

基于白鲸优化算法优化超限学习机的燃料电池 剩余使用寿命预测方法

陈 丽

西华大学汽车与交通学院, 四川 成都

收稿日期: 2024年9月11日; 录用日期: 2024年10月18日; 发布日期: 2024年10月29日

摘 要

针对质子交换膜燃料电池(proton-exchange membrane fuel cells, PEMFC)剩余使用寿命的预测问题, 本文提出了一种基于白鲸优化算法(beluga whale optimization, BWO)优化极限学习机(extreme learning machine, ELM)的预测方法。该方法首先应用局部加权回归散点平滑法进行数据重构和平滑, 以保留原始数据的主要趋势, 同时有效去除噪声和尖峰。然后, 通过相关性分析探讨电压与其他参数之间的关系。最后, 利用BWO优化算法优化ELM模型的参数, 以获取最优参数, 从而实现PEMFC剩余使用寿命的精准预测。结果表明, 该方法的决定系数接近于1, 平均绝对百分比误差最小可达到 $2.7309\text{e}-10$, 显示了该方法在剩余使用寿命预测方面的优良准确性。

关键词

质子交换膜燃料电池, 寿命预测, 白鲸优化算法, 极限学习机

Fuel Cell Remaining Useful Life Prediction Method Based on Beluga Whale Optimization Algorithm for Optimizing Extreme Learning Machine

Li Chen

School of Automotive and Transportation, Xihua University, Chengdu Sichuan

Received: Sep. 11th, 2024; accepted: Oct. 18th, 2024; published: Oct. 29th, 2024

文章引用: 陈丽. 基于白鲸优化算法优化超限学习机的燃料电池剩余使用寿命预测方法[J]. 人工智能与机器人研究, 2024, 13(4): 732-739. DOI: 10.12677/airr.2024.134074

Abstract

For the prediction problem of the remaining useful life of proton-exchange membrane fuel cells (PEMFCs), this paper proposes a prediction method based on beluga whale optimization (BWO) optimized extreme learning machine (ELM). The method first applies a locally weighted regression scatter smoothing method for data reconstruction and smoothing to retain the main trends of the original data while effectively removing noise and spikes. Then, the relationship between voltage and other parameters is explored through correlation analysis. Finally, the parameters of the ELM model are optimized using the BWO optimization algorithm to obtain the optimal parameters for accurate prediction of the remaining useful life of the PEMFC. The results show that the coefficient of determination of the method is close to 1, and the mean average percentage error can be minimized to $2.7309\text{e}-10$, which demonstrates the excellent accuracy of the method in remaining useful life prediction.

Keywords

Proton-Exchange Membrane Fuel Cells, Life Prediction, Beluga Whale Optimization, Extreme Learning Machine

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着化石能源逐渐枯竭和环境问题日益严重, 质子交换膜燃料电池(proton-exchange membrane fuel cells, PEMFCs)因其低污染、低工作温度和快速启动等优点, 受到越来越多关注。与传统内燃机汽车相比, PEMFC 不仅效率更高, 而且实现零排放。随着 PEMFC 在电动汽车中的普及, 相关研究也日益增多。在 PEMFC 的运行过程中, 由于外界环境的复杂性, 性能可能会下降。通过精确、高效地预测剩余使用寿命, 可以帮助用户实施有效的预防性维护, 延长设备的使用寿命[1] [2]。

目前, PEMFC 剩余使用寿命的预测方法主要包括模型驱动、数据驱动和混合方法三种类型。模型驱动方法基于燃料电池的物理和化学过程, 通过建立复杂的数学模型来描述老化和失效过程, 虽然这种方法能提供详细的物理过程描述, 但需要精确的模型和参数, 计算成本较高[3]。数据驱动方法则利用历史数据和实时监测数据, 通过机器学习和数据分析技术进行预测, 能够从大量数据中自动学习规律, 适应性强, 且在实际应用中表现出较好的效果。然而, 这种方法依赖于数据的数量和质量[4]。混合方法则结合了模型驱动和数据驱动的优点, 利用物理模型的先验知识和数据驱动方法的自适应能力, 从而提升预测准确性, 但实现和优化较为复杂[5]。综合考虑各种方法的优缺点, 数据驱动方法由于其适应性强、实现相对简单且能够处理大量数据, 往往被广泛使用。刘嘉蔚等[6]提出基于核超限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)的预测方法, 准确预测了 PEMFC 的剩余使用寿命。Zhang 等[7]通过小波变换处理数据, 并利用优化算法优化 ELM 的参数, 以建立预测模型, 从而预测 PEMFC 的剩余使用寿命。Deng 等人[8]提出了结合基于自编码器的 ELM 和模糊扩展广泛学习系统, 有效提高了预测精度。Xie 等[9]提出了一种基于深度置信网络和 ELM 的 PEMFC 性能劣化预测方法, 结果表明, 该方法具有更好的预测性能。华志广等[10]提出了一种结合模态分解及 ELM 的预测方法实现的剩余使用寿命的有效预测。由上述研究

可知, ELM 因其高效的学习能力和优越的预测性能已被广泛应用于 PEMFC 的寿命预测中, 并且取得了良好的效果[11]。

综上所述, 本文提出了一种白鲸优化(beluga whale optimization, BWO)算法优化 ELM 的 PEMFC 寿命预测方法。首先, 采用局部加权回归散点平滑法处理原始数据, 以减小异常值和噪声的影响。然后, 通过相关性分析研究健康指标电压与其他参数之间的相关性。最终构建 ELM 预测模型, 并利用 BWO 算法优化其参数值, 从而获得最佳预测模型, 用于准确预测 PEMFC 的剩余使用寿命。

2. 数据来源及预处理

2.1. 数据来源

本文采用了 IEEE PHM 2014 Data Challenge 中的两组数据集(FC1 和 FC2)进行验证。该数据集中的电堆由 5 个有效活化面积为 100cm^2 的单体电池组成, 记录了电压、电流、压力和温度等 24 个工作参数。数据集 FC1 是在恒定电流 70 A 的稳定状态下运行 1154 小时, 是一种静态工况。数据集 FC2 是在频率为 5 kHz、70 A 的动态电流状态下运行 1020 小时, 是一种准动态工况。其中 PEMFC 的部分监测参数随时间的变化情况如图 1 所示。

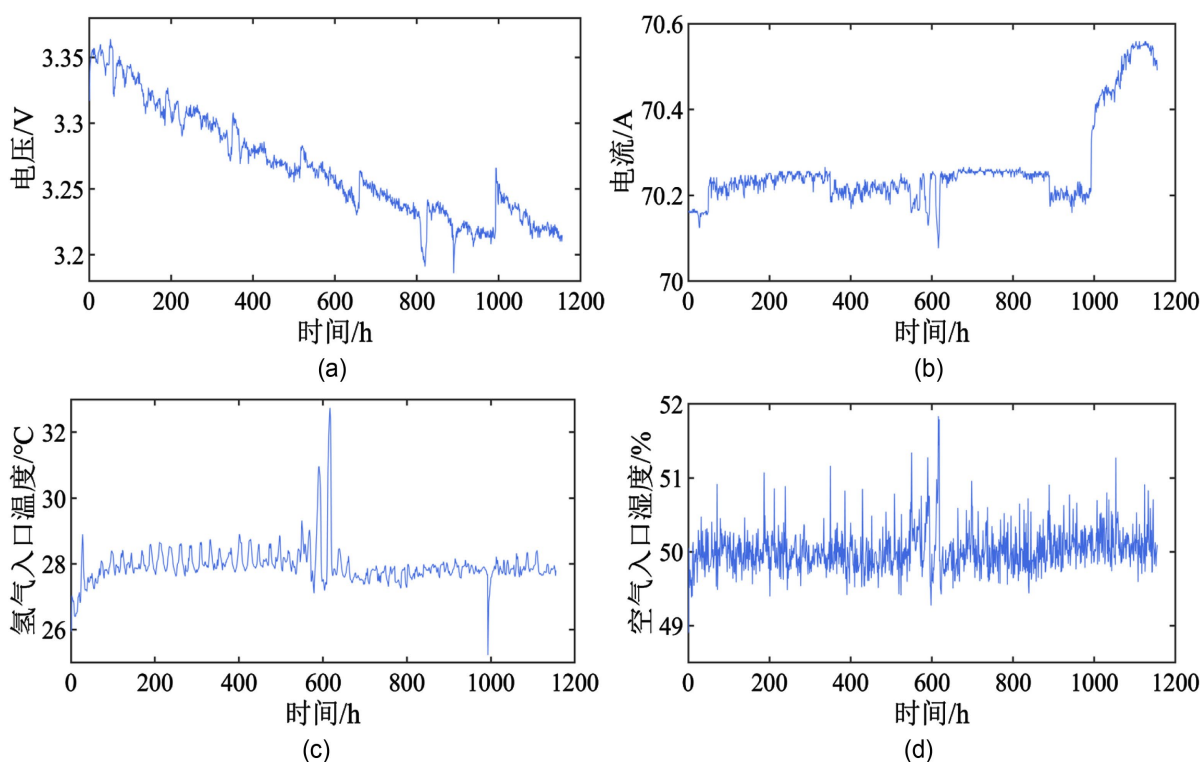


Figure 1. PEMFC partial monitoring parameters

图 1. PEMFC 部分监测参数

2.2. 局部加权回归散点平滑法

为减小原始数据的噪声影响并保留其原始信息, 本文采用局部加权回归散点平滑法对数据进行预处理, 其平滑后的效果如图 2 所示。该方法通过结合周围数据点的信息, 对每个数据点进行局部加权, 从而平滑数据的同时保持关键趋势和模式, 进而提高数据的质量和模型的准确性。其计算公式如下:

$$K(t) = \frac{\exp(-t^2/2)}{\sqrt{2\pi}} \quad (1)$$

$$f(t_j) = \sum_{i=1}^n s_i \cdot u(t_j) / \sum_{i=1}^n s_i \quad (2)$$

$$s_i = [(t_j - t_i)/h] \quad (3)$$

其中, $u(t_j)$ 为采样点数据, $j=1,2,\dots,n$, n 为采样数据点个数, $f(t_j)$ 为滤波后估计值, h 为带宽, 用以控制函数径向作用范围。

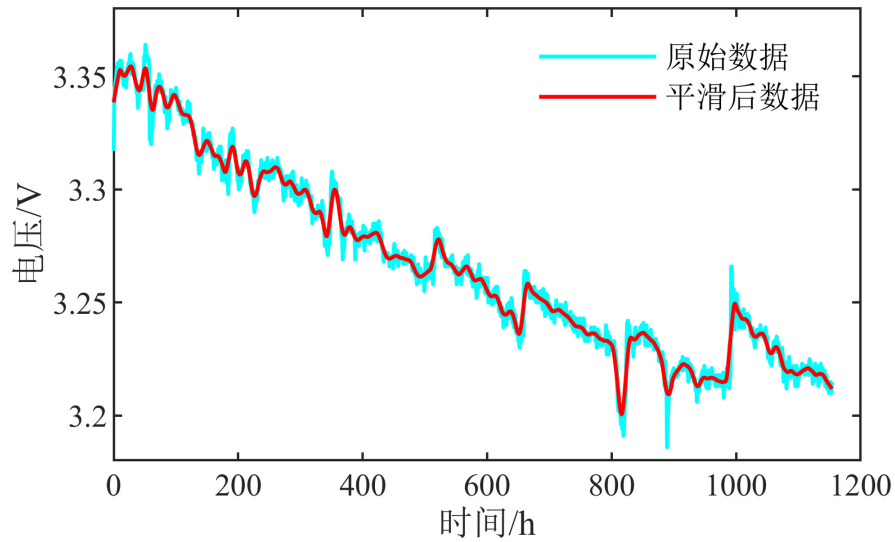


Figure 2. Preprocessing comparison chart
图 2. 预处理对比图

3. 相关性分析

为了选取有效的健康指标, 并验证其他参数与健康指标的相关性。本文采用 Pearson 相关系数进行相关分析。Pearson 相关系数用于描述两个变量之间的相关程度。其计算公式如下:

$$r_{ij} = \frac{\text{cov}(X_i, X_j)}{\sqrt{\text{var}[X_i] \text{var}[X_j]}} \quad (4)$$

$$H = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nn} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, X 为监测参数, H 为相关系数矩阵。

在进行 Pearson 相关性分析时, 当相关系数的绝对值较大时, 表示两个变量之间的相关性较强; 而当相关系数的绝对值较小时, 表示相关性较弱。相关性分析的结果如图 3 所示。电压、电流和功率的相关系数均较大, 其中电压的相关性最强。因此, 本文选择电压作为健康指标, 并将电压、电流和功率作为输入参数, 这为后续模型的建立提供了坚实的基础。

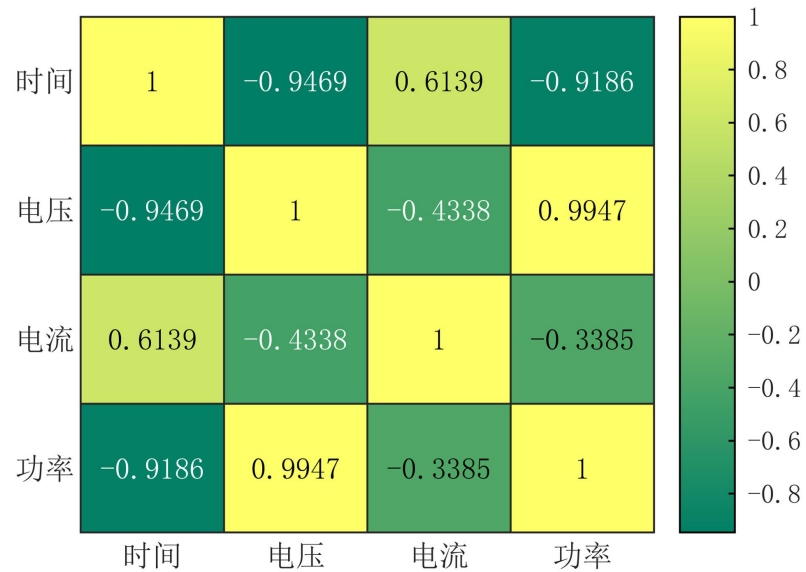


Figure 3. Correlation analysis results
图 3. 相关性分析结果

4. 预测模型的构建

本文选择电压作为燃料电池的健康指标。首先对数据进行平滑处理，再采用相关性分析选择合适的输入参数，最后建立 BWO-ELM 预测模型，以获得最终的预测结果。具体的预测框架如图 4 所示，具体建模步骤如下：

- 1) 采用局部加权回归散点平滑法对数据进行平滑处理，以减小噪声影响。
- 2) 采用 Pearson 相关性分析研究有效的健康指标，并选择合适的输入参数。
- 3) 建立 ELM 预测模型，同时采用 BWO 对其参数进行优化以得到最优预测模型。
- 4) 采用建立的 BWO-ELM 模型进行预测，并对比预测结果。

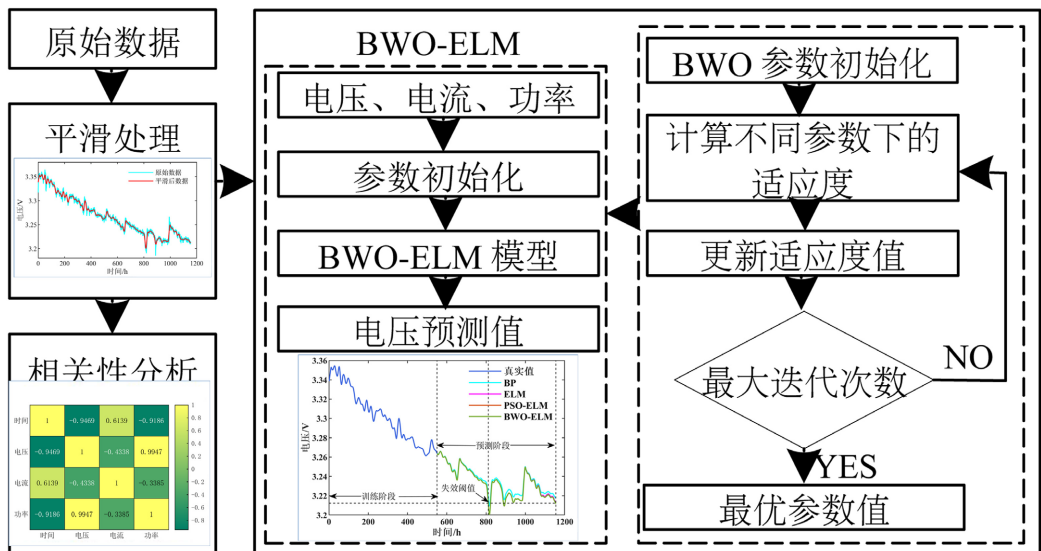


Figure 4. The prediction framework of this paper
图 4. 本文预测框架

4.1. 白鲸优化算法

BWO 算法是一种元启发式优化算法，具有较强的全局搜索能力和收敛性[12]。其算法过程包括全局搜索，局部开发和鲸鱼坠落三个阶段。其计算过程如下：

算法通过调整平衡因子 B_f 来逐步从搜索阶段过渡到开发阶段。其计算公式如下：

$$B_f = B_0 \left(1 - \frac{t_1}{T_1} \right) \quad (6)$$

其中， B_0 为 (0,1) 内的随机数， t_1 为当前迭代次数， T_1 为中迭代次数。当 $B_f > 0.5$ 时种群处于搜索阶段，当 $B_f < 0.5$ 时种群处于开发阶段。

1) 全局搜索

根据位置的奇偶性，算法采用不同的更新策略，其计算公式如下：

$$\begin{cases} X_{i,j}^{t+1} = X_{i,p}^t + (X_{r,p}^t - X_{i,p}^t)(1 + r_1)\sin(2\pi r_2), j = 2n \\ X_{i,j}^{t+1} = X_{i,p}^t + (X_{r,p}^t - X_{i,p}^t)(1 + r_1)\cos(2\pi r_2), j = 2n + 1 \end{cases} \quad (7)$$

其中， $X_{i,j}^{t+1}$ 为第 i 条白鲸在第 j 维上的位置在下次迭代时的值； $X_{i,p}^t$ 为第 i 条白鲸在随机维度 P 上的位置在当前迭代下的值； $X_{r,p}^t$ 为随机白鲸在随机维度 P 上的位置在当前迭代下的值； n 为整数， r_1 、 r_2 为 (0,1) 间的随机数。

2) 局部开发

通过共享周围位置信息进行协作捕食，以此找到最优位置。同时，为了提高算法的收敛速度，在开发过程中还引入了莱维飞行策略。其计算公式如下：

$$X_i^{t+1} = r_3 \cdot X_{best}^t - r_4 \cdot X_i^t + c_1 \cdot L_F(X_r^t - X_i^t) \quad (8)$$

$$c_1 = 2 \cdot r_4 \left(1 - \frac{t_1}{T_1} \right) \quad (9)$$

其中， X_{best}^t 为白鲸种群中的最佳位置； X_i^t 为第 i 条白鲸的当前位置； c_1 为随机跳跃度，衡量莱维飞行强度； L_F 为莱维飞行函数； X_r^t 为随机白鲸的当前位置； r_3 、 r_4 为 (0,1) 间的随机数。

3) 鲸鱼坠落

利用白鲸的位置和鲸落下坠步长来更新位置，其计算公式如下：

$$X_i^{t+1} = r_5 \cdot X_i^t - r_6 \cdot X_r^t + r_7 \cdot X_{step}^t \quad (10)$$

$$X_{step}^t = \exp\left(-\frac{c_2 t_1}{T_1}\right)(u_b - l_b) \quad (11)$$

$$c_2 = 2W_f \cdot n \quad (12)$$

$$W_f = 0.1 - 0.05 \times \frac{t_1}{T_1} \quad (13)$$

其中， X_{step}^t 为鲸落下坠步长， r_5 、 r_6 和 r_7 为 (0,1) 间的随机数， c_2 为阶坠因子， W_f 为鲸坠步长。

4.2. 极限学习机

ELM 具有训练速度快、泛化能力强的特点，它通过随机生成隐藏层的权重和偏置，然后求解输出层的权重。假设存在一系列样本数据 (X_i, t_i) ，当该网络包含 L 个隐层节点时，可表述为如下形式：

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \cdot X_j + b_i) = o_j, j = 1, \dots, N \tag{14}$$

其中， X_j 为输入向量， β_i 为连接 i 个隐藏层节点和输出层节点的权重向量， $g(\bullet)$ 为隐藏层的激活函数； W_i 为连接第 i 个输入层节点和隐藏层节点的权重向量， b_i 为第 i 个隐藏层神经元的阈值， o_j 为输出向量。

5. 结果分析

参照文献[6]定义 PEMFC 的失效电压为降低至初始电压的 96.5%，在稳态条件(FC1)中，初始电压为 3.3282 V，失效电压为 3.2117 V，当时间 $T=811$ 时，电压为 3.2107 V，此时最接近失效电压值。

为了验证本文方法的有效性和可行性，对比了 BP、ELM、粒子群优化 ELM (PSO-ELM)以及本文提出的方法。选用前 550 个数据作为训练集，后 605 个数据作为测试集，并采用决定系数(R^2)、均方根误差(Root Mean Square Error, $RMSE$)和平均绝对百分比误差(Mean Average Percentage Error, $MAPE$)作为评价指标，对本文提出的方法进行分析。预测结果如图 5 和表 1 所示。与其他方法相比，本文方法的预测误差更小，与真实值的吻合度更高。尽管 ELM 与 BP 相比， $RMSE$ 略有增加，但 $MAPE$ 显著降低。此外，经过优化算法处理的 ELM 在预测误差上表现出明显的改善。具体而言，相较于 PSO-ELM，BWO-ELM 的 $RMSE$ 减少了 51.92%， $MAPE$ 降低了超过 50%。这些结果验证了 BWO 在优化 ELM 预测参数和提高预测准确性方面的有效性，同时也证明了本文方法在准确预测 PEMFC 剩余使用寿命方面的可靠性。

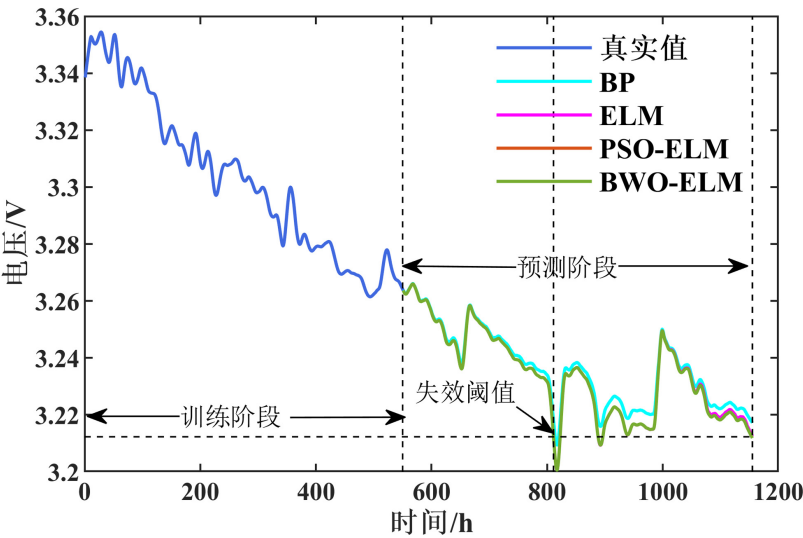


Figure 5. Comparison chart of prediction results
图 5. 预测结果对比图

Table 1. Comparison of evaluation indicators for different methods
表 1. 不同方法评价指标对比

方法	R^2	$RMSE$	$MAPE$
BP	0.96029	0.0030341	0.00074823
ELM	0.99955	0.00032454	4.6345e-05
PSO-ELM	0.99998	2.989e-09	8.0077e-10
BWO-ELM	0.99999	1.437e-09	2.7309e-10

6. 结论

本文提出了一种基于电压作为健康指标的 PEMFC 剩余使用寿命预测方法。具体来说：1) 通过局部加权回归散点平滑法处理数据，有效减少了噪声影响，提高了数据质量；2) 通过相关性分析选定电压作为健康指标，并结合多个参数构建了预测模型的输入；3) 建立了 BWO-ELM 预测模型，并与多种其他模型进行了比较，验证了 BWO 在优化 ELM 参数值方面的有效性，同时证明了本文方法在预测准确性和可行性方面的优势。

参考文献

- [1] 李奇, 刘嘉蔚, 陈维荣. 质子交换膜燃料电池剩余使用寿命预测方法综述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2365-2375.
- [2] Hua, Z., Zheng, Z., Pahon, E., Péra, M. and Gao, F. (2022) A Review on Lifetime Prediction of Proton Exchange Membrane Fuel Cells System. *Journal of Power Sources*, **529**, Article ID: 231256. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2022.231256>
- [3] Hua, Z., Zheng, Z., Pahon, E., Péra, M. and Gao, F. (2021) Remaining Useful Life Prediction of PEMFC Systems under Dynamic Operating Conditions. *Energy Conversion and Management*, **231**, Article ID: 113825. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.113825>
- [4] Liu, J., Li, Q., Chen, W., Yan, Y., Qiu, Y. and Cao, T. (2019) Remaining Useful Life Prediction of PEMFC Based on Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks. *International Journal of Hydrogen Energy*, **44**, 5470-5480. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2018.10.042>
- [5] Tang, A., Yang, Y., Yu, Q., Zhang, Z. and Yang, L. (2022) A Review of Life Prediction Methods for PEMFCs in Electric Vehicles. *Sustainability*, **14**, Article No. 9842. <https://doi.org/10.3390/su14169842>
- [6] 刘嘉蔚, 李奇, 陈维荣, 等. 基于核超限学习机和局部加权回归散点平滑法的 PEMFC 剩余使用寿命预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(24): 7272-7279.
- [7] Zhang, X., Yu, Z. and Chen, W. (2019) Life Prediction Based on D-S ELM for PEMFC. *Energies*, **12**, Article No. 3752. <https://doi.org/10.3390/en12193752>
- [8] Deng, Z., Chan, S.H., Chen, Q., Liu, H., Zhang, L., Zhou, K., *et al.* (2023) Efficient Degradation Prediction of PEMFCs Using ELM-AE Based on Fuzzy Extension Broad Learning System. *Applied Energy*, **331**, Article ID: 120385. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120385>
- [9] Xie, Y., Zou, J., Li, Z., Gao, F. and Peng, C. (2020) A Novel Deep Belief Network and Extreme Learning Machine Based Performance Degradation Prediction Method for Proton Exchange Membrane Fuel Cell. *IEEE Access*, **8**, 176661-176675. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3026487>
- [10] 华志广, 潘诗媛, 赵冬冬, 等. 基于分解优化并行 ESN 的氢燃料电池寿命预测[J/OL]. 航空学报, 2024: 1-13. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20240820.1012.020.html>, 2024-09-10.
- [11] Chen, K., Laghrouche, S. and Djerdjir, A. (2020) Proton Exchange Membrane Fuel Cell Prognostics Using Genetic Algorithm and Extreme Learning Machine. *Fuel Cells*, **20**, 263-271. <https://doi.org/10.1002/fuce.201900085>
- [12] Zhong, C., Li, G. and Meng, Z. (2022) Beluga Whale Optimization: A Novel Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm. *Knowledge-Based Systems*, **251**, Article ID: 109215. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.109215>