DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.3.170 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

具有抗噪声干扰的储能锂离子电池 PDF 特征提取及 SOH 估计

杨 勇[1]，朱皓斌[2]，朱精武[1]，葛 景[2]，朱 丹[2]
(1.内蒙古电力(集团)有限责任公司，呼和浩特 010000；2.南京南瑞继保工程技术有限公司，南京 211102)

摘要：基于增量容量IC(incremental capacity)的分析方法通过将电压平台转换为特征峰，实现了对锂离子电池老化机制的有效解析。然而，IC曲线对噪声的免疫能力较差，其提取的健康特征易受到噪声峰的干扰。为解决此问题，结合集成学习模型提出1种基于抗噪声干扰的概率密度函数PDF(probability density function)特征提取的健康状态SOH(state-of-health)估计方法。首先，通过对电压曲线计算概率密度函数得到PDF曲线，然后通过设置不同信噪比对PDF和IC曲线提取的不同峰特征进行分析对比。其次，利用极限学习机的学习速度和随机性，构建集成学习模型框架来降低单一模型的预测误差。最后，在CALCE数据集上进行了不同噪声条件下的SOH估计实验，证明了该方法具有较高的精度和可靠性。

关键词：锂离子电池；健康状态；概率密度函数；集成学习

PDF Feature Extraction and SOH Estimation for Energy Storage Lithium-ion Batteries with Noise Immunity

YANG Yong[1], ZHU Haobin[2], ZHU Jingwu[1], GE Jing[2], ZHU Dan[2]
(1. Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Hohhot 010000, China; 2. Nanjing Nanrui Jibao Engineering Technology Co., Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: The analysis method based on incremental capacity (IC) achieves effective analysis of the aging mechanism of lithium-ion batteries by converting voltage plateaus into characteristic peaks. However, the immune capability of IC curves with respect to noise is poor, and the extracted health features are susceptible to interference from the noise peaks. To solve this problem, a state-of-health (SOH) estimation method based on noise immunity probability density function (PDF) feature extraction combined with an ensemble learning model is proposed. First, the PDF curve is obtained by calculating the PDF of the voltage curve, and different peak features extracted from the PDF and IC curves are analyzed and compared by setting different values of signal-to-noise ratio. Second, the learning speed and randomness of extreme learning machine are used to construct an ensemble learning model framework, so as to reduce the prediction error of a single model. Finally, SOH estimation experiments under different noise conditions were conducted on the CALCE dataset, and results demonstrated the high accuracy and reliability of the proposed method.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-health (SOH); probability density function (PDF); ensemble learning

收稿日期：2023-04-26；**修回日期**：2023-10-17；**录用日期**：2023-12-02；**网络首发日期**：2024-04-22
基金项目：国网内蒙古东部电力有限公司科技资助项目(2021ZD0039)
This work is supported by Science and Technology Project of State Grid East Inner Mongolia Electric Power Co., Ltd. under the grant 2021ZD0039

储能锂离子电池因其能量密度高、循环寿命长等优势，被广泛应用到各个领域。然而由于老化和外部环境的影响，锂离子电池的性能会逐渐退化，可能会导致不可预估的安全事故[1]。因此，预测和了解电池当前的健康状态SOH(state-of-health)对于提高电池系统的可靠性和稳定性十分必要。

目前，关于储能锂离子电池健康状态的估计方法可以分为 3 类：①基于模型的方法；②基于数据驱动的方法；③基于特征信号分析的方法。基于模型的方法一般通过建立电池的等效电路模型来分析电池容量衰减和内阻之间的关系。多数文献通过卡尔曼滤波[2]、粒子滤波[3]及它们的扩展形式来获取电池的内阻和容量参数，实现锂离子电池 SOH 的在线估计。此类方法虽具有许多优点，但是其预测结果受噪声干扰大，准确性取决于构建模型的精度和鲁棒性，且建立的模型只适用于特定的电池，因此不具备通用性，不适合广泛应用[4]。

基于数据驱动的方法通过挖掘电池老化数据中隐藏的演化规律，无需考虑电池内部复杂的化学变化，直接建立健康特征 HF(health feature)和 SOH 之间的潜在关系。为此，许多研究利用高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)[5]、支持向量机 SVM(support vector machine)[6]和长短期记忆 LSTM(long short-term memory)循环神经网络[7]等机器学习方法建立电池老化模型，通过检测电池的外部特性提取 HF 来映射电池的 SOH。文献[8]提出基于核岭回归建立充电电压片段和 SOH 之间的非线性映射关系，只需采用实际电池使用工况中容易获得的充电电压片段，就能够实现快速准确的 SOH 估计。然而，从质量参差不齐的多维数据中提取高质量健康特征非常耗时[9]。为了提取适当和可靠的特征，基于特征信号分析的方法通过对电池数据进行二次特征分析，可以有效缩短计算时间和降低成本。文献[10]通过增量容量分析，将变化平缓的电压曲线转换为增量容量 IC(incremental capacity)曲线峰值来提取 HF 以实现 SOH 的准确估计。然而，实际电压的测量噪声会大大增加 IC 曲线的计算成本和复杂性，阻碍了峰值信号的提取和分析。

考虑到上述问题，本文提出 1 种基于概率密度函数 PDF(probability density function)特征提取的锂离子电池 SOH 估计方法，首先通过计算充电电压曲线的概率密度，将电压曲线转换为具有明显峰值特性的 PDF 曲线，不但可以降低噪声的干扰，还能获得与 IC 方法类似的结果。此外，为了克服传统机器学习模型参数设置复杂的问题，选择具有随机学习特点的极限学习机 ELM(extreme learning machine)作为集成学习的子模型，并通过 1 个可信度评价规则来剔除不可信的估计结果。最后，使用马里兰大学先进生命周期工程中心 CALCE(center for advanced life cycle engineering)的锂离子电池老化数据集进行实验验证，结果表明本文所提方法具有较高的可靠性和准确性。

1　健康特征提取

1.1　CALCE 锂离子电池老化数据集介绍

选择 CALCE 提供的锂离子电池老化数据集中的 3 块电池数据作为实验数据[11]。老化实验过程采取恒流充电加恒压充电模式，恒定充电电流设置为 0.5C，充电截止电压为 4.2 V 和充电电流下降至 0.05 A 时停止充电；放电阶段均采取 1C 进行放电，直至放电电压达到截止电压 2.7 V 停止放电，重复上述过程。将锂离子电池的 SOH 定义为当前最大可用容量与出厂额定容量的比值，CS_35、CS_36 和 CS_37 电池的 SOH 随循环次数变化曲线如图 1 所示。

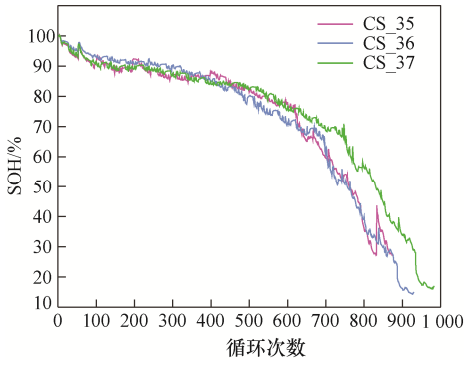


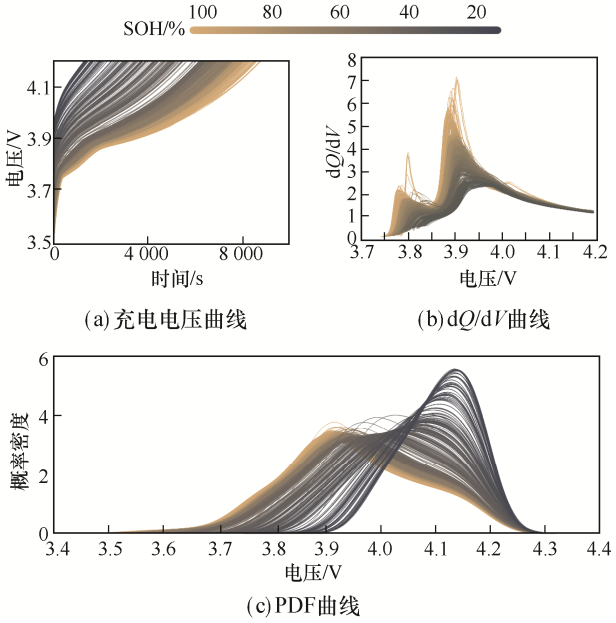
图 1　锂离子电池 SOH 变化曲线

Fig. 1 SOH curves of lithium-ion batteries

1.2　电池充电数据分析

构建电池老化模型的关键是选择合适的健康特征，图 2(a)为锂离子电池的恒流充电电压随电池老化的变化曲线。针对多维数据，采取容量增量的分析方法可以将电压平缓的变化过程有效

转换为更为明显的峰值特征。图 2(b)为滤波之后的 dQ/dV 曲线，可以看出峰值随电池老化加重不断降低。



(a) 充电电压曲线　(b) dQ/dV曲线

(c) PDF曲线

图 2　电池充电电压、dQ/dV 和 PDF 随 SOH 变化曲线

Fig. 2 Curves of battery charging voltage, dQ/dV and PDF varying with SOH

IC 曲线的计算过程可表示为

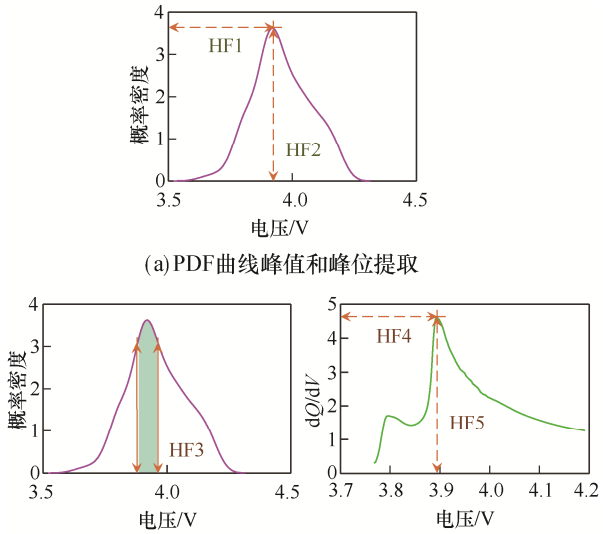
$$\frac{\mathrm{d}Q}{\mathrm{d}V}=\frac{\mathrm{d}(It)}{\mathrm{d}V}=\frac{I\mathrm{d}t}{\mathrm{d}V}=\frac{I}{\mathrm{d}V/\mathrm{d}t} \tag{1}$$

式中：Q 为电池容量；V 为电压；I 为电流；t 为时间。

然而，在进行 IC 曲线分析时，存在的测量噪声可能会导致 dV 的计算值接近 0，使得 IC 曲线出现较大的噪声峰值，阻碍峰值特征的提取。为解决此问题，选择抗噪能力更强的 PDF 分析方法来进行特征提取，通过计算充电电压曲线上各电压的概率密度，并将电压曲线转换为具有明显峰值特性的 PDF 曲线。假设存在 1 个 x 的概率密度函数 $f(x)$[12]，其中 x 为 1 个[a, b]之间的随机变量，则区间中 x 的概率 P 的计算公式为

$$P\{a\leqslant x\leqslant b\}=\int_a^b f(x)\mathrm{d}x \tag{2}$$

电池运行过程中的充放电电压数据为一维连续随机变量，为 PDF 的应用提供了理论依据，只需计算特征电压点的概率密度就能较好地反映电池的健康状态。从图 2(c)可以看出，未经滤波处理的 PDF 曲线具有明显的峰值特性且随老化峰值不断向右上方移动。PDF 和 IC 分析方法都是反映电池退化情况简便有效的方法，在本文的研究中，从不同程度的 PDF 曲线中提取峰位、峰值及 20%的峰域面积作为 HF1、HF2、HF3，IC 曲线的峰位和峰值作为 HF4、HF5，健康特征的定义如图 3 所示。



(a) PDF曲线峰值和峰位提取

(b) PDF曲线20%峰域面积提取　(c) IC曲线峰值和峰位提取

图 3　基于 PDF 和 IC 曲线的特征提取

Fig. 3 Feature extraction based on PDF and IC curves

实际上，外界环境因素和传感器误差会直接影响健康特征的质量，使得锂离子电池的 SOH 估计误差增加，因此所选特征要具备一定的抗噪能力。图 4 为不同信噪比 SNR(signal-to-noise ratio)的噪声干扰下，锂离子电池恒流充电电压的变化曲线。信噪比通常指信号与噪声的比值，实际工程中往往希望 SNR 越大越好，SNR 的表达式为

$$S_{\mathrm{NR}}=10\lg\frac{P_{\mathrm{s}}}{P_{\mathrm{n}}} \tag{3}$$

式中：P_{s} 为信号的功率；P_{n} 为噪声的功率。

不同的 SNR 值，对于 PDF 和 IC 曲线中提取的 HF 影响程度也不同，图 5 为无噪声、SNR=50、SNR=40 及 SNR=30 情况下 HF1~HF5 的变化曲线。可以看出，基于 PDF 曲线提取的 HF1、HF2、HF3

随着 SNR 值的降低，HF 并未产生剧烈变化，仅在 SNR=30 时，出现了小幅度波动。对于从 IC 曲线中提取的 HF4、HF5，无噪声时 HF 与 SOH 呈现较

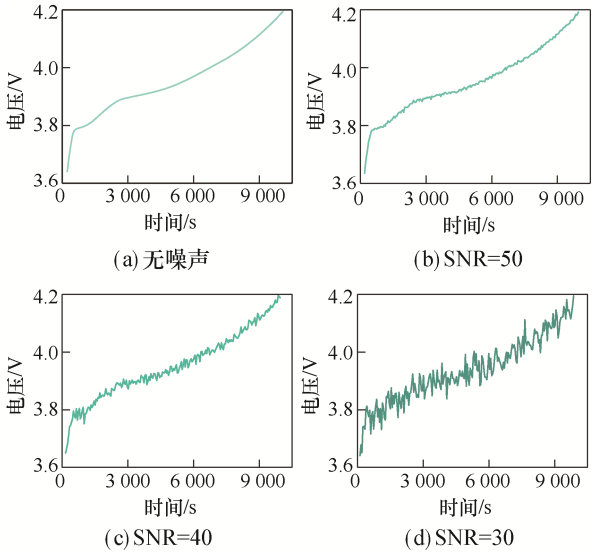
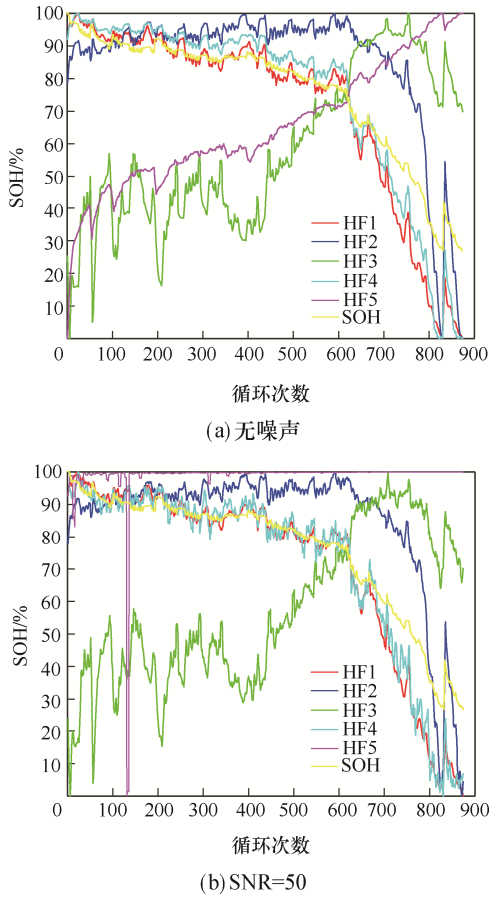


图 4　不同 SNR 下的充电电压曲线

Fig. 4 Charging voltage curves under different values of SNR



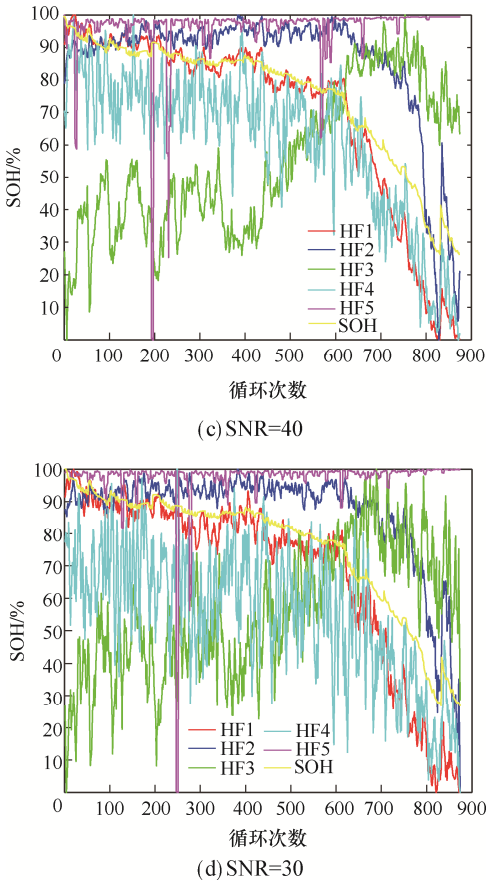


图 5　不同 SNR 下的健康特征提取

Fig. 5 HF extraction under different values of SNR

强的相关性。然而，当 SNR=50 时，HF5 基本与 SOH 失去了相关性，出现了较大噪声峰；且随着 SNR 值降低至 40 以下时，HF4 的衰退曲线也出现了较大的噪声峰。此时，从 IC 曲线中提取的 HF 基本失去了与 SOH 的相关性。

为了定量评价不同 SNR 值对 HF 的影响程度，选择 Pearson 相关性系数指标进行分析，计算结果见表 1。可以看出，在无噪声的情况下，HF1 和 HF4 的相关性系数均大于 0.98，HF5 也在 0.90 以上；当 SNR=50 时，只有 HF1 和 HF4 保持在 0.95 以上；当 SNR 降低至 30 时，HF1 仍保持 0.98 的高度相关性，而其余 HF 均低于 0.90。由此可见，HF1 在不同程度噪声干扰的情况下仍保持高度相关性，因此，本文选择 HF1 来反映锂离子电池的老化状态。

表 1 不同 SNR 下 HF 的相关性系数计算

Tab. 1 Calculation of correlation coefficient of HF under different values of SNR

噪声类型	电池编号	HF1	HF2	HF3	HF4	HF5
无噪声	CS_35	0.99	0.86	−0.78	0.99	−0.93
	CS_36	0.98	0.84	−0.76	0.98	−0.93
	CS_37	0.99	0.78	−0.71	0.98	−0.92
SNR=50	CS_35	0.99	0.85	−0.77	0.98	−0.11
	CS_36	0.98	0.81	−0.74	0.95	−0.25
	CS_37	0.99	0.78	−0.71	0.97	−0.18
SNR=40	CS_35	0.99	0.85	−0.76	0.92	−0.18
	CS_36	0.98	0.81	−0.74	0.85	−0.25
	CS_37	0.99	0.78	−0.68	0.82	−0.32
SNR=30	CS_35	0.98	0.83	−0.63	0.78	−0.12
	CS_36	0.98	0.80	−0.64	0.68	−0.20
	CS_37	0.98	0.84	−0.60	0.74	−0.21

2 集成学习模型

2.1 极限学习机

极限学习机 ELM 是 1 种单隐藏层的前馈神经网络结构，其输入权重和偏置为随机给定，输出矩阵则是通过简单的矩阵计算得到。对于单个 ELM 单元，其隐藏层输出表达式可表示为

$$h_i(x)=g(w_i x+b_i) \qquad w_i\in\mathbf{R}^n, b_i\in\mathbf{R} \tag{4}$$

式中：$h_i(x)$为 ELM 第 i 个隐藏层节点输出，x 为输入；$g(\cdot)$为激活函数；w_i 为随机输入权重；b_i 为隐藏神经元偏置。ELM 的输出 $\boldsymbol{Y}$ 可表示为

$$\boldsymbol{Y}=f_L(x)=\sum_{i=1}^{L}\beta_i h_i(x)=\boldsymbol{\beta H} \tag{5}$$

式中：k 为隐藏层节点数；$\boldsymbol{\beta}$ 为隐藏层到输出层之间的连接权重，$\boldsymbol{\beta}=[\beta_1 \quad \beta_2\cdots\beta_k]^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{H}$ 为隐藏层输出，$\boldsymbol{H}=[h_1(x) \quad h_2(x)\cdots h_k(x)]$。ELM 的学习目标是找到使得训练误差最小的输出权重$\boldsymbol{\beta}$，最优$\boldsymbol{\beta}$的求解公式为

$$\boldsymbol{\beta}^*=\boldsymbol{H}^{+}\boldsymbol{Y} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{H}^{+}$为 $\boldsymbol{H}$ 的广义逆矩阵。可以看出 ELM 的学习过程不需要像传统神经网络训练算法那样去迭代计算神经网络的权重，且需要优化的参数仅有隐藏神经元数量和激活函数，使得 ELM 具有更优秀的学习速度和泛化性能。

2.2 集成极限学习机模型

虽然 ELM 在学习速度和泛化能力上具有天然优势，但是其连接权重的随机给定会增加输出结果的不可靠性。为了克服这个问题，考虑到 ELM 的随机算法正好适合集成学习的理想条件，因此选择单个 ELM 作为集成学习模型(EnELM)的单元模型。集成学习的基本框架如图 6 所示，其中每个 ELM 模型的输入权重、偏置和隐藏层节点数都是随机给定的。

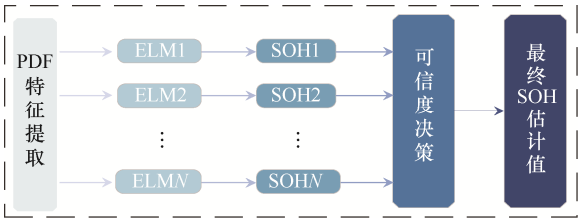


图 6 集成 ELM 框架

Fig. 6 Framework of ensemble ELM

首先，从 PDF 曲线中提取特征输入到 N 个 ELM 单元模型中，由此可以得到 N 个电池 SOH 的估计值。然后，根据拉依达准则设计了 1 套可信度评价规则来剔除不可信的估计值。最后，将筛选后剩余估计结果的平均值作为模型的最终输出，可信度决策规则的计算过程为

$$T=\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{N}[y_j(x_i)-\hat{y}(x_i)]^2}{N}} \tag{7}$$

$$\begin{cases} |y_m(x_i)-\hat{y}(x_i)| \leqslant 3T & \text{可信} \\ |y_m(x_i)-\hat{y}(x_i)| > 3T & \text{不可信} \end{cases} \tag{8}$$

$$G(x_i)=\frac{1}{p}\sum_{j=1}^{p} g_j(x_i) \tag{9}$$

式中：x_i 为第 i 次循环下所提取的 PDF 特征；$y_m(x_i)$ 为第 m 个子模型的估计结果；$\hat{y}(x_i)$ 为 N 个子模型估计结果的中值；T 为标准差。当第 m 个模型的估计结果与中值相差小于 3 倍标准差时，认为该结果可信，反之则不可信，集成模型的最终输出结果 $G(x_i)$ 为经过决策后剩余 p 个估计结果的均值。

3　实验验证和分析

3.1　集成学习模型数量分析

为了使集成学习模型更加准确，其个体学习模型的数量要足够多。为了在占用尽可能少的计算资源下保持较高的精度，采取遍历法对子模型个数进行了实验分析，误差结果如图 7 所示。可以看出，当子模型数量达到 200 时，均方根误差 RMSE (root mean square error)逐渐趋于稳定。因此，经过权衡计算资源和准确性 2 个方面后，将子模型数量定为 200。

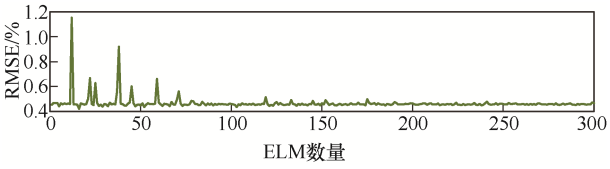


图 7　集成模型在不同 ELM 数量下的误差计算

Fig. 7 Error calculation of ensemble model under different numbers of ELMs

3.2　SOH 估计实验

选择 CALCE 锂离子电池老化数据集中的 CS_35、CS_36 和 CS_37 电池数据，作为集成学习模型的训练和测试数据。实验采取多电池实验验证，即每次使用 1 块电池进行测试，另外 2 块电池用作训练，最大限度模拟实际运行工况，数据集划分如图 8 所示。

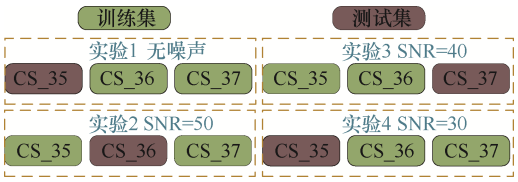


图 8　SOH 估计实验训练集和测试集划分

Fig. 8 Division of training and test sets for SOH estimation experiment

验证实验一共分为 4 类，分别为无噪声、SNR=50、SNR=40、SNR=30 情况下的 SOH 估计实验，图 9 为基于 ELM 模型和集成学习模型的 SOH 估计结果和误差。将所有电池第一次循环时的容量设置为额定容量，初始 SOH 为 100%。从图 9 可以看出，基于集成学习模型的 SOH 估计结果具有较好的精度和稳定性，而随着容量的非线性退化趋势越来越强，除少数点外，大部分误差仍保持在 2%以内。从实验 1、实验 2 和实验 3 的估计结果可以看出，噪声的加入几乎没有影响到 SOH 估计的结果，集成学习模型均能够准确追踪到电池的主要退化趋势和局部的波动部分。在实验 4 中 SNR=30 时，虽

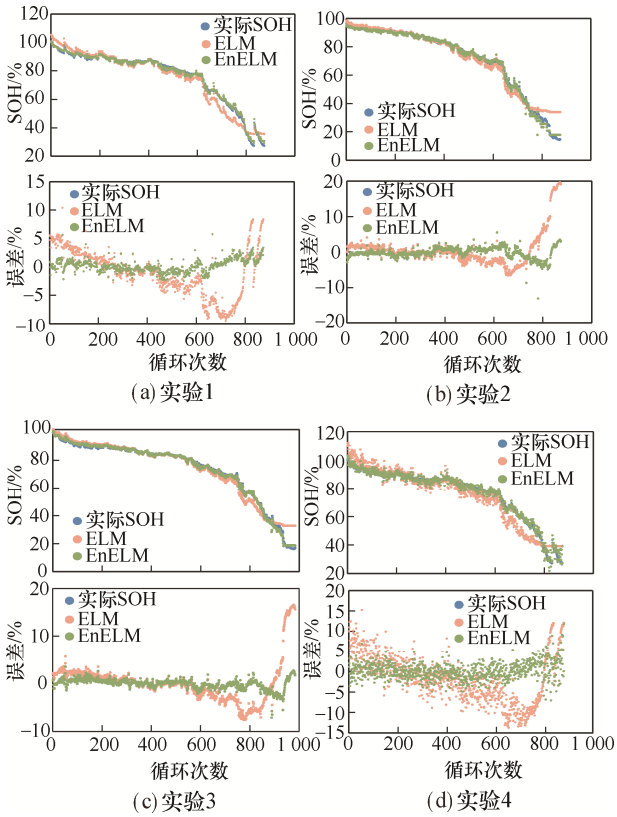


图 9　SOH 估计结果及误差

Fig. 9 Results and errors of SOH estimation

然局部出现了噪声峰干扰，但集成学习模型估计误差依旧保持在 3%以内。此外，可以看到在 SOH 低于 50%后，模型的估计误差均会增大，这是由于电池容量退化非线性趋势加剧造成的，一般在实际使用过程中电池容量低于 70%就应及时更换，因此不会影响模型的正常运行。

估计结果的平均绝对误差 MAE(mean absolute error)、平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)和 RMSE 见表 2，相比于单一的 ELM 模型，集成学习模型依靠可信度规则筛选，使得误差显著下降，估计的稳定性大幅提高。结果表明，在实验 1~实验 4 的条件下，集成学习模型的 MAE、MAPE 和 RMSE 均保持在 3%以内，表明本文所构建的健康特征和集成学习模型框架在噪声干扰下仍具有较高的估计精度和可靠性。

表 2 SOH 估计误差指标计算结果

Tab. 2 Calculation results of error indexes for SOH estimation

实验类别	模型	MAE/%	MAPE/%	RMSE/%
实验 1	ELM	3.35	5.65	4.18
	EnELM	0.85	1.41	1.12
实验 2	ELM	2.80	6.26	4.85
	EnELM	1.12	2.76	1.58
实验 3	ELM	2.65	5.46	4.24
	EnELM	0.87	1.70	1.19
实验 4	ELM	5.02	8.33	6.11
	EnELM	1.60	2.59	2.11

为了验证所提模型的性能，在同等实验条件下选择与 LSTM、GPR 和 ELM 进行对比，结果见表 3。其中 $RMSE_{av}$ 为 RMSE 平均值，t_a 为平均计算时间。可以看出，EnELM 模型的平均误差最低，计算时间相比于 LSTM 和 GPR 更短，且无需进行超参数的寻优，具有更好的泛化能力。EnELM 计算速度虽慢于 ELM，但通过可信度规则的筛选，模型精度大幅提高。

表 3 不同模型的估计误差和计算时间

Tab. 3 Estimation errors and calculation time of different models

方法	$RMSE_{av}$/%	t_a/s
LSTM	1.91	25.94
GPR	1.73	26.25
ELM	4.58	0.84
EnELM	1.31	1.96

4 结论

储能锂离子电池的 SOH 估计是保证电池安全稳定运行的关键。本文考虑实际运行过程中可能出现的噪声干扰情况，提出 1 种基于 PDF 特征提取和集成学习模型的 SOH 估计方法，主要结论如下。

(1)通过应用 PDF 曲线分析电池的健康状态，可以从多维数据中有效快速地提取高质量的 PDF 峰位特征，具有一定的抗噪声干扰能力，能够实现 SOH 的准确估计。

(2)为解决单一 ELM 模型随机算法引起输出不稳定的问题，提出集成学习模型提高了估计精度。相比于传统神经网络模型，集成学习模型无需调节参数的特点，使其拥有更优秀的泛化能力。

参考文献：

[1] 成燕, 郑林弘, 刘江. 基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 241-250.
Cheng Yan, Zheng Linhong, Liu Jiang. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on modal decomposition and time series [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 241-250. (in Chinese)

[2] Fang Linlin, Li Junqiu, Peng Bo. Online estimation and error analysis of both SOC and SOH of lithium-ion battery based on DEKF method [J]. Energy Procedia, 2019, 158: 3008-3013.

[3] Burgos-Mellado C, Orchard M E, Kazerani M, et al. Particle-filtering-based estimation of maximum available power state in Lithium-ion batteries [J]. Applied Energy, 2016, 161: 349-363.

[4] Yao Jiachi, Han Te. Data-driven lithium-ion batteries capacity estimation based on deep transfer learning using partial segment of charging/discharging data [J]. Energy, 2023, 271: 127033.

[5] 韩乔妮, 姜帆, 程泽. 变温度下 IHF-IGPR 框架的锂离子电池健康状态预测方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3705-3720.
Han Qiaoni, Jiang Fan, Cheng Ze. State of health estimation for lithium-ion batteries based on the framework of IHF-IGPR under variable temperature [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3705-3720. (in Chinese)

[6] 刘晓明, 任宇朋, 陈海, 等. 基于改进支持向量回归的超级电容器寿命预测[J]. 电源学报, 2025, 23(6): 320-328.
Liu Xiaoming, Ren Yupeng, Chen Hai, et al. Life prediction of supercapacitor based on improved support vector regression [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(6): 320-328. (in Chinese)

[7] Hu Xiaojian, Liu Tong, Hao Xiatong, et al. Attention-based Conv-LSTM and Bi-LSTM networks for large-scale traffic speed prediction [J]. The Journal of Supercomputing, 2022, 78(10): 12686-12709.

[8] 樊亚翔, 肖飞, 许杰, 等. 基于充电电压片段和核岭回归的锂离子电池 SOH 估计[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(16): 5661-5669.
Fan Yaxiang, Xiao Fei, Xu Jie, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on the partial charging voltage segment and kernel ridge regression [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5661-5669. (in Chinese)

[9] Wang Zhenpo, Yuan Changgui, Li Xiaoyu. Lithium battery state-of-health estimation via differential thermal voltammetry with Gaussian process regression [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 7(1): 16-25.

[10] Maures M, Capitaine A, Delétage J Y, et al. Lithium-ion battery SOH estimation based on incremental capacity peak tracking at several current levels for online application [J]. Microelectronics Reliability, 2020, 114: 113798.

[11] He Wei, Williard N, Osterman M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23): 10314-10321.

[12] Huang Shaotang, Liu Cuicui, Sun Huiqin, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on the regional frequency [J]. Journal of Power Sources, 2022, 518: 230773.



杨勇

作者简介：

杨勇(1972—)，男，通信作者，硕士，高级工程师。研究方向：电网规划建设。E-mail：yangyong_407@163. com。

朱皓斌(1987—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：微电网控制与保护技术。E-mail：zhuhaobin@nrec.com。

朱精武(1990—)，男，本科，工程师。研究方向：电网规划建设。E-mail：18804876644@163.com。

葛景(1992—)，男，硕士，工程师。研究方向：高比例新能源电网系统分析。E-mail：gejing@nrec.com。

朱丹(1987—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：微电网控制与保护技术。E-mail：zhud@nrec.com。

(责任编辑：郭凯凯)