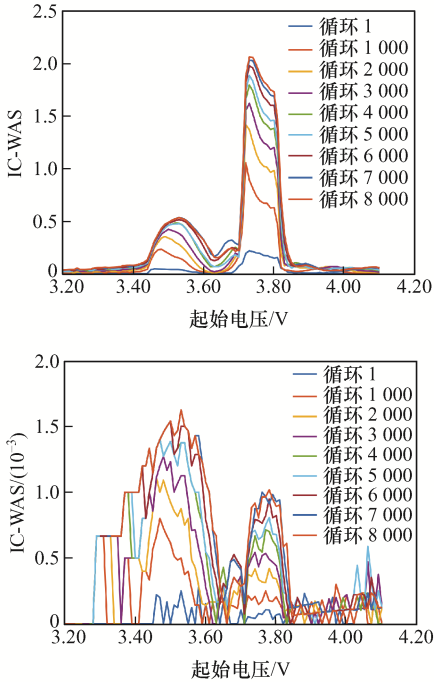


图 4 不同起始电压和循环次数下的 IC-EMD/WAS 特征

Fig. 4 IC-EMD/WAS features under different starting voltages and cycles

考虑到不同用户的习惯[19]，充电的起始电压较少为 2.70 V(即 0%SOC)，且在低 SOC 水平下，充电电压会快速增大，因此本文选择 3.20 V 作为起始电压下限。在此基础上构建输入训练集 X，但样本内包含的连续电压段的个数会影响预测的效果。为了实现预测效果与模型输入电压区间的平衡，使不包含完整 IC 曲线峰值的区域(3.80 V 后)也能作为模型的输入，本文数据集中每个样本由 20 个连续电压段的 IC-WAS、IC-EMD 特征及其相应的电压索引组成，并设置每段长度为 0.10 V，总长度为 0.29 V。

2.2 GPR 模型

GPR 是一种非参数机器学习方法，在贝叶斯框架下利用核函数来学习 HFs 与 SOH 之间的关系。输入向量 $\boldsymbol{x}$ 用于预测输出 $f(\boldsymbol{x})$，并假设这些输出值遵循高斯分布。这表明对于任意一组输入向量，对应的输出值集合可以通过多元高斯分布来描述，其中协方差由核函数决定，即

$$f(\boldsymbol{x})=G_{\text{p}}(m(\boldsymbol{x}),K(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}')) \tag{2}$$

式中：$G_{\text{p}}(\cdot)$为核函数；$m(\cdot)$ 为均值函数；$K(\cdot)$ 为协方差函数；$\boldsymbol{x}$、$\boldsymbol{x}'$为任意 2 组不同的输入向量。

考虑到实际应用，假设输出值受高斯白噪声影响，可得 $y=f(\boldsymbol{x})+\varepsilon$，$\varepsilon\sim N(0,\sigma^2)$，$\varepsilon$ 为高斯测量噪声。对于一个新的输入 $\boldsymbol{x}^*$，观测值和预测值的联合分布为

$$\begin{bmatrix} Y \\ y^* \end{bmatrix} \sim G_{\mathrm{P}}\left(\begin{bmatrix} m(X) \\ m(\boldsymbol{x}^*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K(X,X)+\sigma^2\boldsymbol{I} & K(X,\boldsymbol{x}^*) \\ K(\boldsymbol{x}^*,X) & K(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{x}^*) \end{bmatrix}\right) \tag{3}$$

式中：X 和 Y 分别为训练集的输入和输出；y^* 为预测值；$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵；$K_{i,j}=k(x_i,x_j)$ 用于描述 x_i 与 x_j 之间的相似性。进而可得预测值的后验分布为

$$y^* \mid X,Y,\boldsymbol{x}^* \sim N(\bar{y}^*, \mathrm{cov}(y^*)) \tag{4}$$

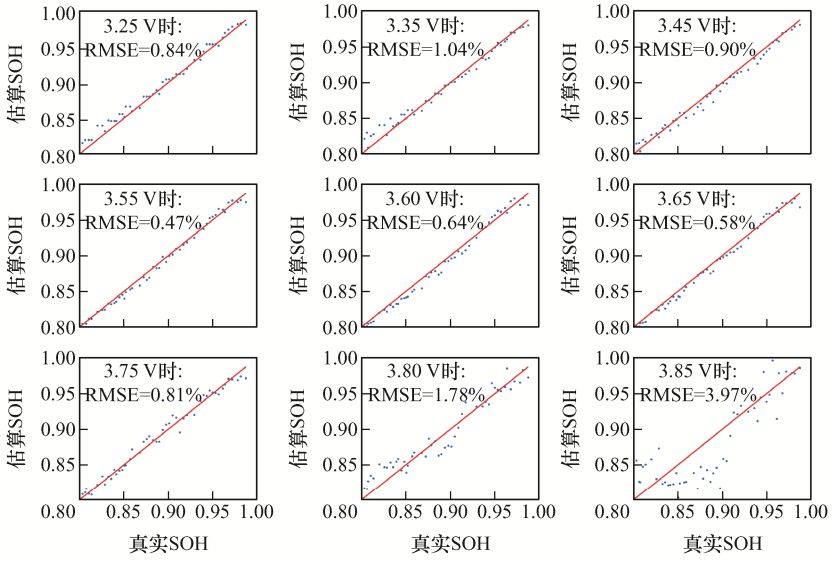
式中：$\bar{y}^*$ 为待测样本对应的 SOH 预测均值；$\mathrm{cov}(y^*)$ 为预测结果的后验协方差。

3　算例验证与鲁棒性分析

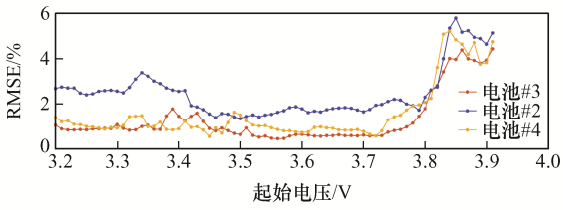
为了验证所提方法的有效性和鲁棒性，本文计算了 SOH 估算结果的 RMSE，并研究了采样频率、平滑参数和电压段对估算 SOH 的影响。牛津电池退化数据集 1 中的电池#1 的实验数据用于训练，电池#3 用于测试，电池#2 与电池#4 用于检验模型对不同单体电池的适配鲁棒性。测试数据从完整的充电电压曲线中提取，以模拟来自车载测试中的数据。

3.1　IC-WAS-SOH 估算

为了探究模型在不同电压段下的估算精度，本文使用不同起始电压的测试数据作为模型输入来获得 SOH 估算结果。对于每个测试电压段，GPR 模型的结构、平滑参数和采样频率均保持不变。平滑点数和平滑窗口均设置为 10，采样频率设置为 0.10 Hz。9 组不同起始电压下的估算 SOH 和真实 SOH 结果如图 5(a)所示，图 5(b)给出了全部 72 个测试电压段对应的 SOH 估算的 RMSE。由图 5(a)可知，起始电压不大于 3.80 V 时，估算 RMSE 均可控制在 2.00%以内，其中 3.55 V 起始电压下 RMSE 取得最优值 0.47%，这初步说明了本文提出方法的有效性；当起始电压大于 3.80 V 时，RMSE 迅速增大，这与 IC-WAS 特征有关。



(a) IC-WAS-SOH 估算结果



(b) RMSEs

图 5　不同起始电压下的 IC-WAS-SOH 估算结果和 RMSEs

Fig. 5 IC-WAS-SOH estimation results and RMSEs at different starting voltages

在充电前期，电压增长较快，不同循环次数下的 IC 曲线差异较为明显，曲线的概率分布差异较大，使得 IC-WAS 特征具有较好的区分度，模型更容易学习 HFs 与 SOH 之间的映射关系；在充电中期，数据包含了完整 IC 曲线的峰值，IC 曲线的概率分布差异仍较明显，能够获得较低的估算误差；在充电后期，由于测试输入可能不再包含完整 IC 曲线的峰值，如图 6 所示，不同循环次数下归一化后的 IC 曲线差异越来越小，概率分布差异也逐渐减小，使得估算误差增大。使用电池#2、#4 作为测试集时，估算误差仍然表现出相似的特性，进一步验证了上述分析。

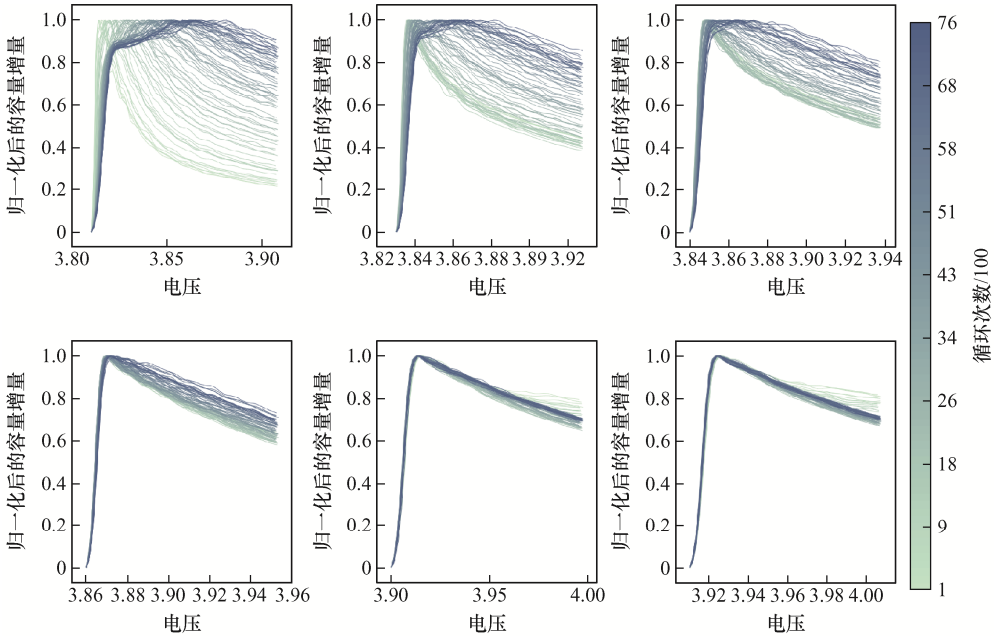


图 6 起始电压 3.81 V 后的归一化 IC 曲线

Fig. 6 Normalized IC curves after starting voltage of 3.81 V

3.2 IC-EMD-SOH 估算

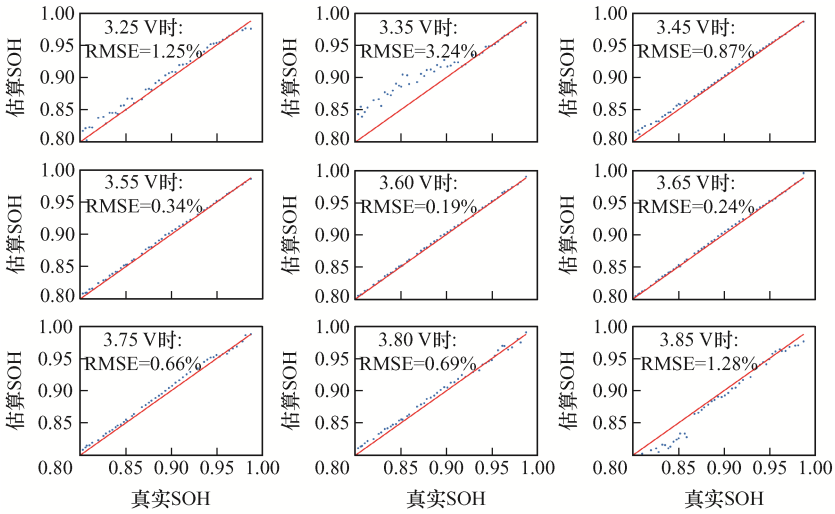
进一步将 IC-EMD 作为模型的 HF 输入，同时保证模型参数和采样频率与第 3.1 节保持一致，得到的不同起始电压下 SOH 的估算结果如图 7(a)、(b)所示。

当起始电压位于充电中、后期时，模型均能获得 2.00%以下的估算 RMSE，说明 IC-EMD 特征也能作为 SOH 估算模型的输入。与第 3.1 节类似，测试数据中也存在部分电压段对应的 SOH 估算误差较高的情况。这与其本身的 HFs 有关，如图 4 所示，起始电压在 IC-EMD 的第一个峰值左侧区域附近时，其变化相较于第二个峰值区域更缓慢，因此模型输入中包含的该段数据越多，SOH 精确估算的难度越高。因此，图 7(b)中 RMSEs 在充电前期呈现先增大后减小的趋势；在起始电压大于 3.50 V 时，RMSEs 一直保持在较低的水平。使用电池#2、#4 作为测试集时，仍然表现出相似的特性。

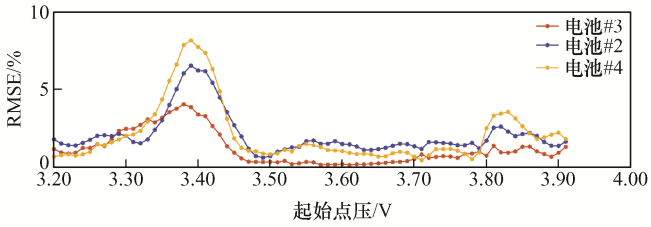
在实际应用中，可以根据用户的使用习惯选择起始电压。如果起始电压在 3.45 V~3.80 V 范围内，2 种计算方法均可使用，可根据 BMS 的计算能力进一步选择；如果起始电压在 3.20 V~3.45 V 范围内，则推荐使用 IC-WAS 特征；如果起始电压大于 3.80 V，可以选择 IC-EMD 特征以获得更高精度的估算结果。

3.3 鲁棒性分析

本文提出滑动窗口平滑方法是为了简化实际应用中参数选择的过程，并获得更鲁棒的 HFs。因此，需要进一步量化不同参数对电池老化估算的影响，以确保该方法在实际使用中的可靠性。本文选择了 9 组不同的平滑参数，使用的采样频率为常见的 0.05 Hz 和 0.10 Hz，平滑窗口和平滑点的范围均为 1~30。图 8、9 给出了采样频率为 0.10 Hz 时，不同平滑参数与起始电压下的 IC-WAS-SOH、IC-EMD-SOH 估算误差的箱线图。



(a) IC-EMD-SOH估算结果



(b) RMSEs

图 7　不同起始电压下的 IC-EMD-SOH 估算结果和 RMSEs

Fig. 7 IC-EMD-SOH estimation results and RMSEs at different starting voltages

在这些参数下，估算结果的 RMSE 表现出与第 3.1 节、第 3.2 节相似的特征。在 IC-WAS-SOH 估算方法中，当起始电压大于 3.80 V 时，RMSE 明显较大；随着起始电压的进一步增大，四分位间距表现出增大的趋势。这表明在实际应用中，如果使用充电末期的数据，不论平滑参数如何变化，应避免使用 IC-WAS 作为 HF。当起始电压小于 3.80 V 时，最大 RMSE 上限基本维持在 2.14%，且其四分位间距也均较窄。

类似地，在 IC-EMD-SOH 估算中，在充电前期，RMSE 的最大值高于 2.00%，并表现出先增大后减小的趋势，最大 RMSE 为 4.90%，表明当选择充电前期的数据进行 SOH 估算时，应避免使用 IC-EMD 作为 HF；在充电中期，RMSE 的中位数及四分位间距都逐渐减小，即使起始电压大于 3.70 V，中位数上升且四分位间距存在波动，但误差中位数仍低于 2%，进一步证明了 IC-EMD 特征对处于充电后期电池 SOH 估算的有效性和鲁棒性。

当采样频率减小至 0.05 Hz 后，由于采样点数量更少，可选择的平滑参数范围也需要进一步缩窄，此时仅考虑平滑参数在 1~15 范围内变化。图 10 给出了 5 组不同参数下 SOH 估算的 RMSE。由图可知：RMSE 随起始电压的变化与 0.1 Hz 时类似，且采样频率减小并不会显著影响 SOH 的估算结果，如当使用 IC-WAS 作为 HF 时，在电池充电的前、中期，大多数起始电压对应的 RMSE 均未超过 1.60%，这对于降低 BMS 成本是有利的；平滑参数的变化对估算结果的影响较小，尤其是在充电的前、中期，RMSE 的变化幅度小于 1.00%，但在使用 IC-EMD 特征时，RMSE 表现出随平滑参数增大而增大的趋势。当平滑窗口大小固定时，平滑点数对 SOH 估算的影响不大，这说明在滑动窗口平滑方法中，GS 过程更为重要，这与在第 1.1

节中的分析相吻合，因此 GS 平滑参数的选择应更谨慎。

3.4 不同模型对比

本文为了评估 GPR 模型的性能，通过实验得

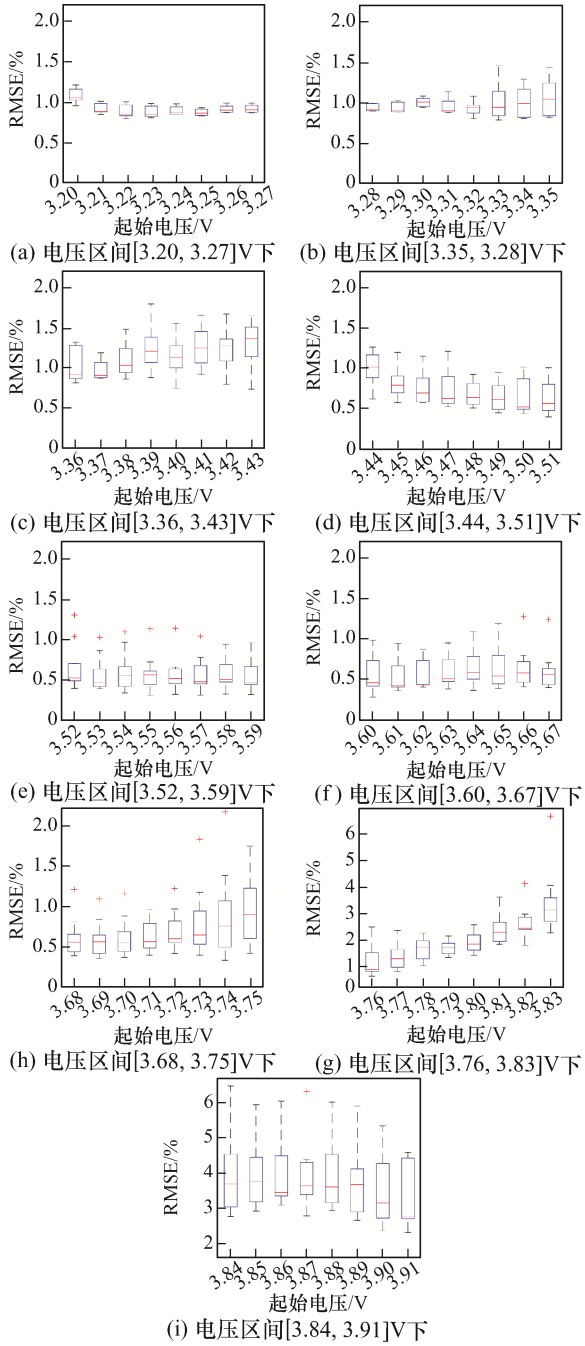


图 8 采样频率 0.10 Hz 时不同平滑参数对应的 IC-WAS-SOH 估算误差箱线图

Fig. 8 Box-plots of IC-WAS-SOH estimation errors under different smoothing parameters at sampling frequency of 0.10 Hz

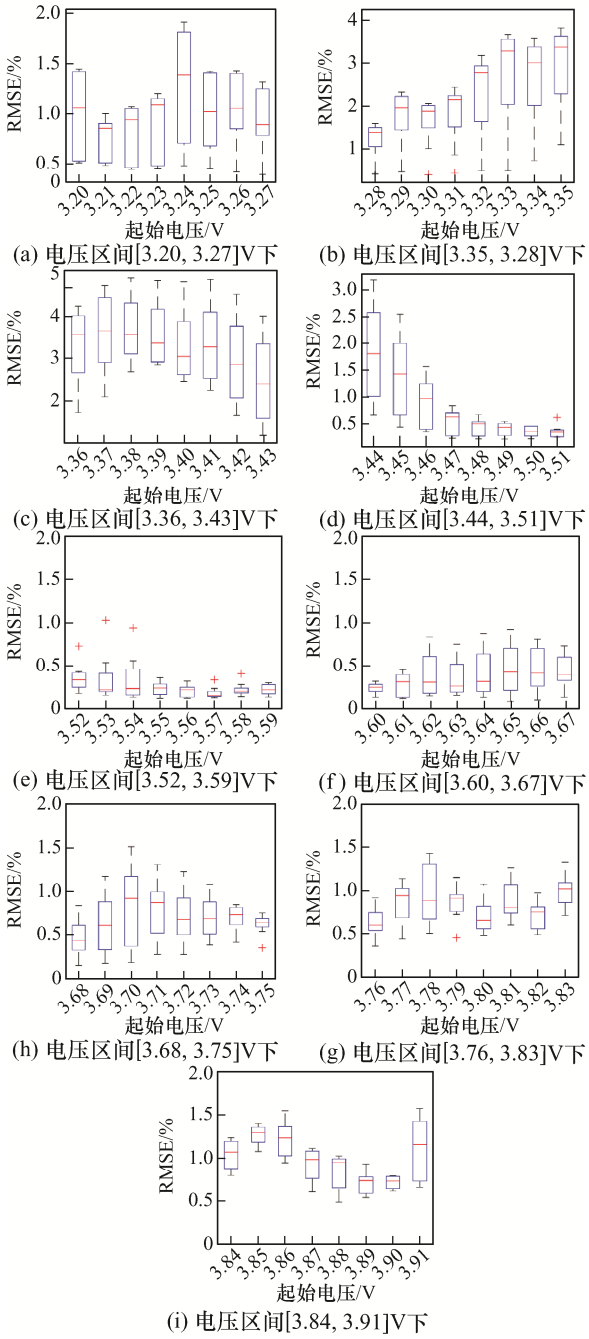
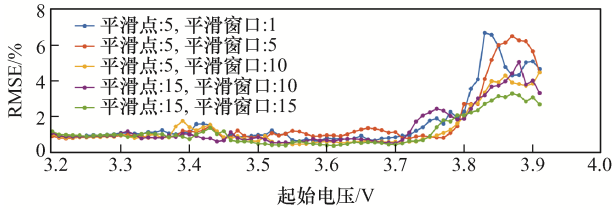


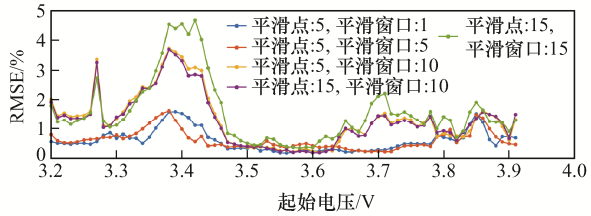
图 9 采样频率 0.10 Hz 时不同平滑参数对应的 IC-EMD-SOH 估算误差箱线图

Fig. 9 Box-plots of IC-EMD-SOH estimation errors under different smoothing parameters at sampling frequency of 0.10 Hz

到本文所提模型与双向长短期记忆 BiLSTM(bidirectional long short-term memory)网络、SVM、多层感知机 MLP (multilayer perceptron)的对比结果，如图 11、图 12 所示。GPR 模型在 IC-EMD/WAS 特征上均优于其他模型。需要说明的是，基于第 2.1 节输



(a) IC-WAS



(b) IC-EMD

图 10　采样频率 0.05 Hz 时 IC-WAS 与 IC-EMD 不同平滑参数对应的 SOH 估算误差

Fig. 10 Estimation error of SOH under different smoothing parameters at sampling frequency of 0.05 Hz using CI-WAS and IC-EMD

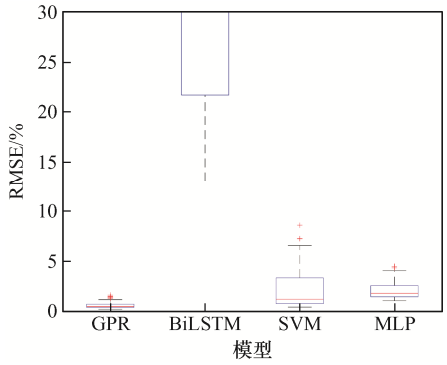


图 11　IC-EMD 特征下模型对估计 RMSE 的影响

Fig. 11 Effects of different models on estimation RMSE based on feature of IC-EMD

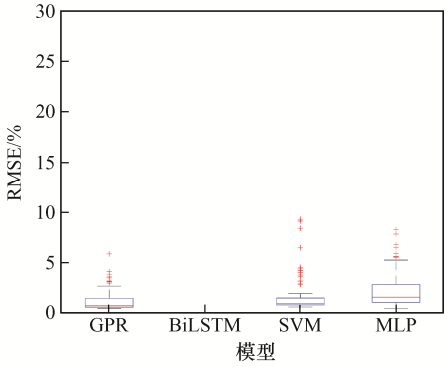


图 12　IC-WAS 特征下模型对估计精度的影响

Fig. 12 Effects of different models on estimation accuracy based on feature of IC-WAS

入样本的定义方式，在预测过程中可能仅能提取出 1 个输入样本来预测 SOH，进而无法提供与训练过程相同的时间序列结构，因此并不适用于需要上一时刻隐藏状态作为输入的循环神经网络，从而导致对应的估算 RMSE 较大。

4　结论

针对随机电压区间估算电池 SOH 的问题，本文提出了一种鲁棒且灵活的电池老化估算方法。首先，通过滑动窗口平滑方法，使模型能够灵活处理实际应用中具有不同起始和截止电压的部分充电数据。接着，计算了平滑后 IC 曲线与参考曲线的 Wasserstein 距离，获得了 2 种新的鲁棒 HFs，即 IC-WAS、IC-EMD。在线应用时，可以将特征与相应的起始电压组合，作为 GPR 模型的输入，以估算电池 SOH。测试结果表明，本文所提方法能够实现高精度的 SOH 估算。最后，讨论了平滑参数和采样频率对 SOH 估算的影响，进一步证明了 IC-WAS、IC-EMD 特征的鲁棒性。本文得出的结论如下。

(1)基于本文提出的滑动窗口平滑方法，任何起始电压的数据段，即使是未包含完整 IC 曲线峰值的电压段，均可作为模型输入实现 SOH 估算。

(2)对处于充电前期的电池，推荐使用 IC-WAS 作为 HF；对处于充电中、后期的电池，选择 IC-EMD 则可以在减轻计算负担的同时，获得更高精度的估算结果。

(3)在 MA 与 GS 方法中，GS 对 SOH 估算效果的影响更大，其平滑窗口的选择应更谨慎。采样频率对 SOH 估算的影响较小，故可使用成本更低的 BMS。在实际应用中，可以直接选择小于 15 的平滑参数，而无需进行试错或观察曲线的平滑效果，这简化了参数选择过程。

参考文献：

[1] Xiong Rui, Shen Weixiang. Advanced Battery Manag-

ement Technologies for Electric Vehicles [M]. Hoboken: Wiley, 2018.

[2] Zhang Yongzhi, Zhao Mingyuan, Xiong Rui. Online data-driven battery life prediction and quick classification based on partial charging data within 10 min [J]. Journal of Power Sources, 2024, 594: 234007.

[3] Fallahifar R, Kalantar M. Optimal planning of lithium ion battery energy storage for microgrid applications: Considering capacity degradation [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 57: 106103.

[4] Zhou Ziyou, Liu Yonggang, Zhang Chengming, et al. Deep neural network-enabled battery open-circuit voltage estimation based on partial charging data [J]. Journal of Energy Chemistry, 2024, 90: 120-132.

[5] Chen Minzhi, Ma Guijun, Liu Weibo, et al. An overview of data-driven battery health estimation technology for battery management system [J]. Neurocomputing, 2023, 532: 152-169.

[6] Hu Xiaosong, Zou Changfu, Zhang Caiping, et al. Technological developments in batteries: A survey of principal roles, types, and management needs [J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2017, 15(5): 20-31.

[7] Guo Ruohan, Xu Yiming, Hu Cungang, et al. A curve relocation approach for robust battery open circuit voltage reconstruction and capacity estimation based on partial charging data [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(3): 3760-3773.

[8] Tian Jinpeng, Xiong Rui, Shen Weixiang, et al. Electrode ageing estimation and open circuit voltage reconstruction for lithium ion batteries [J]. Energy Storage Materials, 2021, 37: 283-295.

[9] Feng Xuning, Weng Caihao, He Xiangming, et al. Online state-of-health estimation for Li-ion battery using partial charging segment based on support vector machine [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(9): 8583-8592.

[10] 郭鹏旭, 赵理, 张丰硕. 基于随机充电片段的锂电池健康状态估计方法[J/OL]. 电源学报, 1-13. (2024-08-19)[2024-10-15]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20250518.1051.002.
Guo Xupeng, Zhao Li, Zhang Fengshuo. A Method for estimating the health state of lithium batteries based on random charging segments [J/OL]. Journal of Power Supply, 1-13. (2024-08-19)[2024-10-15]. https://link.cnki.net/urlid/12.1420.TM.20250518.1051.002.

[11] Li Lianfeng, Li Yang, Cui Weiwei, et al. A novel health indicator for online health estimation of lithium-ion batteries using partial incremental capacity and dynamic voltage warping [J]. Journal of Power Sources, 2022, 545: 231961.

[12] Li Yi, Abdel-Monem M, Gopalakrishnan R, et al. A quick on-line state of health estimation method for Li-ion battery with incremental capacity curves processed by Gaussian filter [J]. Journal of Power Sources, 2018, 373: 40-53.

[13] 顾菊平, 蒋凌, 张新松, 等. 基于特征提取的锂离子电池健康状态评估及影响因素分析[J]. 电工技术学报, 2023, 38(19): 5330-5342.
Gu Juping, Jiang Ling, Zhang Xinsong, et al. Estimation and influencing factor analysis of lithium-ion batteries state of health based on features extraction [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(19): 5330-5342. (in Chinese)

[14] He Ning, Yang Ziqi, Qian Cheng, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on fusion model considering capacity regeneration phenomenon [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 85: 111068.

[15] Birkl C. Oxford battery degradation dataset 1 [DS/OL]. Oxford: University of Oxford, 2017.

[16] Birkl C. Diagnosis and prognosis of degradation in lithium-ion batteries [D]. Oxford: University of Oxford, 2017.

[17] Choi Y, Yun J, Jang P. A deep learning approach for state of health estimation of lithium-ion batteries based on differential thermal voltammetry [J]. IEEE Access, 2024, 12: 89921-89932.

[18] Levina E, Bickel P. The Earth Mover's distance is the Mallows distance: Some insights from statistics [C]// Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001. Vancouver, BC, Canada, 2002: 251-256.

[19] Zhao Yang, Wang Zhenpo, Shen Z M, et al. Assessment

(下转第 199 页)

[18] 张建文, 包义玖, 臧甲杰, 等. 一种基于HHT的交直流微电网故障检测方案[J]. 电源学报, 2025, 23(8): 317-328.
Zhang Jianwen, Bao Yijiu, Zang Jiajie, et al. HHT-based fault detection scheme for AC-DC microgrid [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(8): 317-328. (in Chinese)

[19] 李伟锋, 鲍志阳. 直流微电网相关技术研究综述[J]. 电工材料, 2023(2): 90-96.
Li Weifeng, Bao Zhiyang. Overview of DC microgrid research with distributed energy [J]. Electrical Engineering Materials, 2023(2): 90-96. (in Chinese)

[20] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization [EB/OL]. (2014-12-22)[2024-11-14]. https://arxiv.org/abs/1412. 6980



张晓棋

作者简介：

张晓棋(2000—)，女，硕士研究生。研究方向：直流微电网失稳监测。E-mail：zhangxiaoqi@cjlu.edu.cn。

覃默(1987—)，女，本科，高级工程师。研究方向：开关电源，充电桩。E-mail：qinmo@hikvision.com。

熊波(1984—)，男，本科，高级工程师。研究方向：水利水电工程，光伏电站，储能电站。E-mail：xiong_b@hdec.com。

蔡慧(1980—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：电力电子技术与电力传动，空调系统优化控制，新能源发电及其控制。E-mail：caihui@cjlu.edu.cn。

李灵至(1993—)，女，博士，讲师。研究方向：电力设备故障诊断，建筑室内系统控制。E-mail：20a0102180@cjlu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)

(上接第 150 页)

of battery utilization and energy consumption in the large-scale development of urban electric vehicles [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2021, 118(17): e2017318118.

[20] Fuglede B, Topsoe F. Jensen-Shannon divergence and Hilbert space embedding [C]// International Symposium on Information Theory, 2004. ISIT 2004. Proceedings. Chicago, IL, USA, 2005: 31.



赵靖杰

作者简介：

赵靖杰(1996—)，男，中国电源学会会员，通信作者，硕士，助教。研究方向：锂离子电池健康管理。E-mail：zhaojingjie@mail.hfut.edu.cn。

胡聪慧(1998—)，女，硕士，助教。研究方向：新能源发电与智能微电网。E-mail：2991086978@qq.com。

(责任编辑：郭凯凯)