DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.3.249 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 ER-ELM 模型的锂离子电池剩余使用寿命预测

聂灶金[1]，何晓霞[1,2]，吴传菊[1]
(1.武汉科技大学理学院，武汉 430065；2.武汉科技大学冶金工业过程系统科学湖北省重点实验室，武汉 430081)

摘要：容量和阻抗通常是用于确定锂离子电池健康状态的直接特征，但不易直接测量。针对锂离子电池剩余使用寿命 RUL(remaining useful life)预测的问题，提出 1 种基于期望分位数回归 ER(expectile regression)的间接预测方法。首先，从电池的充电过程中提取能够表征电池性能退化的间接健康因子，并利用 Pearson 和 Spearman 相关性分析法分析其与容量之间的相关性；其次，通过结合极限学习机 ELM(extreme machine learning)，开发了 1 种新的期望分位数回归−极限学习机(ER-ELM)模型；引入 BFGS 拟牛顿法优化 ER-ELM 模型参数，建立锂离子电池 RUL 预测模型；最后，利用 CALCE 锂电池数据集进行模型验证。结果表明，与标准 ELM 模型相比，ER-ELM 模型预测结果输出稳定，预测结果的最大均方根误差为 0.028 9，拟合优度均在 98%以上，在追踪容量衰退和再生方面具有更好的性能。

关键词：锂离子电池；剩余使用寿命；期望分位数回归；极限学习机；拟牛顿优化算法

Remaining Useful Life Prediction for Lithium-ion Batteries Based on ER-ELM Model

NIE Zaojin[1], HE Xiaoxia[1,2], WU Chuanju[1]
(1. College of Science, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China; 2. Hubei Key Laboratory for Systems Science in Metallurgical Processes, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Capacity and impedance are usually used as direct characteristics to determine the health status of lithium-ion batteries, but they cannot be easily measured in a direct manner. Aimed at the problem of remaining useful life (RUL) prediction for lithium-ion batteries, an indirect prediction method based on expectile regression (ER) is proposed. First, several indirect health indicators which can characterize the performance decline of batteries are extracted from the charging process of batteries, and the correlations with capacity are analyzed using the Pearson and Spearman correlation analysis method. Second, a novel ER-extreme machine learning (ER-ELM) model is developed by combining with ELM. The BFGS quasi-Newton method is introduced to optimize the parameters of the ER-ELM model, and a lithium-ion battery RUL prediction model is established. Finally, the model is verified using the CALCE lithium-ion battery data set. Results show that compared with the standard ELM model, the ER-ELM model has stable output of prediction results, the maximum root mean square error of prediction results is 0.028 9, and all the values of goodness of fit are above 98%, indicating a better performance in terms of tracking capacity decline and regeneration.

Keywords: Lithium-ion battery; remaining useful life (RUL); expectile regression; extreme learning machine (ELM); quasi-Newton method

收稿日期：2023-05-08；**修回日期**：2023-08-24；**录用日期**：2023-11-21；**网络首发日期**：2024-02-29
基金项目：冶金工业过程系统科学湖北省重点实验室资助项目(Y202201)
This work is supported by Hubei Key Laboratory for Systems Science in Metallurgical Processes under the grant Y202201

锂离子电池因具有能量密度高、自放电率低、可循环利用、环境友好等优势，在新能源电动汽车的动力装置中得到广泛应用[1]。电动汽车的寿命主要取决于动力电池的健康状况。随着锂离子电池的循环使用，电池会经历性能衰退的不可逆过程，当

性能衰退到一定程度时，可能会出现一些安全隐患，进而导致严重后果[2]。锂离子电池剩余使用寿命 RUL(remaining useful life)预测可以反映电池的健康状态，对电池管理系统具有重要意义。

锂离子电池 RUL 预测方法主要有基于机理模型和基于数据驱动 2 类。基于机理模型法是通过分析锂电池内部电化学反应的原理，建立电池容量的退化模型。但涉及参数较多且一些电化学特性参数测量困难，很难建立精确的机理模型去预测电池性能的退化。基于数据驱动法是主流的 RUL 预测方法，该方法不需考虑电池内部复杂的电化学反应机理，直接从电池的充放电监测数据中找出可表征电池性能衰退的参数，再利用机器学习、统计方法或信号处理等方法构造退化模型来进行电池剩余寿命预测。目前许多算法如高斯过程回归 GPR(Gaussian process regression)[3]、支持向量机 SVM(support vector machine)[4]、卷积神经网络 CNN(convolu- tional neural network)[5]和极限学习机 ELM(extreme learning machine)[6]等被应用到锂电池 RUL 预测中。高静怡等[7]构建多个特征的融合指标来表征锂电池健康状态，使用 CNN 实现锂电池 RUL 的在线预测；李放等[8]从电动汽车充电过程中提取出多个健康因子作为特征参数，通过构建组合核函数的 PSO-GPR 模型，实现车用锂电池的 RUL 预测；Jia 等[9]提出 1 种基于多样本熵的 RVM 来估计锂电池剩余寿命，与单个熵输入对比，多个熵输入的模型精度相对较高；姜媛媛等[10]提取等压降放电时间作为健康因子，使用 ELM 来间接预测锂电池寿命，预测结果的误差范围在 5%左右，精度较高。然而，ELM 模型由于随机产生网络参数而导致预测结果具有不稳定性。因此，一些仿生算法被用来优化 ELM 输入参数，如遗传算法[11]、粒子群算法[12]、鲸鱼优化算法[13]、加速鱼群算法[14]等。然而，这些仿生算法初始参数较多，使得模型建立过程复杂，从而导致实时性降低。

数据驱动法实现锂电池 RUL 精确估计的前提是提取与电池容量退化高度相关的健康因子 HI(health indicator)。由于容量和阻抗等直接特征难以提取，许多学者基于电池的状态监测数据，建立了潜在的健康因子，如等充电电压差的时间间隔[15]、等压降放电时间[16]、放电电压的采样熵[17]和放电电压速率[18]等进行 RUL 预测。然而在大多数工况下，放电过程复杂，难以满足恒流要求，而充电过程为恒流-恒压模式，相对稳定。Xia 等[19]通过实验发现，当预测锂电池剩余寿命的健康因子多样化时，锂电池寿命的估计性能会得到显著提高。

综上所述，本文提出 1 种基于期望分位数回归 ER(expectile regression)的 ELM 预测方法 ER-ELM。首先从电池的充电过程中提取能够表征电池性能退化的 3 个间接健康因子，并利用 Pearson 和 Spearman 相关性分析法分析其与容量之间的相关性；然后通过期望分位数回归结合 ELM 模型，引入 BFGS 拟牛顿法优化 ER-ELM 参数建立锂电池 RUL 间接预测模型；最后通过 CALCE 锂电池数据集验证，表明该方法可靠，有较高的鲁棒性。

1 模型及算法基本原理

1.1 期望分位数回归理论

ER 模型的相关理论最早于 1987 年由 Newey 和 Powell[20]提出。由于分位数回归的损失函数在原点不可微，因此期望分位数回归采用非对称最小二乘回归，通过优化 $Y-v$ 关于 v 的期望损失来产生 Y 的 $\theta-$ Expectile，可表示为

$$\text{Expectile}_Y(\theta)=\arg\min_v E[\rho_\theta(Y-v)] \tag{1}$$

式中：$\text{Expectile}_Y(\theta)$ 为 Y 的 θ 期望分位数；θ 为损失函数的不对称程度，$\theta\in(0,1)$；$\rho_\theta(u)=|\theta-I(u<0)|\cdot u^2$，$I(\cdot)$ 为示性函数。协变量 $\boldsymbol{X}=(1\ x_1\ x_2\ \cdots\ x_m)^{\mathrm{T}}$ 与 Y 的 θ 期望分位数之间的关系可以描述为 1 个线性模型，即

$$\text{Expectile}_Y(\theta)=\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}(\theta) \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{\beta}(\theta)$ 为关于 θ 的未知参数向量，$\boldsymbol{\beta}(\theta)=[\beta_0(\theta)\ \beta_1(\theta)\ \cdots\ \beta_m(\theta)]^{\mathrm{T}}$。期望分位数回归估计的本质就是求得 $\hat{\boldsymbol{\beta}}(\theta)$，使损失函数 $L(\theta)$ 达到最小，

可表示为

$$L(\theta)=\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\rho_\theta[y_t-\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta}(\theta)] \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{x}_t$ 和 y_t 分别为 $\boldsymbol{X}$ 和 Y 的第 t 次观测值。当 $\theta=0.5$ 时，非对称最小二乘回归简化为普通最小二乘回归。

1.2 极限学习机算法

ELM 是 1 种单隐层前馈神经网络，由 Huang 等[21]依据 MP(Moore-Penrose)广义逆矩阵理论提出，具有较强的非线性拟合能力。相比传统的神经网络，ELM 在训练过程中不需要设置大量参数，通过求解线性方程组来替代传统的参数迭代优化过程，训练过程一次完成，可以避免反向传播神经网络易陷入局部极值的缺陷，可以在极快的收敛速度下提供更好的泛化性能。ELM 的网络结构如图 1 所示。

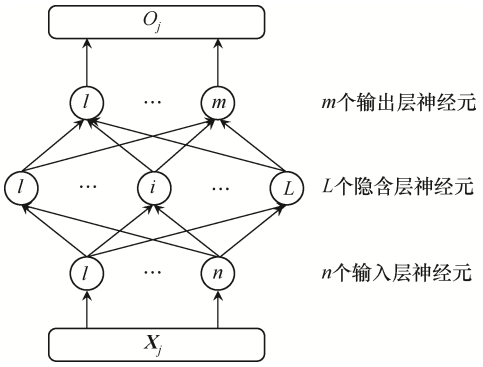


图 1　极限学习机的网络结构

Fig. 1 Network structure of ELM

对于任意 N 个样本 $(\boldsymbol{X}_i,\ \boldsymbol{t}_i)$，$i=1,\ 2,\ \cdots,\ N$，$\boldsymbol{X}_i=[x_{i1}\ \ x_{i2}\ \ \cdots\ \ x_{in}]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^n$，$\boldsymbol{t}_i=[t_{i1}\ \ t_{i2}\ \ \cdots\ \ t_{im}]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^m$，激活函数为 $g(x)$，隐含层节点数为 L，则 ELM 网络模型可以表示为

$$\sum_{i=1}^{L}\beta_i g(\boldsymbol{W}_i\cdot\boldsymbol{X}_j+b_i)=O_j\qquad j=1,\ 2,\cdots,\ N \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{W}_i$ 为第 i 个隐含层神经元的输入权重，$\boldsymbol{W}_i=[w_{i1}\ \ w_{i2}\ \ \cdots\ \ w_{in}]^{\mathrm{T}}$；$b_i$ 为第 i 个隐含层神经元的偏置；β_i 为第 i 个隐含层神经元的输出权重；O_j 为网络的输出值。当 ELM 模型能以零误差无限逼近样本的输出矩阵时，即 $\sum_{j=1}^{N}\left\|O_j-t_j\right\|=0$，ELM 网络模型可以表示为

$$\sum_{i=1}^{L}\beta_i g(\boldsymbol{W}_i\cdot\boldsymbol{X}_j+b_i)=t_j\qquad j=1,\ 2,\ \cdots,\ N \tag{5}$$

设 $\boldsymbol{H}$ 为隐含层的输出矩阵，则式(5)可以简化为

$$\boldsymbol{T}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{\beta} \tag{6}$$

式中：$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{W}_1,\cdots,\boldsymbol{W}_L;b_1,\cdots,b_L;\boldsymbol{x}_1,\cdots,\boldsymbol{x}_N)=\begin{pmatrix} g(\boldsymbol{W}_1\cdot\boldsymbol{X}_1+b_1) & \cdots & g(\boldsymbol{W}_L\cdot\boldsymbol{X}_1+b_L)\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ g(\boldsymbol{W}_1\cdot\boldsymbol{X}_N+b_1) & \cdots & g(\boldsymbol{W}_L\cdot\boldsymbol{X}_N+b_L)\end{pmatrix}_{N\times L}$；

$\boldsymbol{\beta}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{\beta}_1^{\mathrm{T}}\\ \vdots\\ \boldsymbol{\beta}_L^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}_{L\times m}$；$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{t}_1^{\mathrm{T}}\\ \vdots\\ \boldsymbol{t}_N^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}_{N\times m}$。

当 ELM 的输入权重 $\boldsymbol{W}_i$ 和隐含层偏置 b_i 被随机确定时，隐含层的输出矩阵 $\boldsymbol{H}$ 就被唯一确定。此时网络的训练过程就转化为求解线性系统 $\boldsymbol{H}\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{T}$，依据广义逆理论，输出权重 $\boldsymbol{\beta}$ 可以被确定为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}=\boldsymbol{H}^{+}\boldsymbol{T} \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{H}^{+}$ 为 $\boldsymbol{H}$ 的 MP 广义逆矩阵。由于训练样本数往往比隐含层节点数多，即 $N>L$，因此式(7)可改写[22]为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}=(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H})^{-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{T} \tag{8}$$

为防止过拟合，在式(8)中加入正则化参数 C，即

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}=\left(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}+\frac{1}{C}\right)^{-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{T} \tag{9}$$

1.3 BFGS 拟牛顿法

BFGS 拟牛顿法是 1 种使用近似矩阵代替黑塞矩阵的优化算法，不需要计算目标函数的二阶导数，这使得它避免了牛顿法中黑塞矩阵求逆所需的巨大计算量，从而降低了计算复杂度。BFGS 拟牛顿法用不含二阶导数的矩阵 $\boldsymbol{B}_t^{-1}$ 替代牛顿法中的 $\boldsymbol{H}_t^{-1}$，然后沿搜索方向 $-\boldsymbol{B}_t^{-1}\boldsymbol{g}_t$ 做一维搜索。

假设 $f(x)$ 是二次函数，于是黑塞矩阵 $\boldsymbol{H}$ 是常数阵，构造 $\boldsymbol{B}_t^{-1}$ 来逼近牛顿法中的 $\boldsymbol{H}_t^{-1}$，则

$$\Delta\boldsymbol{x}_t=\boldsymbol{B}_{t+1}^{-1}\cdot\Delta\boldsymbol{g}_t \tag{10}$$

采用迭代方法求 $\boldsymbol{B}_{t+1}$，设迭代格式为

$$\boldsymbol{B}_{t+1}=\boldsymbol{B}_t+\Delta\boldsymbol{B}_t\qquad t=0,\ 1,\ \cdots \tag{11}$$

其中 $\boldsymbol{B}_0$ 为单位矩阵 $\boldsymbol{I}$，关键是构造每一步的校正矩阵 $\Delta\boldsymbol{B}_t$。将式(11)代入式(10)得

$$\Delta\boldsymbol{B}_t\Delta\boldsymbol{x}_t=\Delta\boldsymbol{g}_t-\boldsymbol{B}_t\Delta\boldsymbol{x}_t \tag{12}$$

假设 $\Delta\boldsymbol{B}_t$ 的形式为

$$\Delta\boldsymbol{B}_t=\Delta\boldsymbol{g}_t\cdot\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}-\boldsymbol{B}_t\Delta\boldsymbol{x}_t\cdot\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

为保证 $\Delta\boldsymbol{B}_t$ 正定，令 $\boldsymbol{u}=\boldsymbol{\alpha}\cdot\Delta\boldsymbol{g}_t$、$\boldsymbol{v}=\boldsymbol{\beta}\cdot\boldsymbol{B}_t\cdot\Delta\boldsymbol{x}_t$，由上述条件可求得 $\boldsymbol{\alpha}=\dfrac{1}{\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}$，$\boldsymbol{\beta}=\dfrac{1}{\Delta\boldsymbol{x}_t\boldsymbol{B}_t\Delta\boldsymbol{x}_t}$。综上，便得到了校正矩阵 $\Delta\boldsymbol{B}_t$ 的公式为

$$\Delta\boldsymbol{B}_t=\frac{\Delta\boldsymbol{g}_t\Delta\boldsymbol{g}_t^{\mathrm{T}}}{\Delta\boldsymbol{g}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{x}_t}-\frac{\boldsymbol{B}_t\Delta\boldsymbol{x}_t\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_t}{\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_t\Delta\boldsymbol{x}_t} \tag{14}$$

使用Sherman-Morrison公式可得 $\boldsymbol{B}_{t+1}^{-1}$ 的迭代公式为

$$\boldsymbol{B}_{t+1}^{-1}=\boldsymbol{B}_t^{-1}-\frac{1}{\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}(\boldsymbol{B}_t^{-1}\Delta\boldsymbol{g}_t\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}+\Delta\boldsymbol{x}_t\Delta\boldsymbol{g}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_t^{-1})+\frac{\Delta\boldsymbol{x}_t\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}}{\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}\left(\boldsymbol{I}+\frac{\Delta\boldsymbol{g}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_t^{-1}\Delta\boldsymbol{g}_t}{\Delta\boldsymbol{x}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}\right) \tag{15}$$

由于 BFGS 拟牛顿法对于无约束优化问题的非对称二次损失函数可以实现快速收敛，因此本文提出使用 BFGS 拟牛顿法算法优化 ELM 模型的输入权值和隐含层偏置，非对称二次损失函数为 BFGS 拟牛顿算法的适应度函数。

2 锂电池 RUL 预测模型构建

本文提出的优化 ER-ELM 模型的算法流程见表 1，RUL 预测的主要步骤如下。

表 1 BFGS 拟牛顿法优化 ER-ELM 算法流程

Tab. 1 Process of using BFGS quasi-Newton method to optimize ER-ELM algorithm

步骤一 随机产生 ELM 的输入权值 w_0 和隐含层偏置 b_0，根据广义逆理论求出 β_0；
步骤二 将输入权值 w_0 和隐含层偏置 b_0 作为初始参数 $\boldsymbol{W}^{(0)}$，设置 $\boldsymbol{B}_0^{-1}$ 为单位矩阵，允许误差为 ε，$t=0$；
步骤三 计算搜索方向 $d^{(t)}=-\boldsymbol{B}_t^{-1}\cdot\boldsymbol{g}_t$，其中 $\boldsymbol{g}_t$ 为损失函数 $L(\theta)$ 关于 $\boldsymbol{W}^{(t)}$ 的偏导；
步骤四 从 $\boldsymbol{W}^{(t)}$ 出发，沿着搜索方向 $d^{(t)}$ 做一维搜索，获得最优步长 λ_t 并更新参数值为 $\lambda_t=\arg\min_{\lambda} f(\boldsymbol{W}^{(t)}+\lambda\cdot d^{(t)})$，$\boldsymbol{W}^{(t+1)}=\boldsymbol{W}^{(t)}+\lambda_t\cdot d^{(t)}$；
步骤五 判断精度：若 $\lvert\boldsymbol{g}_{t+1}\rvert\geqslant\varepsilon$，则转步骤七；若 $\lvert\boldsymbol{g}_{t+1}\rvert<\varepsilon$，则停止迭代，$\boldsymbol{W}^{(t+1)}$ 即为最优参数 w、b，根据广义逆理论求得 β_1，转步骤六；
步骤六 若 $\lVert\beta_1-\beta_0\rVert\leqslant\varepsilon$，则网络训练完毕；否则令 $\beta_0=\beta_1$，$\boldsymbol{W}^{(0)}=\boldsymbol{W}^{(t+1)}$，转步骤二；
步骤七 更新 $\boldsymbol{B}^{-1}$，更新公式为 $\boldsymbol{B}_{t+1}^{-1}=\boldsymbol{B}_t^{-1}-\dfrac{1}{\Delta\boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}(\boldsymbol{B}_t^{-1}\Delta\boldsymbol{g}_t\Delta\boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}}+\Delta\boldsymbol{W}_t\Delta\boldsymbol{g}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_t^{-1})+\dfrac{\Delta\boldsymbol{W}_t\Delta\boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}}}{\Delta\boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}\left(\boldsymbol{I}+\dfrac{\Delta\boldsymbol{g}_t^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}_t^{-1}\Delta\boldsymbol{g}_t}{\Delta\boldsymbol{W}_t^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{g}_t}\right)$，其中 $\Delta\boldsymbol{g}_t=\boldsymbol{g}_{t+1}-\boldsymbol{g}_t$，$\Delta\boldsymbol{W}_t=\boldsymbol{W}^{(t+1)}-\boldsymbol{W}^{(t)}$；
步骤八 $t=t+1$，转步骤三。

(1)数据处理，首先从电池的状态监测数据中提取出潜在健康因子，利用 Pearson 相关系数筛选出与容量相关性较强的作为间接健康因子；将数据归一化后，按一定比例划分为训练集和测试集。健康因子为模型输入，容量为输出。

(2)模型构建，首先在经典极限学习机模型损失函数的基础上，结合期望分位数回归建立非对称二次损失函数为

$$L(\theta)=\sum_{j=1}^{N}\rho_\theta\left[\sum_{i=1}^{L}\beta_i g(w_i\cdot x_j+b_i)-t_j\right] \tag{16}$$

在优化过程中，以该损失函数作为极限学习机的适应度函数。然后在算法中使用 BFGS 拟牛顿算法对极限学习机的网络参数进行优化，找到使得适应度函数最小的网络参数。

(3)电池 RUL 预测，通过训练集对 ER-ELM 模型进行训练，接着使用测试集进行验证，完成电池剩余使用寿命预测。

3 实验分析

3.1 数据来源

本文的实验数据来源于 CALCE 公开的锂电池

数据集，选取额定容量为 1 100 mA·h 的 CS2_35、CS2_36、CS2_37、CS2_38 共 4 个电池样本。实验在 25 ℃下进行，每个充放电循环的实验过程为：在 0.55 A 的恒定电流 CC(constant current)模式下充电，直到电池电压达到 4.2 V，再以 4.2 V 的恒定电压 CV(constant voltage)模式继续充电，直到充电电流降至 50 mA；放电过程以恒定电流 1.1 A 放电，直到电压降至截止电压 2.7 V。当电池额定容量下降 30%时，一般可认为电池寿命终止。

本文使用电池容量来分析电池剩余使用寿命，通过剔除异常值和填补缺失值后分别提取得到 CS2_35、CS2_36、CS2_37、CS2_38 这 4 块电池循环过程中 936 个、976 个、1 043 个、1 082 个电池容量数据，4 块电池的容量衰退趋势如图 2 所示。

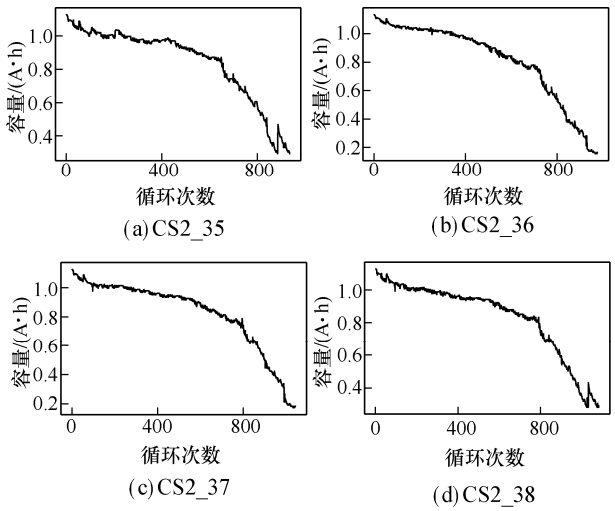


图 2　4 块电池的容量变化趋势

Fig. 2 Changing trends of capacity for four batteries

3.2 健康因子提取

在电池的实际运行过程中，由于容量或内阻等直接特征难以获取，因此本文从可监测的电压及电流等性能参数来构建间接健康因子。鉴于在大多数工况下，放电过程复杂，难以满足恒流要求，而充电过程为恒流-恒压模式，过程稳定且易于实现，因此本文选择充电过程中的退化特征表征电池容量的退化。

充电阶段的电压和电流变化如图 3 所示，可知随着充放电循环次数的增加，CC 充电阶段电压到达 4.2 V 的时间在逐渐缩短，而 CV 充电阶段电流降至 0.55 A 的时间在逐渐延长。由此可知，充电过程中的电流和电压变化蕴含着电池退化的特征信息，可以间接表征电池的健康状态。考虑实际的使用情况，本文选取 CC 阶段电压值从 3.7 V 到 4.2 V 所需的充电时间和 CV 阶段电流值从 0.55 A 降至 0.05 A 所需的充电时间作为表征电池健康状态的健康因子，分别记作 HI1 和 HI2。然而，随着循环次数的增加，锂电池内部会经历不可逆过程，必然会使得电池性能持续衰退。因此，本文将循环次数作为第 3 个健康因子，记作 HI3。

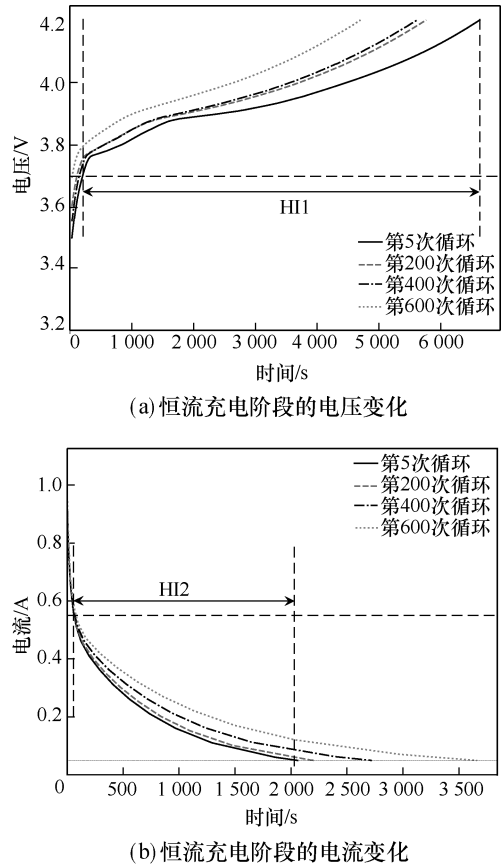


图 3　充电阶段的电压和电流变化

Fig. 3 Changes in voltage and current during charging phase

为验证健康因子的可行性，使用 Pearson 和 Spearman 相关性分析法来分析 3 个间接健康因子与容量的相关性。Pearson 相关系数可以定量分析 2 组数据间的相似程度，2 个变量 X 和 Y 之间相关系

数的计算公式为

$$\rho(X,Y)=\frac{\operatorname{cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y}=\frac{E(XY)-E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2)-E^2(X)}\sqrt{E(Y^2)-E^2(Y)}} \tag{17}$$

式中：σ 为协方差函数；$E(\cdot)$ 为期望函数。

2 个变量之间的线性相关程度根据相关系数的绝对值大小可分为极强相关(0.8, 1.0]、强相关(0.6, 0.8]、中度相关(0.4, 0.6]、弱相关(0.2, 0.4]、极弱相关(0, 0.2]、不相关[0, 0]。Spearman 相关系数是 1 个非参数指标，可以评估 2 个变量之间的严格单调关系。对于 2 个变量 X 和 Y，对其元素分别按升序排列，则相关系数的计算公式为

$$\rho=1-\frac{6\sum_{i=1}^{n}d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{18}$$

式中：d_i 为第 i 个数据对的位次值之差；n 为样本个数。Spearman 相关系数值的范围为[−1, 1]，所提取的 3 个健康因子与容量之间的详细相关系数见表 2。可知，所提取的健康因子与容量之间的相关系数的范围为±(0.6, 1.0)，说明 3 个间接健康因子与容量之间存在紧密的关系，因此本文选取这 3 个间接健康因子来表征电池容量衰减趋势，进行锂电池 RUL 预测。

表 2 健康因子与容量之间的相关系数

Tab. 2 Correlation coefficients between health indicators and capacity

电池	Pearson 相关系数			Spearman 相关系数		
	HI1	HI2	HI3	HI1	HI2	HI3
CS2_35	0.988	−0.813	−0.897	0.985	−0.911	−0.986
CS2_36	0.978	−0.648	−0.922	0.983	−0.827	−0.996
CS2_37	0.985	−0.622	−0.895	0.987	−0.832	−0.993
CS2_38	0.987	−0.774	−0.904	0.982	−0.735	−0.994

3.3 评价指标

对于本文所提出模型的预测结果，分别使用绝对误差 AE(absolute error)、均方根误差 RMSE(root mean square error)和决定系数 R^2 作为模型评价指标，其表达式为

$$A_{\mathrm{E}}=\left|R_{\mathrm{UL},t}-R_{\mathrm{UL},p}\right| \tag{19}$$

$$R_{\mathrm{MSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2} \tag{20}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{21}$$

式中：$R_{\mathrm{UL},t}$ 为真实的 RUL；$R_{\mathrm{UL},p}$ 为预测的 RUL；y_i 为电池容量的实际值；$\hat{y}_i$ 为电池容量的预测值；$\bar{y}$ 为电池容量的平均值。

3.4 预测结果和分析

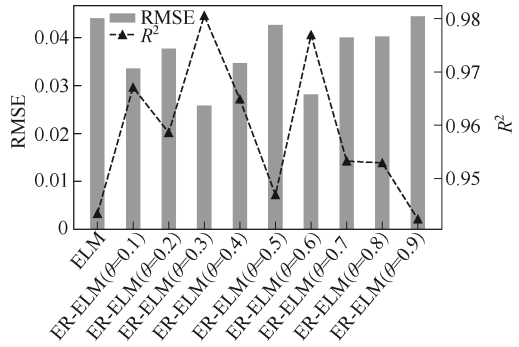
选用 CS2_35、CS2_36、CS2_37、CS2_38 电池来验证 ER-ELM 模型的有效性，由于不同电池的容量曲线不同，为了验证所提方法的有效性，4 块电池的失效阈值分别设定为 0.80、0.78、0.82、0.79 A·h。

在映射 CS2_35 电池的健康因子与容量之间的关系时，健康因子为模型输入，容量为输出。使用随机 600 组数据作为训练集，第 601 次到第 936 次数据作为测试集来验证模型预测性能。数据归一化后，使用 BFGS 拟牛顿法优化 ER-ELM 模型的输入权值和隐含层偏置。ELM 的隐含层数目设为 5，激活函数为 sigmoid。对于电池 CS2_36、CS2_37，使用每组数据中随机 600 组数据作为训练集，预测起始点为第 600 次循环。由于电池 CS2_38 的容量衰减缓慢，使用随机 700 组数据作为训练集，预测起始点设为第 700 次循环。

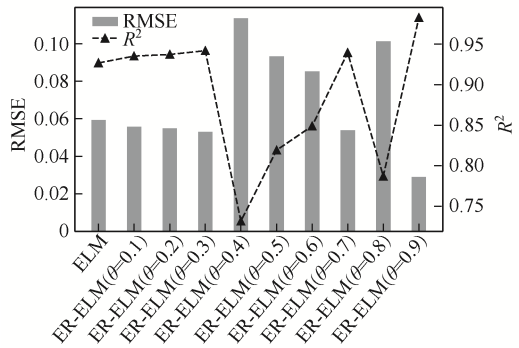
图 4 为 4 块电池分别使用单独 ELM 模型与基于 BFGS 拟牛顿优化法的 ER-ELM 算法在各个期望分位点处的 RUL 预测结果性能评价。可以看出，对于电池 CS2_35，模型在 $\theta=0.3$ 时预测误差最小，拟合优度最好，当预测起始点为第 600 次循环时，采用单独 ELM 模型和 ER-ELM 算法在 $\theta=0.3$ 处的剩余使用寿命预测结果和局部预测结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出，2 个模型都能够追踪到锂电池在循环过程中的容量衰退趋势，ELM 模型的 RUL 预测值为 41 次循环，与实际 RUL 值的 58 相差 17 个循环，原因是 ELM 随机生成输入参数，造

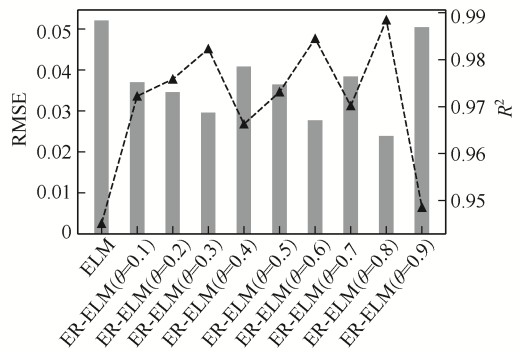
成预测结果可靠性不高，结果波动较大。而经 BFGS



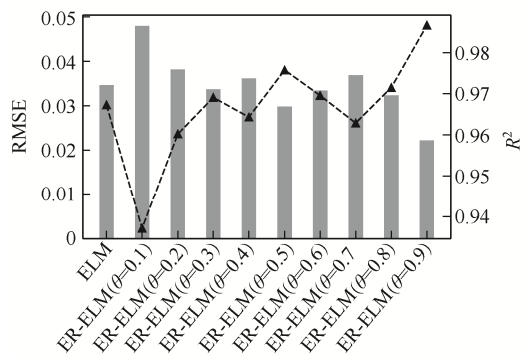
(a) CS2_35



(b) CS2_36



(c) CS2_37



(d) CS2_38

图 4　4 块电池在不同 θ 处的预测性能评价

Fig. 4 Predictive performance evaluation of four batteries at various expectiles

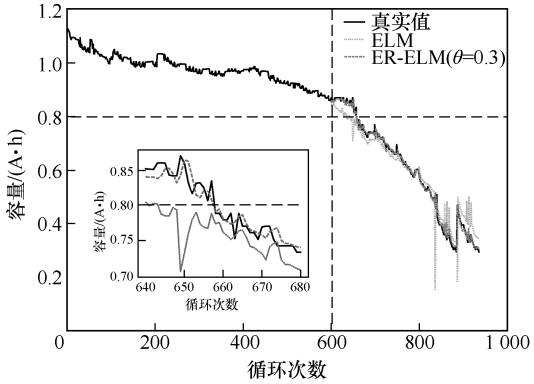


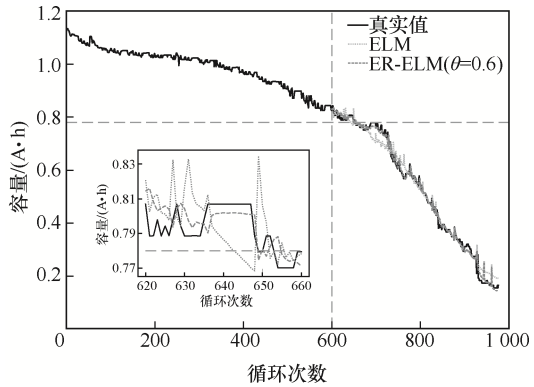
图 5　CS2_35 的 ELM 和 ER-ELM(θ=0.3)预测结果曲线

Fig. 5 Curves of ELM and ER-ELM (θ=0.3) prediction results for CS2_35

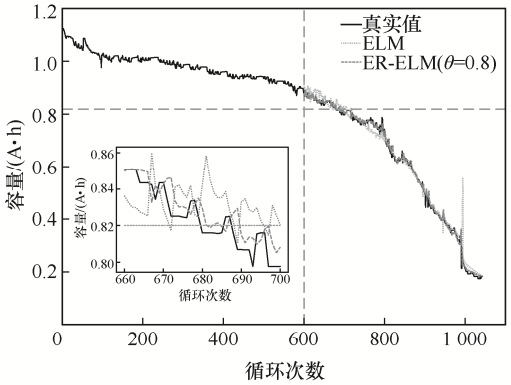
拟牛顿法优化参数后，ER-ELM 模型的 RUL 预测值为 58 次循环，与实际 RUL 值相符，其测试集 RMSE 为 0.025 825，说明 BFGS 拟牛顿法优化后的 ER-ELM 模型在 $\theta=0.3$ 处始终能够以最优参数追踪容量变化，预测结果稳定，并且在追踪容量再生方面具有更好的性能。

对于电池 CS2_36、CS2_37、CS2_38 来说，ER-ELM 模型分别在 $\theta=0.9$、$\theta=0.8$、$\theta=0.9$ 时预测误差最小，其 RMSE 均在 0.03 以内，拟合优度达 98%以上，说明该模型的预测精度较高。3 块电池的剩余使用寿命预测结果和局部预测结果如图 6 所示。

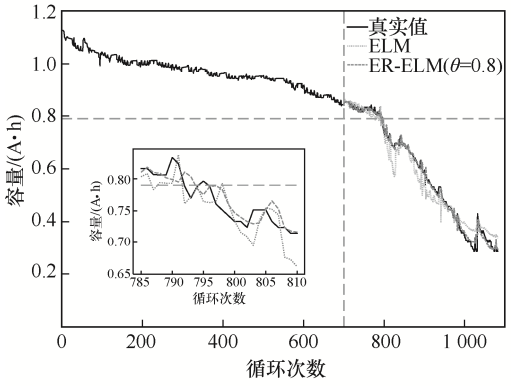
从图 6 可以看出，对于 CS2_36 电池，ELM 的预测值为 43 次循环，ER-ELM ($\theta=0.6$) 的预测值为 48 次循环，与实际值 48 相符；对于 CS2_37 电池，ELM 模型的预测值为 72 次循环，ER-ELM ($\theta=0.8$) 的预测值为 81 次循环，绝对误差为 1 次循环；对



(a) CS2_36



(b) CS2_37



(c) CS2_38

图 6 3 块电池的 ELM 和 ER-ELM 模型预测结果

Fig. 6 Prediction results of ELM and ER-ELM models for three batteries

于 CS2_38 电池，ELM 模型的预测值为 87 次循环，ER-ELM ($\theta = 0.8$) 的预测值为 94 次循环，绝对误差为 2 次循环。由此可见，使用 BFGS 算法优化 ER-ELM 预测模型是有效的。

3.5 模型对比

为进一步验证所提出的 ER-ELM 模型的有效性，选取 ER、ELM、ER-ELM ($\theta = 0.5$) 模型对 4 组电池数据的 RUL 进行预测，分别列出各方法的 RMSE 和拟合优度结果见表 3，其中 ER-ELM* 为 4 块电池分别基于 $\theta = 0.3$、$\theta = 0.9$、$\theta = 0.8$、$\theta = 0.9$ 的预测结果。可以看出：本文提出的 ER-ELM 方法预测结果的 RMSE 和拟合优度均优于其他 3 种模型，原因是 ER-ELM 模型结合期望分位数回归和极限学习机，刻画了电池容量的完整分布，并探索到健康因子对容量衰减的非线性影响。通过引入 BFGS 拟牛顿优化算法，利用非对称二次损失函数对 ER-ELM 的输入参数寻优，ER-ELM 算法对容量衰退趋势的跟踪能力强于 ELM。此外，选择合适的期望分位数 θ 进行回归，效果比传统的最小二乘回归更好，验证了方法的有效性。

表 3 不同预测模型性能比较

Tab. 3 Comparison of performance among different prediction models

电池	预测起点	ER		ELM		ER-ELM ($\theta = 0.5$)		ER-ELM*	
		RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2
CS2_35	600	0.055 8	0.940 0	0.044 0	0.943 4	0.042 6	0.946 9	0.025 8	0.980 5
CS2_36	600	0.055 7	0.951 1	0.059 3	0.926 9	0.093 2	0.819 4	0.028 9	0.982 7
CS2_37	600	0.047 0	0.967 2	0.052 1	0.945 1	0.036 4	0.973 1	0.023 9	0.988 4
CS2_38	700	0.049 4	0.955 9	0.034 6	0.967 2	0.029 8	0.975 7	0.022 2	0.986 6

4 结论

容量和电阻通常是用于确定锂离子电池健康状态的唯一特征，但不易直接测量。本文提出了 1 种基于期望分位数回归的 ER-ELM 模型的锂离子电池 RUL 间接预测的方法。在 CALCE 数据集进行测试，实验结论如下。

(1)通过结合期望分位数回归和极限学习机，完整刻画了以 3 个健康因子为特征参数的电池容量的完整分布，并探索到健康因子对容量衰减的潜在非线性影响。

(2)使用 BFGS 拟牛顿法优化 ER-ELM 模型参数，通过与单一的 ELM 模型预测结果对比，对容量衰退的追踪能力上升，绝对误差减小，解决了单一 ELM 模型因随机产生初始权值和偏置而出现预测结果不稳定的问题。

(3)通过与 ER、ELM、基于 $\theta = 0.5$ 的 ER-ELM

模型的预测结果进行对比分析，结果表明基于期望分位数回归的 ER-ELM 模型能够很好地反映电池容量衰退规律，通过选择合适的期望分位数进行回归，效果比传统的最小二乘回归更好，预测结果的最大 RMSE 为 0.028 9，拟合优度达 98%以上，为锂离子电池寿命预测提供了 1 种新方法。

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] Tian Huixin, Qin Pengliang, Li Kun, et al. A review of the state of health for lithium-ion batteries: Research status and suggestions [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 261: 120813.

[3] Pang Xiaoqiong, Liu Xiaoyan, Jia Jianfang, et al. A lithium-ion battery remaining useful life prediction method based on the incremental capacity analysis and Gaussian process regression [J]. Microelectronics Reliability, 2021, 127: 114405.

[4] 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)

[5] Toughzaoui Y, Toosi S B, Chaoui H, et al. State of health estimation and remaining useful life assessment of lithium-ion batteries: A comparative study [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 51: 104520.

[6] Ma Yanying, Wu Lifeng, Guan Yong, et al. The capacity estimation and cycle life prediction of lithium-ion batteries using a new broad extreme learning machine approach [J]. Journal of Power Sources, 2020, 476: 228581.

[7] 高静怡, 陈首轩, 周明博, 等. 充放电多特征融合的锂电池寿命预测方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(2): 28-37.
Gao Jingyi, Chen Shouxuan, Zhou Mingbo, et al. Remaining useful life prediction method of a lithium-ion battery based on multi-feature fusion of charging and discharging [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(2): 28-37. (in Chinese)

[8] 李放, 闵永军, 王琛, 等. 基于充电过程的锂电池 SOH 估计和 RUL 预测[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(10): 3316-3327.
Li Fang, Min Yongjun, Wang Chen, et al. State of health estimation and remaining useful life predication of lithium batteries using charging process [J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(10): 3316-3327. (in Chinese)

[9] Jia Shun, Ma Bo, Guo Wei, et al. A sample entropy based prognostics method for lithium-ion batteries using relevance vector machine [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 773-781.

[10] 姜媛媛, 刘柱, 罗慧, 等. 锂电池剩余寿命的 ELM 间接预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 179-185.
Jiang Yuanyuan, Liu Zhu, Luo Hui, et al. ELM indirect prediction method for the remaining life of lithium-ion battery [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2): 179-185. (in Chinese)

[11] 陈则王, 李福胜, 林娅, 等. 基于 GA-ELM 的锂离子电池 RUL 间接预测方法[J]. 计量学报, 2020, 41(6): 735-742.
Chen Zewang, Li Fusheng, Lin Ya, et al. Indirect prediction method of RUL for lithium-ion battery based on GA-ELM [J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(6): 735-742. (in Chinese)

[12] 李英顺, 阚宏达, 郭占男, 等. 基于数据预处理和 VMD-LSTM-GPR 的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10): 3244-3258.
Li Yingshun, Kan Hongda, Guo Zhannan, et al. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on data preprocessing and VMD-LSTM-GPR [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10):

3244-3258. (in Chinese)

[13] Duan Wenxian, Song Shixin, Xiao Feng, et al. Battery SOH estimation and RUL prediction framework based on variable forgetting factor online sequential extreme learning machine and particle filter [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 65: 107322.

[14] 何星, 丁有军, 宋丽君, 等. 基于加速鱼群算法的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(2): 163-169.
He Xing, Ding Youjun, Song Lijun, et al. Residual life prediction for lithium-ion battery based on accelerating AFSA [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(2): 163-169. (in Chinese)

[15] Yao Fang, He Wenxuan, Wu Youxi, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries using a hybrid model [J]. Energy, 2022, 248: 123622.

[16] 郝锐, 王海瑞, 朱贵富. 基于鲸鱼算法优化深度极限学习机的锂离子电池剩余使用寿命间接预测[J]. 化工自动化及仪表, 2023, 50(1): 37-43.
Hao Rui, Wang Hairui, Zhu Guifu. Indirect RUL prediction of lithium-ion battery based on WOA-DELM [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2023, 50(1): 37-43. (in Chinese)

[17] Widodo A, Shim M C, Caesarendra W, et al. Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 11763-11769.

[18] 于沛, 王常乐. 基于局部均值分解和极限学习机的锂电池剩余寿命预测[J]. 电气技术, 2023, 24(1): 23-28.
Yu Pei, Wang Changle. Remaining life prediction of lithium-ion battery based on local mean decomposition and extreme learning machine [J]. Electrical Engineering, 2023, 24(1): 23-28. (in Chinese)

[19] Xia Zhiyong, Abu Qahouq J A. Lithium-ion battery ageing behavior pattern characterization and state-of-health estimation using data-driven method [J]. IEEE Access, 2021, 9: 98287-98304.

[20] Newey W K, Powell J L. Asymmetric least squares estimation and testing [J]. Econometrica, 1987, 55(4): 819-847.

[21] Huang Guangbin, Zhu Qinyu, Siew C K. Extreme learning machine: Theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501.

[22] Zhang Kai, Luo Minxia. Outlier-robust extreme learning machine for regression problems [J]. Neurocomputing, 2015, 151: 1519-1527.



聂灶金

作者简介：

聂灶金(1999—)，女，硕士研究生。研究方向：工业大数据分析。E-mail：niezaojin@wust.edu.cn。

何晓霞(1979—)，女，通信作者，博士，教授。研究方向：高维数据的统计推断。E-mail：hexiaoxia@wust.edu.cn。

吴传菊(1974—)，女，博士，副教授。研究方向：应用数理统计。E-mail：wuchuanju@wust.edu.cn。

(责任编辑：郭凯凯)