

# 基于 ISAO-CNN-GRU 的质子交换膜燃料电池 寿命预测\*

熊健宇<sup>1</sup> 匡亚洲<sup>1</sup> 彭忆强<sup>1,2,3</sup>

(1. 西华大学汽车与交通学院, 成都 610039; 2. 汽车测控与安全四川省重点实验室, 成都 610039; 3. 四川省新能源汽车智能控制与仿真测试技术工程研究中心, 成都 610039)

**【摘要】**为准确预测质子交换膜燃料电池(PEMFC)的剩余使用寿命(RUL),提出一种基于改进的雪消融优化器优化神经网络的剩余使用寿命预测方法。首先运用拉伊达准则和小波对原始数据进行预处理,采用皮尔逊相关系数选取与电压相关性强的参数作为输入变量,利用改进的雪消融优化器(ISAO)对卷积神经网络-门控循环单元(CNN-GRU)模型的超参数进行寻优,再运用CNN-GRU模型预测燃料电池的输出电压。试验结果表明,当训练集占比为30%时,该方法的平均绝对误差为1.6 mV,均方根误差为2.2 mV,相对误差为0.41%,决定系数为99.20%,为6种模型中的最优结果,与麻雀搜索算法、雪消融优化器、鲸鱼优化算法相比,改进的雪消融优化器的预测结果更好、寻优速度更快,证明了预测模型和改进算法有效。

**关键词:**质子交换膜燃料电池 剩余使用寿命 雪消融优化器 高斯-柯西变异

**中图分类号:**TM911.4 **文献标志码:**A **DOI:** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20240429

## Life Prediction of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Based on ISAO-CNN-GRU

Xiong Jianyu<sup>1</sup>, Kuang Yazhou<sup>1</sup>, Peng Yiqiang<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Automobile and Transportation, Xihua University, Chengdu 610039; 2. Vehicle Measurement Control and Safety Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610039; 3. Provincial Engineering Research Center for New Energy Vehicle Intelligent Control and Simulation Test Technology of Sichuan, Chengdu 610039)

**【Abstract】**To predict the Remaining Useful Life (RUL) of Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC) precisely, the paper proposes a method for predicting the RUL based on neural network optimized by Improved Snow Ablation Optimizer (ISAO). Firstly the original data are preprocessed by using Pauta criterion and wavelets, then the Pearson's correlation coefficients are used to select parameters which have strong correlation with voltage as input variables. ISAO is used to optimize hyperparameters of Convolutional Neural Network-Gated Recurrent Unit (CNN-GRU) model. Then the CNN-GRU model is used to predict the output voltage of the PEMFC. Test results show that when the training set ratio is 30%, the mean absolute error is 1.6 mV, the root mean square error is 2.2 mV, the relative error is 0.41%, and the R-squared of the method is 99.20%, which are the best results the of six models. Compared with the Sparrow Search Algorithm (SSA), Snow Ablation Optimizer (SAO) and Whale Optimization Algorithm (WOA), the ISAO has faster optimization speed and better result, proving that the prediction model and the improved algorithm are effective.

**Key words:** Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC), Remaining Useful Life (RUL), Snow Ablation Optimizer (SAO), Gauss-Cauchy mutation

**【引用格式】**熊健宇, 匡亚洲, 彭忆强. 基于 ISAO-CNN-GRU 的质子交换膜燃料电池寿命预测[J]. 汽车工程师, 2025(7): 36-43.

XIONG J Y, KUANG Y Z, PENG Y Q. Life Prediction of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Based on ISAO-CNN-GRU[J]. Automotive Engineer, 2025(7): 36-43.

\*基金项目:四川省科技厅重大科技项目(2019ZDZX0002);四川省区域创新合作项目(2020YFQ0037);四川省重点研发计划项目(2021YFG0071)。

## 1 前言

质子交换膜燃料电池(Proton Exchange Membrane Fuel Cell, PEMFC)在许多领域得到了广泛应用。虽然其具有能量转换效率高、工作噪声小、无污染等多种优点<sup>[1]</sup>,但目前仍面临维护成本高、性能衰减快、耐久性不足等问题<sup>[2]</sup>。精准预测PEMFC的剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)是确保PEMFC得到及时维护,进而延长其使用寿命的关键因素。

目前,RUL的预测方法包括模型驱动法、数据驱动法和混合驱动法。模型驱动法通过构建数学模型表征燃料电池的退化特性,主要包括根据燃料电池退化的物理及化学原理构建的机理模型<sup>[3]</sup>,以及通过挖掘电池内部各种参数的数学关系构建的经验模型<sup>[4-5]</sup>,预测算法主要有卡尔曼滤波及其变体<sup>[6-8]</sup>、粒子滤波<sup>[9]</sup>等。数据驱动法直接运用燃料电池老化过程中的数据即可实现准确预测。文献[10]提出了一种多灰色组合结合反向传播(Back Propagation, BP)神经网络的预测模型,运用氢燃料电池汽车的实时数据进行训练,预测结果与实际结果相近。文献[11]提出一种支持向量机(Support Vector Machine, SVM)与经验模型结合的燃料电池寿命混合预测模型,预测误差相比SVM模型平均下降了80%。文献[12]在基于长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络的预测方法的基础上增加卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN),加快了训练和预测速度,相对误差仅为0.03%。文献[13]提出基于门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)的燃料电池RUL预测方法,与BP和LSTM网络相比,预测精度得到大幅提升。混合驱动法则是模型驱动法和数据驱动法的综合运用<sup>[14]</sup>,但同时前者搭建模型的精度受到PEMFC内部老化机理和外部环境的影响,后者则需要庞大的数据量,占用大量计算资源且精度提升有限。所以目前运用最广泛的算法为数据驱动法。

本文通过搭建CNN-GRU模型进行PEMFC电压退化趋势和RUL预测,并在模型中引入改进的雪消融优化器(Improved Snow Ablation Optimizer, ISAO)<sup>[15-16]</sup>,用于寻找和优化CNN-GRU的超参数,最后,基于法国燃料电池实验室公开的FCLAB燃料电池实验数据集开展仿真验证,并与其他模型的预测结果进行对比分析。

## 2 基本原理

### 2.1 PEMFC退化机理

燃料电池的工作原理如图1所示,其退化机理非常复杂,造成其衰退的因素主要有3种<sup>[17]</sup>:内在因素,主要指其在设计或制造过程中存在的缺陷;操作因素,主要指使用过程中的不当操作,包括气体管理不当、水管理不当、工况改变等;环境因素,包括机械振动和温、湿度变化等。

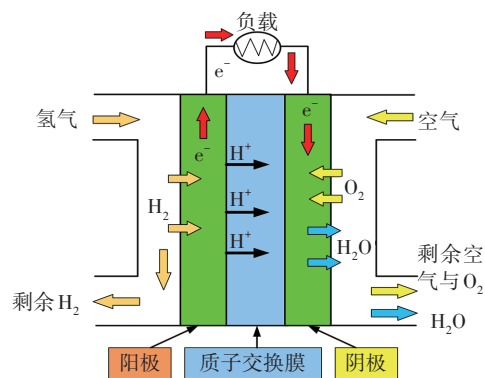


图1 PEMFC工作原理

目前,大部分文献将燃料电池的输出电压、输出功率和内阻<sup>[18]</sup>作为老化预测的指标,本文将输出电压定义为燃料电池的老化预测指标。

### 2.2 CNN-GRU模型

本文选用卷积神经网络提取燃料电池老化数据中的整体特征,利用门控循环单元充分学习老化数据的历史特征开展预测<sup>[19]</sup>。相较于长短期记忆神经网络,GRU只有更新门和重置门,结构更加简单,计算效率更高<sup>[20]</sup>,其结构如图2所示。

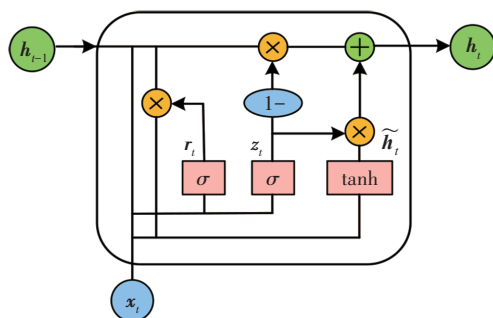


图2 GRU模型结构

图2中, $r_t$ 为重置门,用于确定前一个GRU需要保留和隐藏的信息量,其值由 $\sigma$ (Sigmoid函数)转换到区间(0,1)内,值的大小表示当前输入信息向量 $x_t$ 与前一个GRU传递信息的关联度。 $r_t$ 根据前一个GRU单元的状态 $h_{t-1}$ 和当前GRU的输入值 $x_t$ 确定当前的待选状态值 $\tilde{h}_t$ 。更新门 $z_t$ 计算当前GRU的状态

值 $h_t$ ,并传递到下一个GRU实现信息的传递。GRU的预测过程可表示为:

$$\begin{cases} z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \\ r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \\ \tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t] + b) \\ h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\tanh$ 为双曲正切激活函数, $\odot$ 表示每个元素逐次相乘, $[]$ 表示向量连接, $W$ 、 $W_z$ 、 $W_r$ 分别为权重矩阵、更新门与重置门的权重矩阵, $b$ 、 $b_z$ 、 $b_r$ 分别为偏置矩阵、更新门与重置门的偏置矩阵。

本文运用CNN提取燃料电池非线性系统的空间特征值,输出一维序列至GRU进行数据分析和处理,并将结果输出到卷积神经网络的全连接层进行回归预测。网络模型如图3所示。

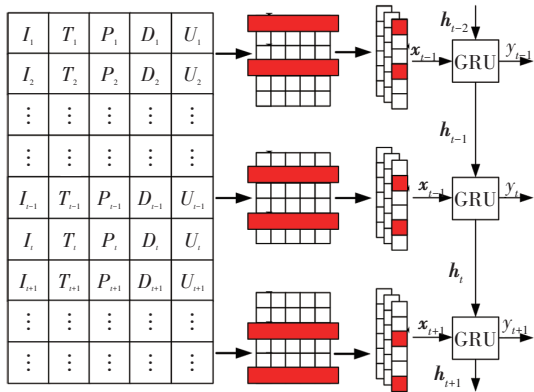


图3 CNN-GRU网络模型

图3中, $y_t$ 为 $t$ 时刻神经网络计算的预测值, $I_t$ 、 $T_t$ 、 $P_t$ 、 $D_t$ 、 $U_t$ 分别为 $t$ 时刻燃料电池的电流、温度、气体压力、流量、电压,为神经网络的训练数据。

### 2.3 改进的雪消融优化器

受雪的融化和蒸发行为启发,Deng等<sup>[15]</sup>开发了一种新型的元启发式算法——雪消融优化器,其因独特的双种群机制和高效的探索能力,在全局寻优中具有很大的优势<sup>[16]</sup>。主要包括以下过程:

**种群初始化:**在探索空间中随机生成一个 $N$ 行 $D$ 列的矩阵用于描述种群 $X$ :

$$X = X_u + X_{\text{rand}} \times (X_u - X_l) \quad (2)$$

式中: $X_u$ 、 $X_l$ 分别为空间的上、下边界, $X_{\text{rand}}$ 为 $[0,1]$ 范围内的随机数。

**种群探索:**雪融化成水,水再蒸发为蒸汽的过程中,水分子在空间中处于随机分布、快速扩散的状态。算法采用布朗运动模拟该不规则运动。此阶段在模拟过程中逐渐扩大搜索的空间范围,在探索中寻得最优位置,设 $X_i(t)$ 为第 $i$ 个种群个体的位

置,其表达式为:

$$X_i(t+1) = E(t) + G_i(t) \otimes [\alpha \times (X_{1st}(t) - X_i(t)) + (1 - \alpha) \times (X_c(t) - X_i(t))] \quad (3)$$

式中: $X_{1st}(t)$ 为个体最优位置, $\alpha$ 为 $[0,1]$ 范围内的随机数, $E(t)$ 为种群中处于较好位置的随机个体, $X_c(t)$ 为当前种群的质心位置, $G_i(t)$ 为 $t$ 时刻第 $i$ 个种群个体的融雪率, $\otimes$ 表示逐项相乘。

**种群开发:**基于现有个体最优位置或最优解,运用度日法融雪模型开发更优的解,此阶段侧重在局部进行开发寻优,表达式如下:

$$X_i(t+1) = M \times X_{1st}(t) + G_i(t) \otimes [\beta \times (X_{1st}(t) - X_i(t)) + (1 - \beta) \times (X_c(t) - X_i(t))] \quad (4)$$

式中: $\beta$ 为 $[-1,1]$ 范围内的随机数, $M \in [0.35, 0.6]$ 为融雪率。

针对雪消融的特征,雪消融优化器(Snow Ablation Optimizer, SAO)将种群随机分为2个个体数量相等的种群 $N_a$ 和 $N_b$ ,分别负责开发与探索。随着迭代次数的增加,负责探索的种群逐次转向开发。

#### 2.3.1 混沌扰动

个体的随机、不规则的运动状态常常存在于确定性系统中,这种状态称为混沌<sup>[21]</sup>,为解决优化算法中搜寻最优解的问题提供了思路。Tent混沌映射产生的序列具有很好的分布特性,本文运用其初始化SAO种群,提高初始种群的多样性和分布均匀性,表达式如下:

$$Z_{i+1} = \begin{cases} Z_i/a, & Z_i \in (0, a] \\ (1 - Z_i)/(1 - a), & Z_i \in (a, 1] \end{cases} \quad (5)$$

$$X_i^d = Z_i (X_{t, \max} - X_{t, \min}) + X_{t, \min} \quad (6)$$

式中: $Z_i$ 为混沌映射产生的种群个体位置序列, $X_{t, \max}$ 、 $X_{t, \min}$ 分别为映射后种群个体的初始位置序列 $X_i^d$ 中的上界与下界, $a$ 为 $[-1,1]$ 范围内的随机数。

对算法寻优过程中可能陷入局部最优的个体也进行混沌扰动,表达式如下:

$$\bar{X}_i = (X_i + X_{\text{tent}})/2 \quad (7)$$

式中: $X_i$ 为个体初始位置, $X_{\text{tent}}$ 为扰动生成的新位置, $\bar{X}_i$ 为更新后的个体位置。

#### 2.3.2 柯西-高斯变异

为在前期探索阶段使SAO种群在更广的空间范围内寻找最优位置,本文引入柯西变异,其概率密度函数为:

$$f(x; a, b) = \frac{1}{\pi} \left[ \frac{b}{(x - a)^2 + b^2} \right] \quad (8)$$

函数特点是在 $x=a$ 轴处产生最大值, $x$ 趋于正、

负无穷时函数值无限趋近于0,故 $x=a$ 轴两侧的概率密度值分布较广,这一分布特征使得种群在探索阶段跳出局部最优,但如果持续进行大范围搜寻,也容易错过个体的最优位置。故在此基础上引入高斯变异,其概率密度函数为:

$$f(x; a, b, c) = ae^{-(x-b)^2/2c^2} \quad (9)$$

函数特点是在 $x=b$ 轴两侧的概率密度相等,且越接近 $x=b$ 轴,概率密度分布越均匀。函数的分布特性符合种群在开发阶段主要在局部位置开发最优解的特点。本文设置混合变异策略,表达式为:

$$\begin{cases} \bar{X}_t = X_t[1 + (1 - \lambda)C(0,1) + \lambda G(0,1)] \\ \lambda = t^2/T_{\max}^2, t \in [0, T_{\max}] \end{cases} \quad (10)$$

式中: $C(0,1)$ 、 $G(0,1)$ 分别为符合柯西密度分布、高斯密布分布的随机数; $\lambda$ 为权重,随迭代次数 $t$ 发生改变; $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

## 2.4 ISAO-CNN-GRU 预测模型

本文构建基于ISAO-CNN-GRU神经网络的燃料电池电压和RUL预测模型,预测流程如图4所示。

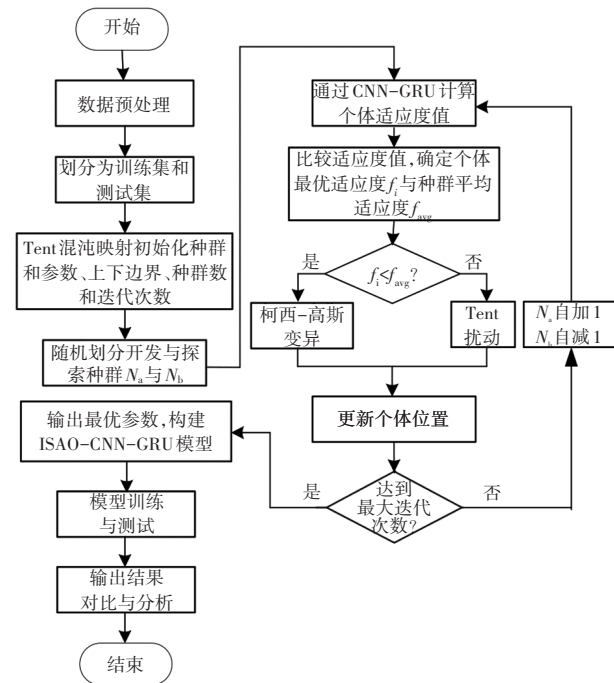


图4 RUL预测流程

预测过程为:

a. 对燃料电池老化数据进行剔除粗差和降噪处理。

b. 种群及参数初始化,并将种群随机划分为负责开发与探索的2个个体数量相等的种群 $N_a$ 与 $N_b$ 。

c. 计算种群内个体的适应度,根据式(3)、式(4)更新种群的个体位置,然后选取种群中适应度的最

大值为个体最优适应度 $f_i$ ,计算种群平均适应度 $f_{avg}$ 。

d. 若 $f_{avg} \geq f_i$ ,则通过式(7)进行混沌扰动,若扰动结果更优,则进行位置更新,并保留最优解;若 $f_{avg} < f_i$ ,则通过式(10)进行柯西-高斯变异,若扰动结果更优,则进行位置更新,并保留最优解。

e. 若迭代次数达到算法设定值,则输出种群经寻优后的总体最优解;反之则更新种群数量,重复步骤c,直到达到设定条件。

f. 采用总体最优解所代表的最优超参数(学习率、正则化参数、神经元数、训练次数)构建神经网络,进行燃料电池电压退化趋势和RUL预测。

## 3 数据处理及分析

本文使用的数据取自法国燃料电池实验室公开的FCLAB燃料电池实验数据集<sup>[22]</sup>,包括分别由5个燃料电池串联而成的2个燃料电池堆FC1、FC2。FC1和FC2的测试分别是在静态和动态条件下进行的。数据集共记录了单体电压、总电压、电流等25个参数。本文选取FC2数据集作为测试数据。

### 3.1 数据预处理

FC2的数据采集频率约为每30s采集一次,共记录了约1020h的数据,数据总量超过 $10 \times 10^4$ 组。过多的数据会降低模型的计算效率,故本文以1h为时间节点,对原始数据进行筛选后重构。

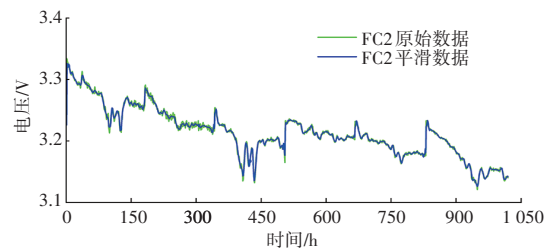
采用拉伊达准则对数据采集过程中因受到外界环境和燃料电池内在因素的影响而产生的异常数据进行剔除,公式为:

$$|v_i| = |x_i - \mu| > 3\sigma \quad (11)$$

式中: $\mu$ 为均值, $\sigma$ 为标准偏差, $v_i$ 为剩余误差。

如果数据在区间 $(\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma)$ 外,则将其剔除,并采用 $\mu$ 对剔除后缺失的数据进行填补。

原始数据含有大量噪声和尖峰,剔除粗差后,本文采用小波进行降噪处理。经过对比测试,小波基函数选用sym8、去噪方法选用无偏似然估计(Rigrsure)和软阈值处理函数、层数设置为5层时效果最优,处理后的结果如图5所示。



(a)输出总电压

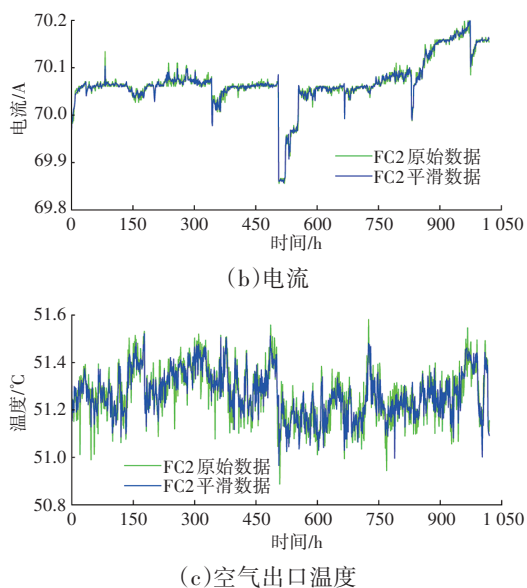


图5 数据预处理结果

### 3.2 数据分析

本文采用皮尔逊相关系数  $r$  作为指标,选取与电池输出电压高度相关的参数,结果如表1所示。 $r$  的取值范围为 $[-1,1]$ ,正值和负值分别表示正、负相关, $r=0$ 表示没有相关性。

表1 FC2电压与其他参数的相关性

参数	$r$	范围
电池输出电压 $U_{\text{tot}}$	1	3.0~5.0 V
编号为 $i$ 的电池单体电压 $U_i (i=1,2,3,4,5)$	0.95	0.6~1.0 V
电池电流 $I$	-0.57	0~300 A
电流密度 $J$	-0.55	0.7~1.0 A/cm <sup>2</sup>
氢气入口温度 $T_{\text{in}}(\text{H}_2)$	-0.72	20~80 °C
氢气出口温度 $T_{\text{out}}(\text{H}_2)$	-0.63	20~80 °C
氢气入口压力 $P_{\text{in}}(\text{H}_2)$	-0.06	0~200 kPa
氢气出口压力 $P_{\text{out}}(\text{H}_2)$	-0.09	0~200 kPa
空气入口温度 $T_{\text{in\_AIR}}$	-0.55	20~80 °C
空气出口温度 $T_{\text{out\_AIR}}$	0.08	20~80 °C
空气入口压力 $P_{\text{in\_AIR}}$	0.01	0~200 kPa
空气出口压力 $P_{\text{out\_AIR}}$	0.01	0~200 kPa
冷却水入口温度 $T_{\text{in\_WAT}}$	0.21	20~80 °C
冷却水出口温度 $T_{\text{out\_WAT}}$	0.09	20~80 °C
氢气入口流量 $D_{\text{in}}(\text{H}_2)$	-0.01	0~30 L/min
氢气出口流量 $D_{\text{out}}(\text{H}_2)$	0.01	0~30 L/min
空气入口流量 $D_{\text{in\_AIR}}$	-0.18	0~100 L/min
空气出口流量 $D_{\text{out\_AIR}}$	0.70	0~100 L/min
冷却水流量 $D_{\text{WAT}}$	-0.20	0~100 L/min
气体湿度 (HrAIRFC)	-0.18	0~100%

本文依次对原有的高维数据进行降维,选取与输出电压高度相关( $|r| \geq 0.5$ )的参数作为特征变量,包括编号为1~5的电池单体电压、电池电流等11个参数,输入预测模型进行训练,输出数据为电池总电压。

### 3.3 评价指标

本文采用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE)、相对误差 (Relative Error, RE)、决定系数  $R^2$  来评价模型的性能:

$$M_{\text{AE}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |\hat{y}_k - y_k| \quad (12)$$

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{y}_k - y_k)^2} \quad (13)$$

$$R_{\text{E}} = \frac{|R_{\text{a}} - R_{\text{b}}|}{R_{\text{b}}} \times 100\% \quad (14)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (\hat{y}_k - y_k)^2}{\sum_{k=1}^n (\bar{y}_k - y_k)^2} \quad (15)$$

式中: $\hat{y}_k$  为  $k$  时刻预测电压, $y_k$  为  $k$  时刻实际电压, $R_{\text{a}}$  为 PEMFC 剩余使用寿命预测结果, $R_{\text{b}}$  为实际剩余使用寿命。

### 4 仿真分析

本文使用的仿真设备配置 Intel Core(TM) i5-1135G7 @2.40 GHz 处理器,运行软件为 MATLAB 2024a。预测模型部分参数的取值范围如表2所示。

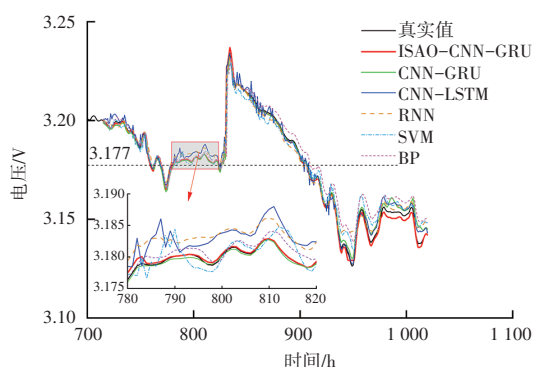
表2 ISAO算法参数

参数	取值范围
最大训练次数/次	[50,500]
初始学习率	[0.000 1,0.01]
正则化参数	[0.000 1,0.01]
隐藏节点数量/个	[16,128]
ISAO迭代次数/次	300
ISAO种群数量/个	50

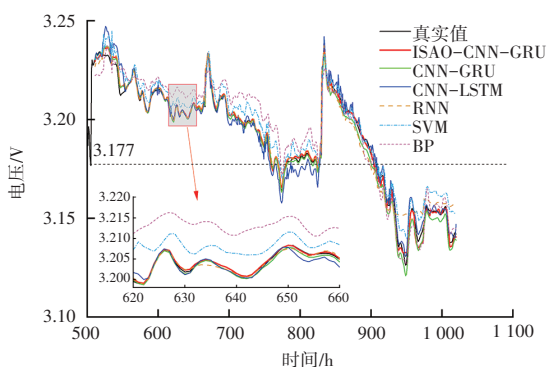
#### 4.1 预测结果

将数据集 FC2 依次按照 70%:30%、50%:50%、30%:70% 的比例划分训练集和测试集,则燃料电池剩余寿命预测时间起点分别为第 716 h、第 511 h、第 306 h。分别设置 CNN-GRU、CNN-LSTM、RNN、SVM、BP 预测模型作为对照组,对照组神经网络的

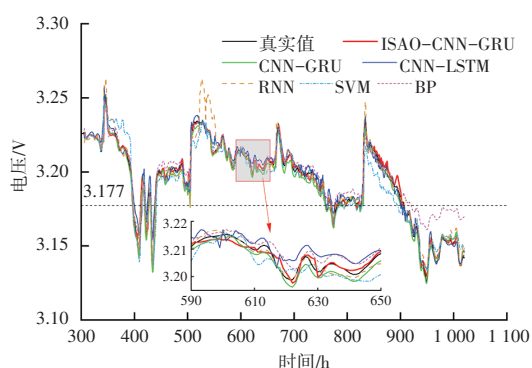
超参数为人工设置。各模型在FC2数据集上的电压退化预测曲线如图6所示,模型的预测误差如图7所示。



(a)训练集占比70%

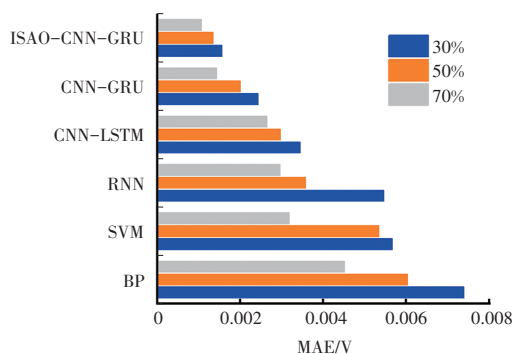


(b)训练集占比50%

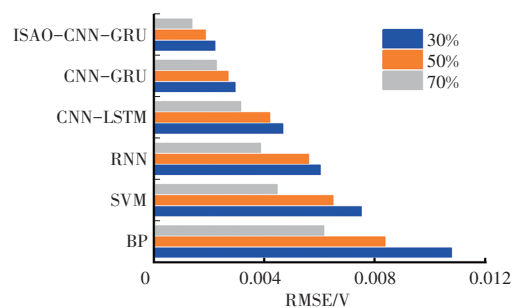


(c)训练集占比30%

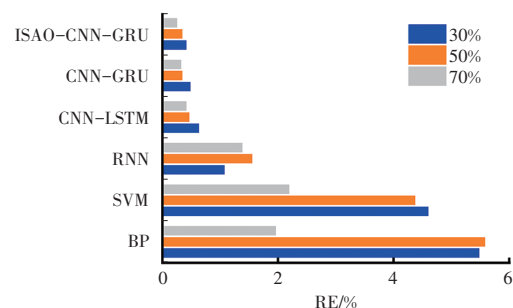
图6 不同数据集划分比例下各模型预测结果



(a)MAE



(b)RMSE



(c)RE

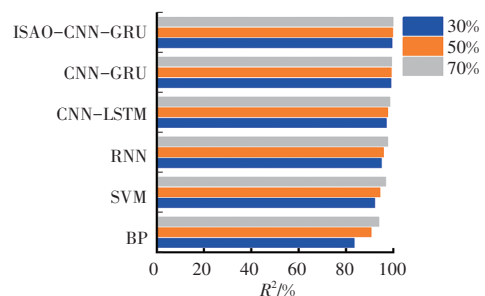
(d) $R^2$ 

图7 各模型预测误差

从预测结果和误差的对比来看,ISAO-CNN-GRU预测结果的RMSE和MAE最小, $R^2$ 更接近1,表明本文模型预测结果与实际电压更加吻合。当训练集的占比为70%时,在电压趋势变化最急剧的波峰和波谷处,相较于训练集占比为30%、50%时的预测结果,本文模型的预测误差明显下降,可能是由于训练的数据量增多,ISAO-CNN-GRU更多地捕捉到电压变化的特征。相较于其他模型,ISAO-CNN-GRU的预测结果误差最小,反映出本文提出的模型能更好地捕捉到电压的波动特征,同时,ISAO能在指定范围内寻找CNN-GRU最优超参数。

#### 4.2 RUL 预测结果

目前,众多文献根据燃料电池的工作电压占初始电压的一定比值来判断燃料电池的老化程度,即长时间低于某值则判定电池失效,例如95%<sup>[23]</sup>、95.5%<sup>[24]</sup>、96.5%<sup>[25]</sup>。由于质子交换膜燃料电池退化过程中,存在电压退化和恢复的反复情况,并考虑

FC2数据是在动态工况下测得的,电压波动大,所以本文将比值设置为95.5%,即失效电压为3.177 3 V。第759.153 h时刻前后一段时间内的燃料电池电压接近失效值,所以FC2的实际RUL为759.153 h。

由图7c可知:ISAO-CNN-GRU算法的预测误差最小;训练集占比越大,RE越小,剩余使用寿命越接近真实值。上述结果表明,ISAO-CNN-GRU在RUL预测中的精度最高,稳定性好,适合用于燃料电池的RUL预测。

### 4.3 ISAO算法性能测试

为验证本文的改进策略能否有效提高SAO算法的性能,设置麻雀优化算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)、雪消融优化器、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)为对照组,依次对CNN-GRU网络组的超参数进行寻优并进行性能对比。FC2按30%:70%的比例划分训练集和预测集,优化效果如图8所示。

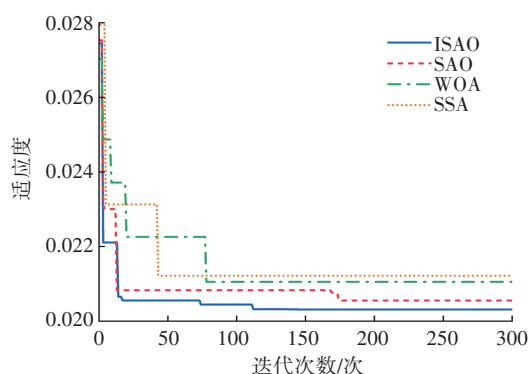


图8 4种优化算法的性能比较

当迭代次数约为10次时,ISAO的适应度基本达到稳定,相较于对照组算法收敛速度更快,这是因为本文的改进策略使得种群个体在空间中的分布更均匀,并且种群的多样性有所改善。ISAO的适应度结果最小,为0.020 3,这是由于ISAO的全局搜索能力更强导致的,相比于对照组算法寻优结果更优。上述结果表明,本文设置的改进策略使ISAO的寻优速率和结果优于其他算法。

## 5 结束语

本文针对PEMFC的RUL预测精度不高的问题,提出了一种基于ISAO-CNN-GRU的RUL预测方法,应用公开燃料电池老化数据集对模型进行了验证。试验结果表明,采用卷积神经网络提取老化数据的特征因子和采用门控循环单元处理历史数据,有效提高了计算速率。采用改进的雪消融算法

优化神经网络的超参数,运用不同比例的训练集进行仿真,对比其他模型的预测结果, $R^2$ 达到99%,MAE、RMSE、RE均为最小,证明了ISAO-CNN-GRU模型的RUL预测精度最高。相比SAO、SSA、WOA等优化算法,本文提出的Tent扰动与柯西-高斯变异结合的改进策略,平衡了算法的全局搜索与局部寻优能力,收敛速率与寻优精度均优于其他算法。因此本文提出的方法对于解决PEMFC的剩余使用寿命预测精度不高的问题有一定的积极意义。

受试验条件限制,本文仅采用电压作为燃料电池的老化预测指标,使用的老化数据集是动态工况下的试验数据。同时,算法改进策略相对简单,SAO算法收敛速度与寻优精度仍存在改进空间。在未来的研究中选择多种老化指标,并应用在实际运行工况下采集的数据,为进一步工程应用奠定基础。

### 参考文献

- [1] YANG K, ZHANG B J, CHU Y K, et al. Research on the Configuration Design and Energy Management of a Novel Plug-in Hybrid Electric Vehicle Based on the Double-Rotor Motor and Hybrid Energy Storage System[J]. Energy, 2024, 302.
- [2] 章雷其,林沁,刘敏,等.质子交换膜燃料电池退化机制及寿命预测方法综述[J].洁净煤技术,2024,30(1):265-276. ZHANG L Q, LIN Q, LIU M, et al. Review of Degradation Mechanism and Remaining Useful Life Prediction of PEMFC[J]. Clean Coal Technology, 2024, 30(1): 265-276.
- [3] 焜焱敏.基于ECSA衰减的质子交换膜燃料电池系统电特性预测与控制[D].武汉:华中科技大学,2022. ZU Y M. Prognostic and Control of Electrical Characteristics of Proton Exchange Membrane Fuel Cell System Based on ECSA Degradation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [4] 徐磊,黄波,胡鸣若.基于极化曲线半经验模型的传质特性研究[J].农业装备与车辆工程,2023,61(7):166-168+172. XU L, HUANG B, HU M R. Study on Mass Transfer Characteristics Based on Semi-Empirical Model of Polarization Curve[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2023, 61(7): 166-168+172.
- [5] 马睿,任子俊,谢任友,等.基于模型特征分析的质子交换膜燃料电池建模研究综述[J].中国电机工程学报,2021,41(22):7712-7730. MA R, REN Z J, XIE R Y, et al. A Comprehensive Review for Proton Exchange Membrane Fuel Cell Modeling Based on Model Feature Analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(22): 7712-7730.
- [6] INDRIAWATI K, CHRISTNANTASAT Y T, HAMIDAH L

- N. Fault Detection for Proton Exchange Membrane Fuel Cell using Adaptive Extended Kalman Filter[J]. *Engineering Letters*, 2024, 32(6).
- [7] XU Y W, SHU H, QIN H C, et al. Real-Time State of Health Estimation for Solid Oxide Fuel Cells Based on Unscented Kalman Filter[J]. *Energies*, 2022, 15(7): 2534–2534.
- [8] BEIGI A, ROMNEY W, VIJAYARAGHAVAN K. Extended Kalman Filter for Quantifying Hydrogen Leaks in PEM Fuel Cells by Estimating Oxygen Concentration[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 78: 907–917.
- [9] WANG Y J, MA T C, CONG M, et al. Remaining Useful Life Prediction of PEM Fuel Cell Based on Particle Filter under Idling Conditions[J]. *International Journal of Powertrains*, 2022, 11(4): 344–364.
- [10] HANG R K, PENG Y Q, YANG J B, et al. Correlation Analysis and Prediction of PEM Fuel Cell Voltage during Start-Stop Operation Based on Real-World Driving Data [J]. *Energy*, 2022, 260.
- [11] HAN I, CHUNG C. A Hybrid Model Combining a Support Vector Machine with an Empirical Equation for Predicting Polarization Curves of PEM Fuel Cells[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2017, 42(10): 7023–7028.
- [12] PENG Y L, CHEN T, XIAO F, et al. Remaining Useful Lifetime Prediction Methods of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Based on Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory and Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory[J]. *Fuel Cells*, 2022, 23(1): 75–87.
- [13] LONG B, WU K P, LI P C, et al. A Novel Remaining Useful Life Prediction Method for Hydrogen Fuel Cells Based on the Gated Recurrent Unit Neural Network[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(1): 432–432.
- [14] HUA Z G, ZHENG Z X, PAHON E, et al. A Review on Lifetime Prediction of Proton Exchange Membrane Fuel Cells System[J]. *Journal of Power Sources*, 2022, 529.
- [15] DENG L Y, LIU S Y. Snow Ablation Optimizer: A Novel Metaheuristic Technique for Numerical Optimization and Engineering Design[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 225.
- [16] LOU T S, WANG Y, GUAN G S, et al. A Physically Hybrid Strategy-Based Improved Snow Ablation Optimizer for UAV Trajectory Planning[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2024, 21(6): 1–19.
- [17] 侯绪凯, 赵田田, 孙荣峰, 等. 中国氢燃料电池技术发展及应用现状研究[J]. *当代化工研究*, 2022(17): 112–117.
- HOU X K, ZHAO T T, SUN R F. Research on the Development and Application Status of Hydrogen Fuel Cell Technology in China[J]. *Modern Chemical Research*, 2022 (17): 112–117.
- [18] 王一旻, 蔡绪涛, 郝希阳. 质子交换膜燃料电池寿命评价指标的研究综述[J]. *移动电源与车辆*, 2024, 56(3): 36–42+22.
- WANG Y M, CAI X T, HAO X Y. Review of Life Evaluation Indicator of Proton Exchange Membrane Fuel Cell[J]. *Movable Power Station & Vehicle*, 2024, 56(3): 36–42+22.
- [19] SHEN S, SADOUGHI M, CHEN X Y, et al. A Deep Learning Method for Online Capacity Estimation of Lithium-Ion Batteries[J]. *Journal of Energy Storage*, 2019, 25: 100817–100817.
- [20] 张宸铭, 张达. 基于SSA-GRU大功率多状态PEMFC寿命预测[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(7): 2796–2803.
- ZHANG C M, ZHANG D. Life Prediction of High-Power Multi-State PEMFC Based on SSA-GRU[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(7): 2796–2803.
- [21] 吕鑫, 慕晓冬, 张钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(8): 1712–1720.
- LYU X, MU X D, ZHANG J, et al. Chaos Sparrow Search Optimization Algorithm[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(8): 1712–1720.
- [22] HUA Z G, ZHENG Z X, PÉRA M C, et al. Remaining Useful Life Prediction of PEMFC Systems Based on the Multi-Input Echo State Network[J]. *Applied Energy*, 2020, 265.
- [23] 李浩, 李浩, 杨扬, 等. 基于改进鲸鱼算法优化GRU的PEMFC老化预测[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(20): 8166–8178.
- LI H, LI H, YANG Y, et al. PEMFC Aging Prediction Based on Improved Whale Optimization Algorithm Optimized GRU[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(20): 8166–8178.
- [24] 赵波, 张领先, 章雷其, 等. PEMFC剩余使用寿命直接预测的混合方法[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(21): 8554–8568.
- ZHAO B, ZHANG L X, ZHANG L Q, et al. A Hybrid Method for Direct Prediction of PEMFC Remaining Useful Life[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(21): 8554–8568.
- [25] ZHANG Z D, WANG Y X, HE H W, et al. A Short-and Long-Term Prognostic Associating with Remaining Useful Life Estimation for Proton Exchange Membrane Fuel Cell [J]. *Applied Energy*, 2021, 304.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2024年12月24日。