基于鹈鹕优化和极限学习机的锂离子电池健康状态估计

王渴心[1]，周　军[1]，王　岩[2]

（1. 东北电力大学电气工程学院，吉林 吉林 132012；
2. 国网吉林省电力公司吉林供电公司，吉林 吉林 132012）

摘要：准确估计锂离子电池的健康状态 (State of Health，SOH) 对储能系统的安全稳定运行至关重要。针对传统估计方法准确度较低的问题，提出一种基于鹈鹕优化算法和极限学习机（POA-ELM）的 SOH 估计方法。首先，选取充放电过程中的四个健康特征，并采用皮尔逊相关性分析来量化它们与电池 SOH 的相关性。然后，建立 ELM 模型来映射健康特征与电池 SOH 之间的关系。针对 ELM 模型中超参数寻优问题，采用 POA 算法进行解决。最后在 NASA 电池数据集上进行试验分析，并与其他经典超参数寻优算法进行了比较。实验结果表明该方法能够实现 SOH 的准确估计，具有较高的估计准确度，估计误差稳定在 2% 以内。

关键词：锂离子电池；健康状态；鹈鹕优化算法；极限学习机

State of health estimation of lithium-ion battery based on Pelican optimization algorithm and Extreme learning machine

WANG Kexin[1], ZHOU Jun[1], WANG Yan[2]

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;
2. State Grid Jilin Electric Power Company Jilin Power Supply Company, Jilin 132012, China)

Abstract: Accurately estimating the state of health (SOH) of lithium-ion batteries is crucial for the safe and stable operation of energy storage systems. A SOH estimation method based on Pelican optimization algorithm and extreme learning machine (POA-ELM) is proposed to address the problem of low accuracy in traditional estimation methods. Firstly, select four health characteristics during the charging and discharging process, and use Pearson correlation analysis to quantify their correlation with battery SOH. Then, establish an ELM model to map the relationship between health features and battery SOH. The POA algorithm is used to solve the hyperparameter optimization problem in the ELM model. Finally, experimental analysis was conducted on the NASA battery dataset and compared with other classic hyperparameter optimization algorithms. The experimental results show that this method can achieve accurate estimation of SOH with high estimation accuracy, and the estimation error is stable within 2%.

Key words: lithium-ion battery; state of health; pelican optimization algorithm; extreme learning machine

吉林省科技发展计划项目 (20230203033SF)

0 引言

随着“碳中和、碳达峰”成为全球共识，越来越多的可再生能源并入电网，此时需要储能系统存储来自可再生能源产生的多余能量。锂离子电池因具有功率能量灵活、响应速度快和往返效率高等特点成为最重要和发展最快的电化学储能技术[1]。然而，在锂离子电池长期使用过程中，性能会逐渐下降。电池退化可能导致局部短路、漏液和绝缘损坏。如果不及时发现，将对所在储能电站的安全运行造成不利影响[2]。电池管理系统对于电池的安全高效运行至关重要，不仅可以合理控制运行工况，还可以智能管理各个单元，延长使用寿命，确保安全。因此，作为电池管理系统中量化电池老化的关键参数，研究锂离子电池的SOH估计具有重要意义。

目前主流的SOH估算方法可分为两类：基于模型的方法和基于数据驱动的方法[3]。基于模型的方法包括等效电路模型[4]和电化学模型[5]。基于等效电路模型的方法中，识别包括电容器和电阻器在内的等效电路组件，以突出电池的退化行为。文献[6]建立锂电池分数阶模型，设计模糊控制器辨识分数阶模型参数，引入麻雀搜索算法（Sparrow Search Algorithm, SSA）改进反向传播神经网络（Back Propagation Neural Network, BPNN），进行锂电池SOH估计。然而，参数辨识过程复杂且耗时，参数变化呈现高度非线性规律，很难精确辨识。基于电化学模型的方法通常根据电池内部发生的化学反应和传热机制，采用非线性偏微分方程来模拟电池动态特性。文献[7]提出了一种伪二维（P2D）模型参数，P2D模型准确地表征电池的电化学行为，通过识别模型参数有助于获得电池的SOH。然而，未经简化的电化学模型在求解偏微分方程时需要大量的计算。

数据驱动方法根据历史监测数据来描述健康因子与SOH之间的映射关系，并且在模型构建时不需要进行复杂的内部机制分析，具有很强的灵活性和可扩展性，近年来得到了广泛的应用[8]。文献[9]通过改进灰狼算法（Improved Grey Wolf Optimization，IGWO）优化支持向量回归机（Support Vector Machine，SVM）的内核参数，实现SOH的精确估计；文献[10]采用粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）确定长短期记忆神经网络（Long Short Term Memory，LSTM）中各层的神经元数量，从而进行SOH估计。数据驱动的方法更依赖于特征的选择和方法参数的设置。特征相关性不足会导致估计误差较大，方法参数选择不当会导致模型泛化能力不足。

本文基于数据驱动的方法，提出一种基于鹈鹕优化算法和极限学习机（POA-ELM）的SOH估计方法。该方法能够高度拟合SOH衰减曲线，有效提高SOH的估计准确度。首先，选择与电池容量衰减和功率衰减高度相关的等压升充电时间、等流降充电时间、等压降放电时间和放电温度峰值时间作为估计模型的特征输入。采用POA对ELM模型输入层的权值和隐藏层偏置进行优化。经过样本集训练得到最终的估计模型。基于NASA电池数据集，将所提出的POA-ELM模型与其他方法进行了比较。实验结果证明POA-ELM能够在保持较高稳定性的同时提高估计准确度，具有广阔的应用前景。

1 算法介绍

1.1 POA

鹈鹕优化算法（Pelican Optimization Algorithm，POA）于2022年通过模拟鹈鹕在捕猎过程中的自然行为提出[11]。本文将POA应用于深度极限学习机中，并对其参数进行寻优，具体步骤如下。

1.1.1 初始化准备

鹈鹕种群初始化的数学描述为

$$x_{i,j}=l_j+\mathrm{rand}\,(u_j-l_j)\\ i=1,2,...,N;\ j=1,2,...,m \tag{1}$$

式中，$x_{i,j}$为第i只鹈鹕的第j维位置；N为鹈鹕的

种群数量；m为求解问题的维度；rand为[0,1]范围内的随机数；u_j和l_j分别为求解问题的第j维的上下边界。

鹈鹕种群可以用式（2）的矩阵表示为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}X_1\\ \vdots\\ X_i\\ \vdots\\ X_N\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}X_{1,1} & \cdots & X_{1,j} & \cdots & X_{1,m}\\ \vdots & & \vdots & & \vdots\\ X_{i,1} & \cdots & X_{i,j} & \cdots & X_{i,m}\\ \vdots & & \vdots & & \vdots\\ X_{N,1} & \cdots & X_{N,j} & \cdots & X_{N,m}\end{bmatrix}_{N\times m} \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{X}$为鹈鹕种群矩阵；X_i为第i只鹈鹕的位置。

在POA中，求解问题的目标函数可以用来计算鹈鹕的目标函数值；鹈鹕种群的目标函数值可以用目标函数值向量表示为

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}F_1\\ \vdots\\ F_i\\ \vdots\\ F_N\end{bmatrix}_{N\times 1}=\begin{bmatrix}F(X_1)\\ \vdots\\ F(X_i)\\ \vdots\\ F(X_N)\end{bmatrix}_{N\times 1} \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{F}$为鹈鹕种群的目标函数向量；F_i为第i只鹈鹕的目标函数值。

1.1.2 第一阶段：逼近猎物（探索阶段）

在第一阶段，鹈鹕确定猎物的位置，然后向猎物的区域移动。对这种行为进行数学建模，表达式为

$$x_{i,j}^{P_1}=\begin{cases}x_{i,j}+\text{rand}\,(p_j-Ix_{i,j}) & F_p<F_i\\ x_{i,j}+\text{rand}\,(x_{i,j}-p_j) & \text{else}\end{cases} \tag{4}$$

式中，$x_{i,j}^{P_1}$为基于第一阶段更新后第i只鹈鹕的第j维位置；rand为[0,1]范围内的随机数；I为1或2的随机整数；p_j为猎物的第j维的位置；F_P为猎物的目标函数值。

在POA中，如果目标函数值在该位置得到改善，则接受鹈鹕的新位置。目标函数更新为

$$x_i=\begin{cases}x_i^{P_1} & F_i^{P_1}<F_i\\ x_i & \text{else}\end{cases} \tag{5}$$

式中，$x_i^{P_1}$为第i只鹈鹕的新位置；$F_i^{P_1}$为基于第一阶段更新后的第i只鹈鹕的新位置的目标函数值。

1.1.3 第二阶段：水面飞行（发展阶段）

在第二阶段，当鹈鹕抵达水面后，在水面上展开翅膀，将猎物推向上方，然后进行狩猎。这种在水面上飞行的策略使得鹈鹕能够在攻击范围内更有效地捕捉到更多的鱼。对鹈鹕的这种行为进行建模，可以使得POA收敛到狩猎区域更好的位置，从而增强了其在局部搜索和开发方面的能力。对鹈鹕在狩猎过程中的这种行为进行数学建模，表达式为

$$x_{i,j}^{P_2}=x_{i,j}+R(1-\frac{t}{T})(2\text{rand}-1)x_{i,j} \tag{6}$$

式中，$x_{i,j}^{P_2}$为基于第二阶段更新后第i只鹈鹕的第j维的位置；rand为[0,1]范围内的随机数；R为0或2的随机整数；t为当前迭代次数；T为最大迭代数；$R\left(1-\frac{t}{T}\right)$为种群成员的邻域半径。

随着迭代次数的增加，$R\left(1-\frac{t}{T}\right)$系数减小，导致每个成员的邻域半径变小。这使得鹈鹕能够以更小、更精确的步骤扫描种群中每个成员周围的区域，这样POA就可以收敛到全局最优的位置。

因此，鹈鹕的位置更新为

$$x_i=\begin{cases}x_i^{P_2} & F_i^{P_2}<F_i\\ x_i & \text{else}\end{cases} \tag{7}$$

式中，$x_i^{P_2}$为第i只鹈鹕的新状态；$F_i^{P_2}$为基于第二阶段的目标函数值。

1.2 ELM

ELM是一种单隐层前馈神经网络学习算法，与传统神经网络的不同之处在于，它不需要用梯度下降法求解。首先随机初始化ELM输入层的权值和隐藏层的偏置，然后利用广义逆理论计算输出层的权值，完成参数的设置。ELM的数学模型表达式为

$$f(x_i)=\sum_{i=1}^{L}\beta_i g(w_i x_i+b_i),x_i\in R^n,w_i\in R^n,\beta_i\in R^m \tag{8}$$

式中，β_i为隐藏层与输出层间的连接权值；$g(\cdot)$为隐藏层神经元激活函数；w_i为输入层和隐藏层间的连接权值；x_i为样本数据；b_i为隐藏层偏置。

ELM的结构如图1所示。

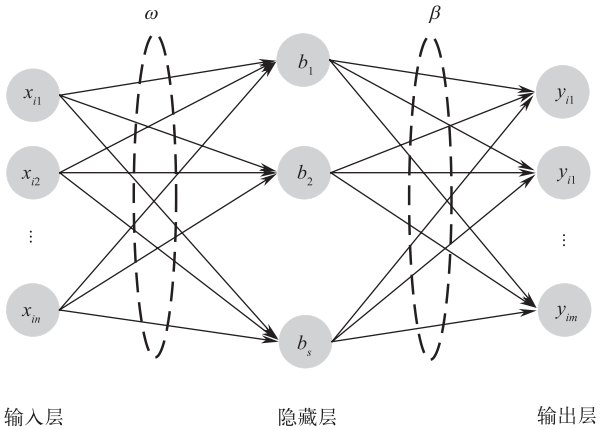


图 1　ELM 的结构

Fig. 1 The structure of ELM

1.3　POA-ELM

与其他深度学习方法相比，ELM在学习速度上表现良好，但缺点也很明显。在ELM训练过程中，输出层的权值和偏置可以通过最小二乘法进行更新，而输入层的权值和隐藏层偏置由正交矩阵随机生成，不进行反向调整。这也导致了ELM用于回归任务结果的波动性。基于ELM固有的缺点，本节提出将POA与ELM相结合，利用POA对ELM输入层的权值和隐藏层偏置进行优化，可以大大降低随机权值和偏置的不确定性。基于POA-ELM模型的SOH估计流程如图2所示。

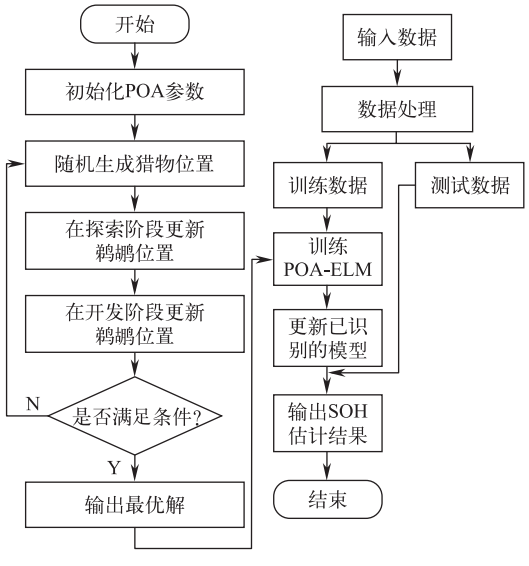


图 2　POA-ELM 模型流程图

Fig. 2 Flow chart of POA-ELM model

1）数据处理。对原始特征数据进行归一化处理，这是为了避免输入变量具有不同的物理意义和量纲而不能同等使用，可以通过如下公式实现

$$x_{\text{norm}}=\frac{x_i-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{9}$$

式中，x_i和x_{norm}为原始特征数据和规范化数据；$x_{\min}$和$x_{\max}$分别为原始特征数据的最小值和最大值。

2）初始化POA参数。对POA进行参数初始化，种群数量Popsize=20，最大迭代数max_iteration=100，权值下界l_b=0.01，权值上界u_b=100。

3）设置适应度函数。使用实际SOH值和估计SOH值之间的均方误差（Mean Square Error，MSE）来建立适应度函数，计算式为

$$\text{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2 \tag{10}$$

式中，$\hat{y}_i$为第i次循环的估计SOH值；y_i为第i次循环的实际SOH值。

4）POA优化ELM参数。随机生成猎物的位置，即ELM输入层的权值和隐藏层偏置的初始值。经过搜索阶段和开发阶段更新鹈鹕的位置，历经多次迭代后，找到最优位置，输出最优ELM输入层的权值和隐藏层偏置。

5）锂离子电池的SOH估计。通过测试数据验证已有的模型，并估计电池的SOH值。

2　电池数据分析与健康特征选取

2.1　SOH的定义

SOH是电池管理系统的一个关键参数，代表电池的退化程度。SOH通常用容量或阻抗表示。本文用容量表示SOH，SOH定义为

$$\text{SOH}=\frac{C_i}{C_0}\times 100\% \tag{11}$$

式中，C_i为第i次循环的容量；C_0为初始容量。

2.2　电池实验数据分析

本实验使用的锂离子电池退化数据来自NASA PCOE研究中心，包含了多块商用锂离

子18650电池单体的充放电测试数据。本次选择编号B005、B006、B007和B018四块电池作为实验对象，额定容量均为2 A·h，实验在室温下进行，温度约为25 ℃。首先四块电池在1.5 A恒流模式下进行充电，直到电池电压达到4.2 V，然后在恒压模式下充电，直到充电电流降至20 mA。在2 A恒流模式下进行放电过程，直至B005、B006、B007和B018的电池电压分别降至2.7 V、2.2 V、2.2 V和2.5 V。图3显示了四块电池的容量退化曲线。

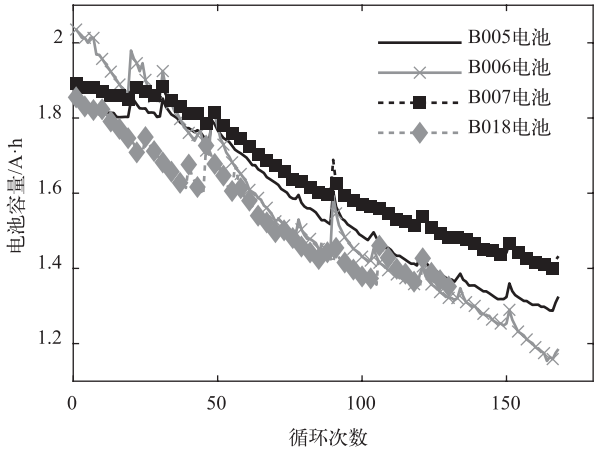


图 3　NASA 锂电池容量退化曲线

Fig. 3 NASA Lithium battery capacity degradation curve

2.3　特征提取

健康特征的选择对于数据驱动方法的估计准确度起着至关重要的作用，选择合适的健康特征可以显著提高模型的估计效果。数据驱动方法是通过输入多维健康特征数据来映射电池SOH，所选择的特征需要准确描述电池SOH的变化趋势。下面以B005电池为例，筛选出能够表征电池健康状况的健康特征。

充电电压曲线如图4所示。由图4可知，随着循环次数的增加，恒流充电阶段电池端电压曲线的斜率会相应增大，这意味着恒流充电的时间也会相应缩短，电池容量持续下降。因此可以挖掘电池充电时间与容量之间的关系。考虑到在实际应用时，多数情况不会将电池电量用尽后再进行充电，所以选取电压从3.8 V上升到4.2 V的持续时间（即等压升充电时间）作为健康特征，记为F_1。

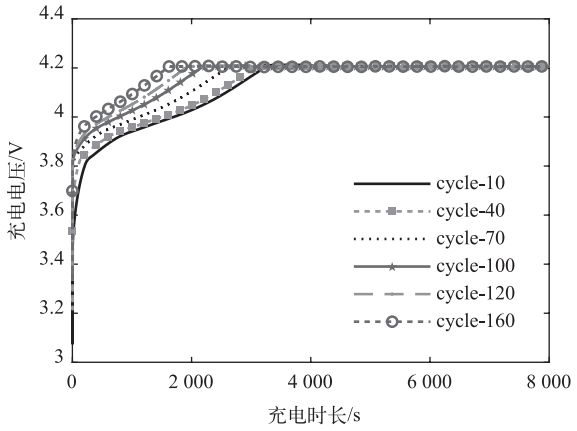


图 4　充电电压曲线

Fig. 4 Charging voltage curve

充电电流曲线如图5所示。由图5所示，随着循环次数的增加，电池恒压充电阶段的充电时间在不断缩短，充电电流曲线的斜率也在逐渐减小。考虑在实际应用中，存在不完全充电的情况。因此无须考虑整个恒压充电过程，只需选取部分恒压充电片段即可，所以选取电流从1.6 A下降到0.5 A的持续时间（即等流降充电时间）作为健康特征，记为F_2。

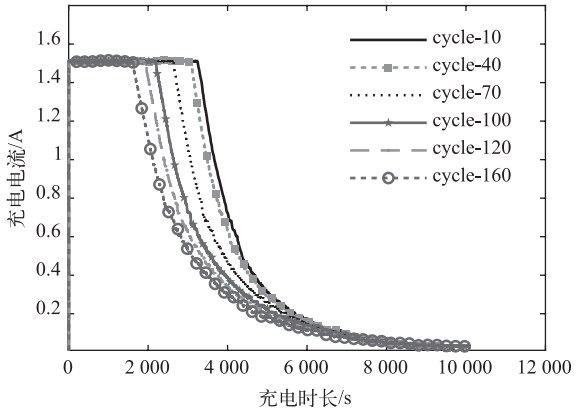


图 5　充电电流曲线

Fig. 5 Charging current curve

放电电压曲线如图6所示。由图6可知，随着循环次数的增加，放电电压的下降率相应增加。由于每个周期的放电电流相同，因此放电持续时间会直接影响放电容量。考虑到实际应用中，电池很少会完全放电。为了保证放电时间的有效性，选择电压从4.0 V下降到3.6 V的持续时间（即等压降放电时间）作为健康特征，记为F_3。

放电温度曲线如图7所示，根据图7可以看出，温度也是一个重要因素。随着放电次数的增加，电池温度到达最大值的时间也在逐渐缩短。所以将放电温度峰值时间作为健康特征，记为F_4。

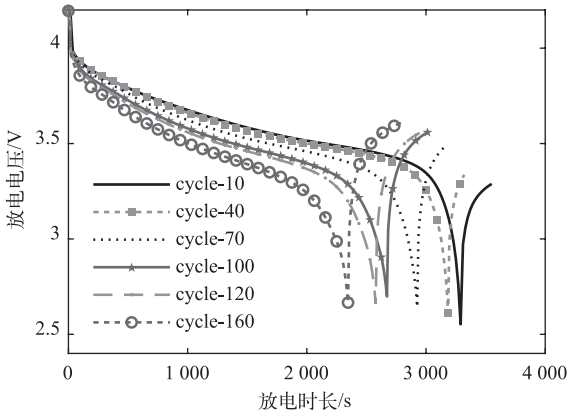


图 6　放电电压曲线

Fig. 6 Discharge voltage curve

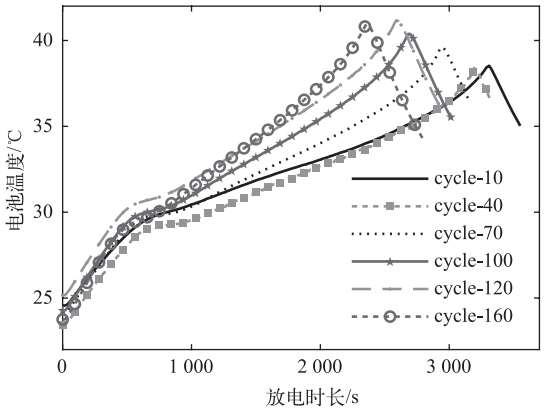


图 7　放电温度曲线

Fig. 7 Discharge temperature curve

以B005电池为例，图8描述了四个健康特征的变化曲线。由图8可以看出，各特征与SOH的变化有明显的相关性。电池SOH用函数形式表示为

$$\mathrm{SOH}_i = f(F_{1i}, F_{2i}, F_{3i}, F_{4i}) \tag{12}$$

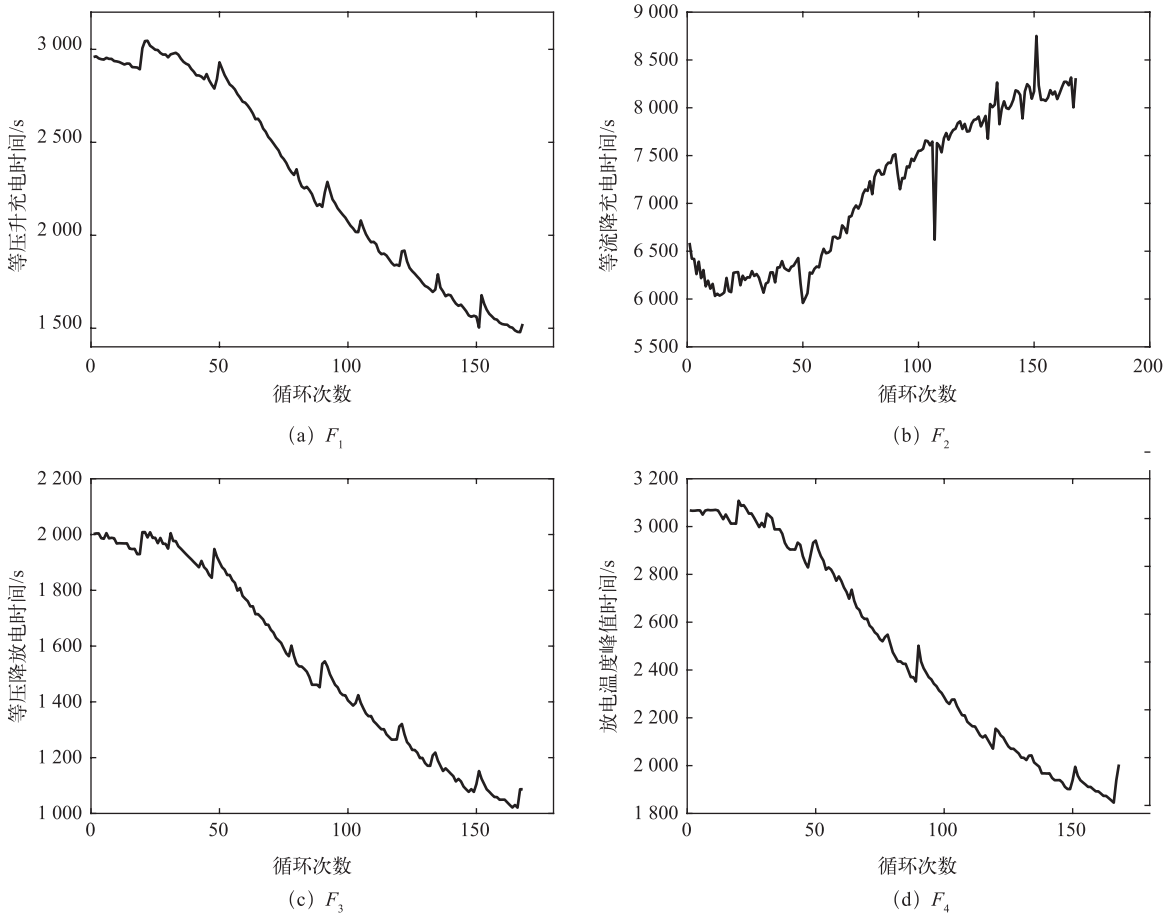


图 8　电池健康特征变化曲线

Fig. 8 Change curve of battery health characteristic

2.4 特征相关分析

为了定量分析健康特征与SOH的相关性，本文采用Pearson相关系数作为评价方法。皮尔逊相关系数$r_{X,Y}$已被广泛用于评价两个变量之间的线性相关强度。Pearson相关系数的计算公式为

$$r_{X,Y}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(X-\bar{X})(Y-\bar{Y})}{\left(\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2}\right)\left(\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\bar{Y})^2}\right)} \tag{13}$$

式中，X、Y分别为电池的特征值和SOH值；n为样本数。

相关系数的绝对值越接近1，说明相关性越强。根据Pearson相关系数原理，当关联度绝对值大于0.8时，表明该特征因子与SOH极相关。健康特征与容量之间的相关系数见表1。由表1可知，4个特征参数与SOH的关联度均大于0.8，说明它们与SOH的关联度极高。结果表明，特征参数的选取是合理的。

表 1 健康特征与容量之间的相关系数

Tab. 1 Correlation coefficient between health characteristics and capacity

健康特征	皮尔逊相关性系数			
	B005	B006	B007	B0018
F_1	0.993 3	0.990 7	0.991 2	0.994 0
F_2	− 0.985 4	− 0.971 0	− 0.923 4	− 0.951 2
F_3	0.996 7	0.994 5	0.985 4	0.983 6
F_4	0.997 1	0.987 8	0.991 5	0.981 2

3 实验结果与分析

3.1 评估指标

为了评估所提出模型的性能，本文使用最大绝对误差（MAE）、均方根误差（RMSE）和拟合度R^2对估计结果进行定量分析。这些评价指标的定义为

$$\mathrm{MAE}=\max\left|f(x_i)-y_i\right| \tag{14}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(f(x_i)-y_i)^2} \tag{15}$$

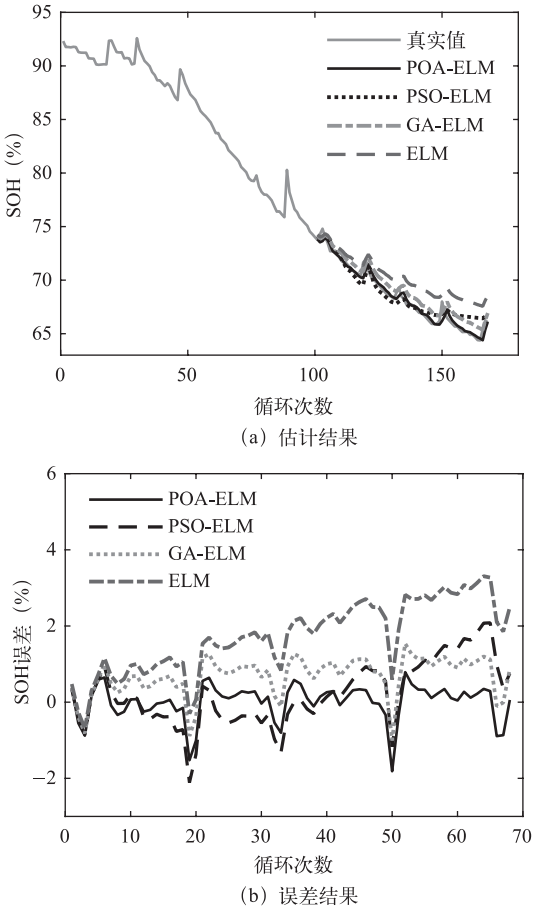
$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(f(x_i)-y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(f(x_i)-\bar{y}_i)^2} \tag{16}$$

式中，n为样本数；$f(x_i)$为估计SOH；y_i为实际SOH；$\bar{y}_i$为实际SOH的平均值。

需要注意的是，MAE和RMSE越小，估计准确度越高；R^2越小，估计准确度越低。

3.2 实验验证

本实验是基于MATLAB，2019b平台进行的。选取NASA电池数据集中的电池B005、B006、B007和B018作为实验对象。为了验证POA-ELM方法的估计性能，将前60%的样本设为训练样本，剩余40%作为测试样本。以等压升充电时间、等流降充电时间、等压降放电时间和放电温度峰值时间作为特征输入，电池SOH作为输出。将POA-ELM与单ELM、PSO-ELM[12]和GA-ELM[13]模型进行比较，估计结果和误差结果如图9～图12所示。不同方法的MAE、RMSE和R^2见表2。



（a）估计结果

（b）误差结果

图 9 B005 的 SOH 估计和误差结果

Fig. 9 SOH estimation and error results for B005

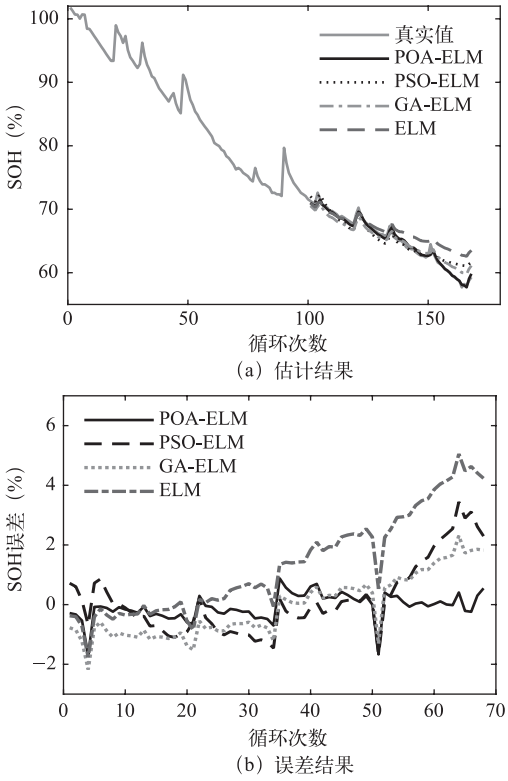


图 10　B006 的 SOH 估计和误差结果

Fig. 10 SOH estimation and error results for B006

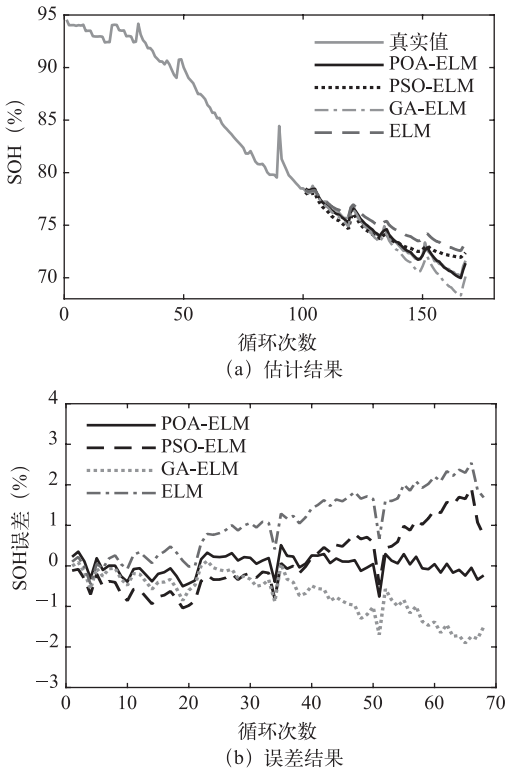


图 11　B007 的 SOH 估计和误差结果

Fig. 11 SOH estimation and error results for B007

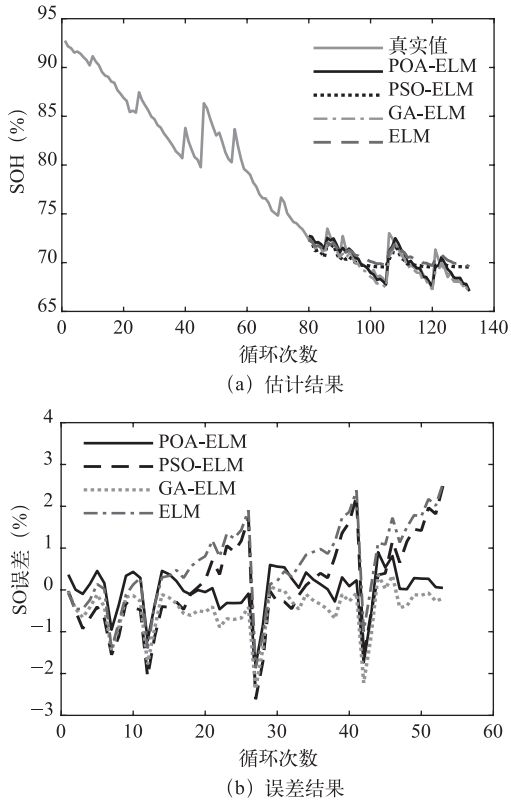


图 12　B018 的 SOH 估计和误差结果

Fig. 12 SOH estimation and error results for B018

不同算法的评估指标比较见表2。从表2可以看出，在相同条件下，POA-ELM方法的估计性能明显优于PSO-ELM、GA-ELM和ELM。对于四块电池，MAE降低的最大百分比分别为80.45%、79.54%、81.78%和60.55%。RMSE降低的最大百分比分别为75.72%、79.18%、81.69%和54.27%。R^2上升的最大百分比分别为46.74%、28.20%、28.77%和42.38%。这是因为相比PSO和GA，POA能够快速识别最优局部区域，具有较高逼近最优解的能力，并且POA优化了ELM输入层的权值和隐藏层偏置参数，降低了随机权值和偏置的不确定性，提高了估计准确度。

从图9a、图10a、图11a和图12a中可以看出，使用POA-ELM估计的SOH值与真实值之间的拟合度是最高的，并且对容量再生现象产生的波动可以准确跟踪；单一ELM模型对不同电池的泛化能力较弱，拟合度最差。PSO-ELM和GA-ELM模型有效提高了估计准确度，但效果仍不

理想。

表 2 不同算法的评估指标比较

Tab. 2 Comparison of evaluation indicators for different algorithms

电池编号	算法模型	MAE	RMSE	R^2
B005	POA-ELM	0.345 9	0.479 2	0.971 5
	PSO-ELM	0.685 4	0.872 8	0.905 7
	GA-ELM	0.792 5	0.860 4	0.908 3
	ELM	1.769 4	1.973 3	0.517 4
B006	POA-ELM	0.324 6	0.445 3	0.987 6
	PSO-ELM	0.887 6	1.196 3	0.910 2
	GA-ELM	0.918 3	1.041 2	0.910 2
	ELM	1.586 2	2.153 6	0.709 1
B007	POA-ELM	0.198 1	0.241 8	0.990 1
	PSO-ELM	0.631 1	0.768 4	0.900 3
	GA-ELM	0.694 1	0.875 7	0.870 5
	ELM	1.087 4	1.320 9	0.705 2
B0018	POA-ELM	0.375 6	0.536 1	0.897 6
	PSO-ELM	0.864 0	1.097 8	0.570 6
	GA-ELM	0.507 9	0.723 7	0.813 4
	ELM	0.952 2	1.162 4	0.517 2

从图9b、图10b、图11b和图12b可以看出，ELM的估计误差在后期逐渐增大，PSO-ELM和GA-ELM虽然减小了误差，但并没有达到稳定；而PSO-ELM在B005、B007和B018的误差控制在1%以内，B006的误差控制在2%以内。这意味着该方法对于不同电池具有较高的泛化能力，保持了较好的估计稳定性。

4 结束语

针对锂离子电池SOH值在线测量困难、传统SOH估计方法准确度较低的问题，提出一种基于POA-ELM的锂离子电池SOH估计方法，并通过对比实验得出以下结论：

1）通过对锂离子电池充放电曲线进行分析，提取了等压升充电时间、等流降充电时间、等压降放电时间和放电温度峰值时间四个健康特征，利用Pearson相关系数分析健康特征与SOH的相关性，表明可利用这些容易测量的健康特征在线估计锂离子电池SOH值。

2）建立了基于POA-ELM的锂离子电池SOH估计模型。该模型使用POA来优化ELM中输入层的权值和隐藏层偏置，以提高SOH估计准确度。

3）基于NASA电池数据集进行验证，表明POA-ELM与单一ELM、PSO-ELM和GA-ELM方法相比得到的SOH估计结果是最优的，最大误差仅在2%以内。

参考文献

[1] CHANG X，ZHAO Y M，YUAN B，et al．Solid-state lithium-ion batteries for grid energy storage：opportunities and challenges[J]．Science China Chemistry，2023：1-24．

[2] ZHANG Q，LI X，ZHOU C，et al．State-of-health estimation of batteries in an energy storage system based on the actual operating parameters[J]．Journal of Power Sources，2021，506：230162．

[3] 徐猛，闫炯炯，李骥，等．锂电池健康状态估算方法研究[J]．电气应用，2022，41(9)：33-37．

[4] 陈剑，肖振锋，刘顺成，等．基于EKF-SVSF的锂离子电池SOC和SOH准确估计[J]．电源技术，2020，44(10)：1483-1487．

[5] FAN M，GENG M，YANG K，et al．State of health estimation of lithium-ion battery based on electrochemical impedance spectroscopy[J]．Energies，2023，16(8)：3393．

[6] 赵靖英，胡劲，张雪辉，等．基于锂电池模型和分数阶理论的SOC-SOH联合估计[J/OL]．电工技术学报：1-13[2023-08-04]．

[7] KIM J，CHUN H，KIM M，et al．Effective and practical parameters of electrochemical Li-ion battery models for degradation diagnosis[J]．Journal of Energy Storage，2021，42：103077．

[8] 毕贵红，黄泽，谢旭，等．基于动态工况实测数据图像和深度学习的锂电池容量估计方法[J/OL]．高电压技术：1-15[2023-08-04]．

[9] 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．

[10] GONG Y，ZHANG X，GAO D，et al．State-of-

health estimation of lithium-ion batteries based on improved long short-term memory algorithm[J]. Journal of Energy Storage，2022，53：105046.

[11] TROJOVSKÝ，PAVEL，MOHAMMAD DEHGHANI. Pelican optimization algorithm：A novel nature-inspired algorithm for engineering applications[J]. Sensors，2022，22：855.

[12] 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.

[13] 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.

作者简介

王渴心（1996—），男，硕士研究生，研究方向为锂离子电池健康状态估计。

（收稿日期：2023-08-17）