

# 基于人工智能的质子交换膜燃料电池状态估计及故障诊断

郑如意<sup>1</sup>, 杨博<sup>1\*</sup>, 周率<sup>2</sup>, 蒋林<sup>3</sup>, 李鸿彪<sup>4</sup>, 郜登科<sup>4</sup>

(1. 昆明理工大学电力工程学院, 云南省 昆明市 650500; 2. 奥克兰理工大学电气与电子工程系, 奥克兰 1010, 新西兰; 3. 英国利物浦大学电气工程与电子系, 利物浦 L69 3GJ, 英国; 4. 上海科梁信息科技股份有限公司, 上海市 闵行区 201103)

## State Estimation and Fault Diagnosis of Proton Exchange Membrane Fuel Cells Based on Artificial Intelligence

ZHENG Ruyi<sup>1</sup>, YANG Bo<sup>1\*</sup>, ZHOU Shuai<sup>2</sup>, JIANG Lin<sup>3</sup>, LI Hongbiao<sup>4</sup>, GAO Dengke<sup>4</sup>

(1. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan Province, China; 2. Department of Electrical and Electronic Engineering, Auckland University of Technology, Auckland 1010, New Zealand; 3. Department of Electrical Engineering and Electronics, University of Liverpool, Liverpool L69 3GJ, United Kingdom; 4. Shanghai KeLiang Information Technology Co., Ltd., Minhang District, Shanghai 201103, China)

**摘要:**【目的】质子交换膜燃料电池(proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)作为极具潜力的清洁能源技术,在能源转换领域备受瞩目。然而,PEMFC系统的高度复杂性及运行过程中存在的不确定性,使其状态估计和故障诊断面临诸多挑战,严重影响系统可靠性与安全性。为有效应对这些难题,对人工智能(artificial intelligence, AI)技术在PEMFC状态估计和故障诊断中的应用策略与成效进行了研究。【方法】分析了当前PEMFC在状态估计与故障诊断领域的研究进展。在状态估计领域,解析了PEMFC非线性模型特性,介绍了基于AI的状态估计技术,分析了不同算法在PEMFC状态估计中的应用原理及优势。在故障诊断领域,总结归纳了PEMFC常见故障类型,分析了故障表现及内部成因,介绍了基于AI的故障诊断技术。最后,对基于AI的PEMFC状态估计与故障诊断技术的未来发展提出了建议。【结论】AI技术能够凭借其强大的数据处理和模式识别能力,准确估计PEMFC的状态,有效诊断系统潜在故障,从而显著提升PEMFC系统的运行效率和稳定性,增强系统可靠性与安全性。未来,可在AI算法创新、状态估计与故障诊断优化、智能体系构建以及与其他技术协同合作等方面开展研究。

**关键词:** 清洁能源; 氢能; 人工智能(AI); 质子交换膜燃料电池(PEMFC); 状态估计; 故障诊断; 深度学习

**ABSTRACT:** [Objectives] The proton exchange membrane fuel cell (PEMFC), as a highly promising clean energy technology, has attracted much attention in the field of energy conversion. However, the high complexity and operational uncertainties of PEMFC systems pose significant challenges to state estimation and fault diagnosis, seriously affecting system reliability and safety. To effectively address these challenges, the application strategies and effectiveness of artificial intelligence (AI) technology in PEMFC state estimation and fault diagnosis are studied. [Methods] Current research progress on PEMFC state estimation and fault diagnosis is analyzed. In the field of state estimation, the nonlinear model characteristics of PEMFC are analyzed, AI-based state estimation technologies are introduced, and the application principles and advantages of different algorithms for PEMFC state estimation are analyzed. In the field of fault diagnosis, common fault types of PEMFC are summarized, their fault manifestations and internal causes are analyzed, and AI-based fault diagnosis technologies are introduced. Finally, the future prospects for AI-based PEMFC state estimation and fault diagnosis technologies are discussed. [Conclusions] With its powerful data processing and pattern recognition capabilities, AI technology can accurately estimate the state of PEMFC and effectively diagnose potential system faults, thereby significantly improving the

基金项目: 国家自然科学基金项目(62263014); 云南省自然科学基金项目(202401AT070344)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (62263014); Natural Science Foundation of Yunnan Province (202401AT070344).

the operational efficiency and stability of PEMFC systems and enhancing their reliability and safety. Future research can focus on areas such as AI algorithm innovation, optimization of state estimation and fault diagnosis, intelligent system development, and collaboration with other technologies.

**KEY WORDS:** clean energy; hydrogen energy; artificial intelligence (AI); proton exchange membrane fuel cell (PEMFC); state estimation; fault diagnosis; deep learning

## 0 引言

在全球气候变化与能源结构转型的迫切需求下,氢能因其零碳排放、高能量转换效率等优势,成为推动清洁能源革命的核心载体之一<sup>[1-3]</sup>。质子交换膜燃料电池(proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)作为氢能高效利用的关键技术,在交通动力系统、分布式发电及便携式电源等领域展现出广阔的应用前景<sup>[4-7]</sup>。然而,PEMFC在实际运行中面临复杂的动态工况与多物理场耦合作用,其内部状态参数(如膜含水量、催化剂活性面积、气体扩散层渗透率等)难以直接测量,且故障类型多样(如膜脱水、水淹、气体饥饿等),这些因素严重影响其性能稳定性与使用寿命<sup>[8-9]</sup>。如何实现PEMFC的精准状态估计与高效故障诊断,已成为突破其大规模商业化应用瓶颈的核心挑战<sup>[10-13]</sup>。

传统方法主要依赖基于电化学机理的物理模型或实验经验阈值进行状态监测与故障判断,如通过电化学阻抗谱分析膜电极组件的湿度状态<sup>[14]</sup>,或利用电压弛豫曲线识别气体饥饿现象<sup>[15]</sup>。然而,此类方法存在局限性:物理模型对PEMFC内部复杂传质-反应过程的简化假设可能导致状态估计偏差,尤其在动态变载工况下适应性不足;阈值诊断法难以应对多故障耦合场景,且依赖专家经验知识库的完备性,泛化能力较弱。此外,实验驱动的数据采集成本高、标注周期长,进一步限制了传统方法的工程适用性。

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术的迅猛发展为PEMFC的智能化管理提供了全新思路。机器学习与深度学习凭借其强大的非线性特征提取与时序建模能力,能够从多源异构数据(如电压/电流时序信号、温度场分布、声发射谱等)中挖掘隐含状态特征,突破传统模型的机理

约束<sup>[16-18]</sup>。例如,长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)可有效捕捉PEMFC退化过程中的时序依赖关系<sup>[19]</sup>,而卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)能够从高维电化学数据中识别局部故障模式<sup>[20]</sup>。此外,迁移学习、集成学习等技术的引入为解决小样本数据下的模型泛化问题提供了可能<sup>[21]</sup>。尽管如此,AI技术在PEMFC领域的应用仍面临诸多挑战,包括动态工况下的模型自适应调整、多物理场耦合特征的解耦分析、边缘计算场景下的轻量化部署需求等,亟待系统性研究与技术突破。

为此,本文系统梳理了AI技术在PEMFC状态估计及故障诊断领域的研究进展,分析了PEMFC的非线性模型特性、故障类型、状态估计方法以及故障诊断技术,并对未来AI技术在PEMFC状态估计及故障诊断领域的发展方向提出了建议,旨在为PEMFC系统的智能化升级与产业化推广提供理论指导与技术实现路径。

## 1 PEMFC 状态估计及故障诊断

### 1.1 PEMFC 结构

PEMFC是一种通过氢氧电化学反应直接将化学能转化为电能的高效清洁能源装置,主要由质子交换膜(proton exchange membrane, PEM)、催化层、气体扩散层和双极板构成<sup>[22-23]</sup>,如图1所示。

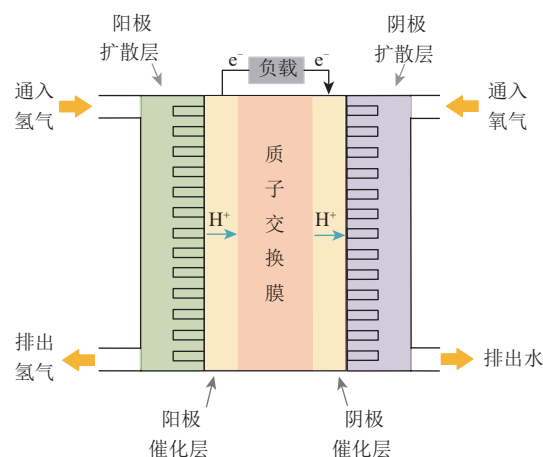


图1 PEMFC 结构图

Fig. 1 Structure of PEMFC

### 1.2 PEMFC 状态估计

#### 1.2.1 PEMFC 非线性模型及健康状态模型

常规的PEMFC发电系统主要由PEM燃料电

池堆及其他子系统构成<sup>[24]</sup>,如图2所示。其中: $\omega_{cp}$ 为空压机转速; $m_{sm}$ 为阴极侧空气质量; $P_{O_2}$ 为阴极侧氧气分压; $P_{N_2}$ 为阴极侧氮气分压; $P_{sm}$ 为空气供应管道压力; $P_{rm}$ 为空气回流管道压力; $I_{st}$ 为负载电流; $u_{cp}$ 为质子交换膜两侧的电压差。

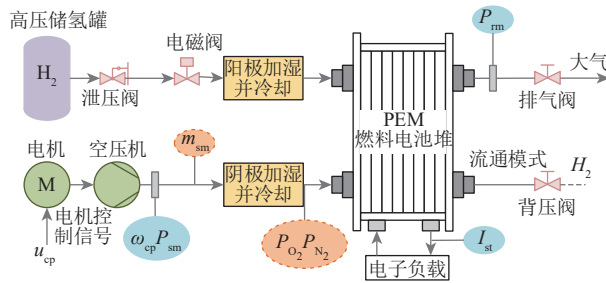


图2 PEMFC发电系统

Fig. 2 PEMFC power generation system

目前,有关PEMFC状态估计的研究大多都是建立6阶动态模型,其中,最典型的模型是在文献[25]非线性燃料电池系统模型基础上建立的。6阶动态模型<sup>[26-27]</sup>可表示如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \frac{\tau_{cm}(\mu, x_1) - \tau_{cp}(x_1, x_2)}{J_{cp}} \\ \dot{x}_2 = \gamma R_a [T_{cp}(x_2) W_{cp}(x_1, x_2) - T_{sm}(x_2, x_3) W_{sm, out}(x_2, x_4, x_5)] V_{sm}^{-1} \\ \dot{x}_3 = W_{cp}(x_1, x_2) - W_{sm, out}(x_2, x_4, x_5) \\ \dot{x}_4 = [W_{O_2, in}(x_2, x_4, x_5) - W_{O_2, out}(x_4, x_5, x_6) - W_{O_2, react}(I_{st})] m_{O_2} R_{O_2} T_{st} V_{ca}^{-1} \\ \dot{x}_5 = [W_{N_2, in}(x_2, x_4, x_5) - W_{N_2, out}(x_4, x_5, x_6)] \cdot m_{N_2} R_{N_2} T_{st} V_{ca}^{-1} \\ \dot{x}_6 = \frac{R_a T_{fc}}{V_{rm} M_a} [W_{ca, out}(x_4, x_5, x_6) - W_{rm, out}(x_6)] \end{cases} \quad (1)$$

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6)^T = (\omega_{cp}, P_{sm}, m_{sm}, P_{O_2}, P_{N_2}, P_{rm})^T \quad (2)$$

式中: $\tau_{cm}$ 和 $\tau_{cp}$ 分别为电机的加速转矩和负载转矩; $J_{cp}$ 为压缩机转动惯量; $\mu$ 为空压机控制信号; $\gamma$ 为比热容比; $R_a$ 为气体常数; $V_{sm}$ 为供应管道容积; $m_{O_2}$ 和 $m_{N_2}$ 分别为阴极侧氧气、氮气的质量; $R_{N_2}$ 和 $R_{O_2}$ 分别表示氮气、氧气的气体常数; $T_{st}$ 为电堆温度; $V_{ca}$ 为阴极容积; $T_{fc}$ 为电池温度; $V_{rm}$ 为回流管道容积; $M_a$ 为空气的摩尔质量; $T_{cp}$ 和 $T_{sm}$ 分别为压缩机、供应管道中的空气温度; $W_{cp}$ 为空压机的气体流量; $W_{sm, out}$ 为流出供应管道的气

体流量; $W_{O_2, in}$ 和 $W_{O_2, out}$ 分别为进入、流出电堆阴极的氧气流量; $W_{O_2, react}$ 为参与化学反应的氧气流量; $W_{N_2, in}$ 和 $W_{N_2, out}$ 分别为进入、流出电堆阴极的氮气流量; $W_{ca, out}$ 为流出电堆阴极的气体流量; $W_{rm, out}$ 为流出回流管道的气体流量。

锂电池健康状态(state of health, SOH)估计是指通过特定方法对锂电池当前性能状态进行量化评估,以反映其相对于全新电池的健康程度<sup>[28]</sup>,表示为

$$S_{OH} = \frac{C_{now}}{C_{new}} \quad (3)$$

式中: $C_{now}$ 为当前电池的最大可用容量; $C_{new}$ 为新电池的最大可用容量。

### 1.2.2 状态估计技术

PEMFC作为高效清洁的能源转换装置,其状态估计技术通过实时解析电堆内部关键参数,成为提升系统效能与可靠性的核心技术<sup>[29]</sup>。该技术不仅融合了物理机理与数据驱动方法,还动态追踪了膜水合度、气体压力、温度等核心状态变量,同时进一步扩展至对PEMFC的SOH和剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)的估计,为优化控制策略和故障诊断提供了更为精准的依据。

在技术类型上,基于模型的滤波方法与数据驱动方法构成了PEMFC状态估计的两大主流方向。基于模型的滤波方法主要依托高精度非线性机理模型,通过电堆电压、气体传输、膜水合、热动态四大子系统构建状态空间。这些模型不仅考虑了电池内部的物理和化学过程,还融入了SOH和RUL相关的参数。例如,电堆电压模型整合了Butler-Volmer方程与Nernst方程,精确刻画了电极反应动力学;气体传输模型采用Fick定律和Stefan-Maxwell方程描述了扩散层浓度梯度;膜水合模型基于Springer公式关联了质子传导率与水含量;热动态模型耦合了电化学反应产热与冷却系统传热过程<sup>[30-32]</sup>。

数据驱动方法突破了机理模型的局限性,利用神经网络等机器学习算法,学习PEMFC内部状态的动态变化规律。例如,LSTM等神经网络可以学习膜水合度的动态变化规律,进而实现对电池内部状态的预测。同时,结合自适应神经模糊

推理系统等算法，可以有效补偿催化剂衰减、膜老化等慢变参数带来的模型失配。

### 1.3 PEMFC 故障诊断

#### 1.3.1 PEMFC 故障类型

PEMFC 复杂的多物理场耦合运行环境、动态工况条件导致的多种故障风险严重影响电池性能、寿命及安全。PEMFC 主要故障类型如表 1 所示。

##### 1) 膜脱水

膜脱水是 PEMFC 的常见故障。其表征现象为：质子交换膜因含水量不足导致质子传导率急剧下降，局部膜层出现干裂或针孔缺陷，且还伴随电池内阻显著升高。诊断特征为：高频电阻呈指数级增长，欧姆极化过电位快速攀升，电池输出电压在恒流工况下陡降，且膜电极表面温度异常，阳极出口氢气浓度因质子传导受阻而异常波动，阴极侧水蒸气分压低于理论平衡值。

##### 2) 水淹

水淹是 PEMFC 的另一常见故障，其表征现象为：液态水在气体扩散层或流道内积聚，形成液封，阻碍反应气体传输，导致三相反应界面局部失效。诊断特征为：浓差极化过电位主导电压衰减，低电流密度区出现电压平台塌陷，极限电流密度显著降低，阴极流道内压降突变，红外热成像显示局部冷区<sup>[35]</sup>。

##### 3) 气体饥饿

气体饥饿分为阳极和阴极，其中阳极的表征

现象为：阳极侧氢气供应不足，导致局部反极反应，碳载体氧化生成  $\text{CO}_2$ ，伴随电压骤降与膜电位反向。阳极的诊断特征为：单电池电压突降至  $-0.5\text{ V}$  以下，阳极过电位大于  $0.8\text{ V}$ ，电池堆电压标准差小于  $0.2\text{ V}$ ，阳极出口氢气体积分数小于  $1\%$ ，尾气中  $\text{CO}_2$  浓度异常升高。而阴极的表征现象为：阴极侧氧气传输受限，引发浓差极化加剧，局部形成氧浓度梯度，导致热失控风险。阴极的诊断特征为：电压-电流曲线在  $0.6\text{ A/cm}^2$  以上出现二次拐点，阴极活化过电位占比超过  $40\%$ ，阴极侧温度局部过冲，气体流道内压力脉动频率大于  $200\text{ Hz}$ ，且阴极出口氧气体积分数低于  $5\%$ ，尾气中氮气占比异常升高<sup>[36]</sup>。

##### 4) 催化剂中毒

催化剂中毒是对 PEMFC 影响较大的故障。其表征现象为：催化剂活性位点被杂质占据或团聚烧结，导致电化学活性面积永久性损失。诊断特征为：循环伏安曲线氢脱附峰面积缩减至不足  $50\%$ ，线性扫描伏安极限电流密度下降超过  $40\%$ ，CO 耐受阈值从  $2 \times 10^{-6}$  降至  $0.5 \times 10^{-6}$ <sup>[33]</sup>。

##### 5) 膜降解

膜降解是 PEMFC 长期运行后的严重故障，由化学、机械和热等多种因素共同作用所导致。化学降解由自由基攻击膜磺酸基团，引起链断裂。机械降解由干湿循环或温度变化导致膜膨胀收缩，产生微裂纹。热降解由局部过热导致膜结构熔化

表 1 PEMFC 主要故障类型  
Tab. 1 Main fault types of PEMFC

故障类型	原因	影响	位置	可恢复性	严重程度	经济影响程度
膜脱水 <sup>[14]</sup>	湿度过低,温度过高,高电流密度运行,进气湿化不足,流道设计不合理,频繁变载	增加欧姆损失,降低电池效率,局部过热,机械应力开裂,化学降解	质子交换膜	部分可恢复(需重新湿化)	中	中
水淹 <sup>[21]</sup>	液态水过度积聚	电压波动或阶跃式下降,内阻增加,局部缺氧,氢氧直接反应产热	阴极侧气体扩散层或流道	可恢复(需排水)	中	中
阳极氢气饥饿 <sup>[13]</sup>	氢气供应不足,流道堵塞	电压反转、碳腐蚀、氢氧混合爆炸风险	阳极催化层	可恢复(需调整氢气供应或清理流道)	高	高
阴极氧气饥饿 <sup>[15]</sup>	空气压缩机故障,膜电极水淹	电压反转、碳腐蚀	阴极催化层	可恢复(需修复空气压缩机或排水)	高	高
催化剂中毒 <sup>[33]</sup>	一氧化碳、硫化物、金属离子污染	催化剂活性降低,活化极化升高,输出性能下降,加速性能衰减	催化层	部分可恢复(需更换或再生催化剂)	中	中
膜降解 <sup>[34]</sup>	化学、机械、热等多因素共同作用	氢气渗透率增加,开路电压降低,膜穿孔,气体交叉,效率骤降,短路	质子交换膜	不可恢复(需更换膜)	极高	极高

或分解。其表征现象为：质子交换膜局部出现穿孔或分层，伴随氟离子释放。诊断特征为：开路电压衰减率大于2 mV/h，离子交换容量下降超过15%，电池内阻呈现非线性增长，机械振动测试中膜层共振频率偏移超过8%<sup>[34]</sup>。

### 1.3.2 故障诊断技术

目前，PEMFC故障诊断技术主要分为基于实验测试的方法、基于模型的方法和基于数据驱动的方法。

基于实验测试的方法是通过实验现象和实验数据来探究PEMFC的故障模式。这种方法通常对PEMFC在不同故障状态下的运行参数进行测量和分析，如电压、膜内阻、电堆温度等，通过对比正常状态和故障状态下的参数变化，建立经验库，为故障诊断提供依据<sup>[37-38]</sup>。

基于模型的方法通过对实际系统与解析模型输出产生的残差进行分析、处理和决策来实现故障诊断。这种方法需要建立PEMFC的数学模型，通过比较实际系统的测量值与模型输出值可以生成残差，进而通过分析残差判断系统是否存在故障<sup>[39]</sup>。

基于数据驱动的方法通过对燃料电池历史运行过程中的各个参数进行数据采集、特征提取、数据分类和诊断决策来实现故障诊断。这种方法结合了人工智能、机器学习等技术，能够挖掘故障特征信息，实现系统故障的精确诊断<sup>[40-41]</sup>。

此外，基于信号处理的故障诊断方法也备受关注。这种方法通常利用小波变换、经验模式分解等对信号进行诊断处理<sup>[42-44]</sup>。

## 2 AI在PEMFC状态估计中的应用

### 2.1 数据预处理与特征提取

PEMFC状态估计依赖高质量的数据输入。AI技术能够处理和分析PEMFC运行期间产生的大量数据，包括电压、电流、温度、湿度等关键参数，通过数据清洗、插补和异常值检测，确保输入数据的准确性和完整性。此外，AI算法能够从这些数据中提取有用的特征，这些特征对于后续的状态估计至关重要。特征挖掘技术(如特征选择、特征工程和降维)，能够简化模型结构，提高预测精

度和计算效率。

#### 2.1.1 数据预处理

数据预处理的核心目标是优化数据质量，确保数据能够无缝对接并有效支撑后续的模型训练流程。该过程涵盖了多个关键步骤，其中数据清洗和噪声数据处理尤为关键。

##### 1) 数据清洗

数据清洗用于识别和纠正数据集中的错误和不一致之处。处理缺失值是数据清洗中的一项重要任务。对于数值型数据，线性插值、多项式插值和最近邻插值是3种常用的方法。随着AI技术的发展，机器学习等算法也被应用于数据扩充。Liu等<sup>[45]</sup>运用时间序列生成对抗网络(time-series generative adversarial networks, TimeGAN)对具有时间序列特征的电池数据进行了处理与生成，TimeGAN巧妙融合了GAN的灵活性与有监督自回归模型的条件概率原理，将这些生成的数据作为电池SOH估计的输入，估计结果的均方根误差和平均绝对误差分别约为0.25%和0.2%，实现了高精度的SOH估计。

异常值处理是数据清洗的另一主要方法<sup>[46]</sup>。异常值是指那些明显偏离数据集主体分布的数据点。删除异常值是最直接的方法，但可能导致信息损失；将异常值替换为正常值则能保持数据的完整性，但需确保替换值的合理性。统计方法(如箱线图法或Z分数法)能基于数据的统计特性进行异常值检测和处理，更加科学严谨。目前基于AI的异常值处理方法也被广泛应用，如Yang等<sup>[47]</sup>提出了基于分数离群值的离群值删除框架(-framework for outlier-score outlier removal, FOOR)，该框架旨在通过集成技术预处理数据，删除不准确的异常值分数，以提升后续集成的准确性。为了验证FOOR的有效性，进行了严格的测试，涉及30个真实世界数据集、7个最先进的集成以及25个不同的基础探测器，实验结果表明，FOOR显著提升了现有技术的表现，平均曲线下面积(area under the curve, AUC)从0.81提升至0.86，证明了其在异常值检测中的优越性和有效性。

##### 2) 噪声数据处理

噪声数据是指数据中存在的随机误差或波动，

它们可能源于测量设备的精度限制、数据传输过程中的干扰或人为因素等。为了平滑数据并消除噪声，可以采用滤波技术进行处理。Hu等<sup>[48]</sup>提出了一种基于深度学习的两阶段去噪方法，该方法首先执行标准的数据预处理步骤，随后利用经过处理和未经处理的信号来训练一个去噪网络模型。借助CNN卓越的非线性拟合能力，构建了端到端的映射关系，从而得到了高效的去噪网络模型，并成功完成了两阶段的去噪流程。最终，利用合成数据和现场数据对两阶段去噪方法进行验证。实验结果显示，与传统方法相比，采用两阶段去噪方法处理后的数据，其均方误差降低了0.17，同时波形的完整性和微弱信号的恢复能力也显著提升。

### 2.1.2 特征提取

AI在数据特征提取领域的应用广泛而深入，涵盖了模态分解、机器学习、深度学习以及注意力机制等多个方面。模态分解是AI在数据特征提取中的一项关键技术，通过模态分解技术，AI能

分析并分解复杂信号为多个简单成分，这些成分往往包含了原始数据中不易察觉的关键特征。

机器学习是AI在特征提取中的另一关键技术。通过训练大量样本数据，机器学习模型能够自动学习数据的统计规律和潜在特征，进而实现对新数据的准确分类和预测。即便是复杂的非线性模型，仍能在一定程度上提升特征提取的效率和准确性。

深度学习是机器学习的一个分支，借助深度学习的能力，AI能够从原始数据中自动抽取并组合出高层次的抽象特征。深度学习不仅提高了特征提取的精度，还极大地简化了特征提取工程的过程。

近年来，注意力机制作为深度学习的一个重要进展，进一步增强了AI在特征提取方面的能力。通过动态调整不同数据部分的权重，注意力机制使AI能够聚焦于数据中最具信息量的部分，从而有效滤除噪声，提升特征提取的鲁棒性和效率。基于AI的4种特征提取方法如表2所示。

表2 基于AI的4种数据特征提取方法

Tab. 2 Four data feature extraction methods based on AI

方法	原理	优点	缺点	精确性	抗噪性	适用类型
模态分解 <sup>[49]</sup>	分析并分解复杂信号为多个简单成分	提取不易察觉的关键特征	可能引入分解误差	中高	中	复杂信号分析
机器学习 <sup>[50]</sup>	自动学习数据的统计规律和潜在特征	自动化特征提取，适用于大规模数据	依赖样本质量和数量	高	中高	分类、预测任务
深度学习 <sup>[51]</sup>	利用深度神经网络抽取高层次抽象特征	高精度特征提取，简化特征提取工程	需要大量数据和计算资源	极高	高	图像、语音、文本等
注意力机制 <sup>[52]</sup>	动态调整数据部分权重，聚焦信息量大的部分	提升特征提取鲁棒性和效率	复杂度增加，可能导致计算开销大	高	高	需要聚焦关键信息的任务

## 2.2 基于AI的状态估计方法

基于AI的PEMFC状态估计在燃料电池领域占据重要地位。PEMFC系统因其强非线性、强耦合性和时变性等特性，使状态估计工作变得尤为复杂。传统的数学建模方法往往难以全面捕捉PEMFC系统的动态特性，因此，引入AI技术成为解决这一难题的关键途径。基于AI的PEMFC状态估计方法主要分为反向传播(back propagation, BP)神经网络模型、非线性观测器、支持向量机(support vector machine, SVM)以及深度学习4种。

### 2.2.1 BP神经网络

在PEMFC状态估计中，BP神经网络作为一

种常用的前馈型神经网络被广泛应用。BP神经网络通过训练能逼近PEMFC系统的输入、输出关系，其结构如图3所示。网络的输入涵盖PEMFC系统的实际输入参数，如负载电流、阳极氢气压、空压机电压等，而输出则对应系统的状态变量，如电堆输出电压、电堆工作温度等。在网络训练阶段，可以利用PEMFC系统的实验数据进行网络权重和偏置的调整，以最小化输出误差。训练完成后，还需使用验证数据集对网络进行验证，确保其具有良好的泛化能力。例如，Huo等<sup>[53]</sup>基于遗传算法(genetic algorithm, GA)优化的BP神经网络对PEMFC中含水量进行状态评估，研究了

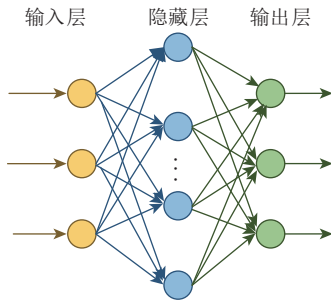


图3 BP神经网络结构

Fig. 3 Structure of BP neural network

PEMFC的阴极质量流、阳极质量流、PEMFC中含水量和堆电压的数学机制，并分析了PEMFC中含水量对PEMFC输出性能的影响，仿真结果表明，与最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)相比，GA-BP神经网络具有更高的估计精度，为PEMFC的故障诊断、寿命延长和控制方案设计提供了参考。

### 2.2.2 非线性观测器

针对PEMFC系统的强非线性及强耦合特性，可设计非线性观测器来估计系统的状态变量。这种观测器能应对系统中的不确定性和干扰，提供精确的状态估计，其结构如图4所示。Diab等<sup>[31]</sup>提出了一个观测器来估计PEMFC参数，首先采用离散空间域中的有限差分求解的二维物理方程构建状态空间模型，然后使用离散动力学模型设计基于连续离散扩展卡尔曼滤波的观测器。经过实验验证，该观测器适用于运行条件下PEMFC的状态估计。对于多种载荷变化，使用观测器获得的结果可以实时准确地表征PEMFC的动态响应。

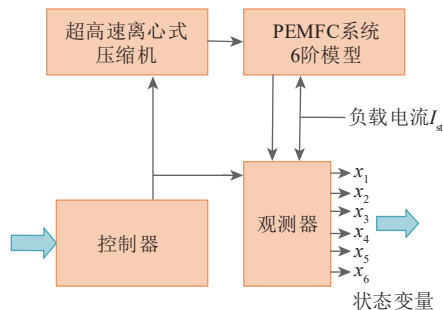


图4 非线性观测器结构

Fig. 4 Structure of nonlinear observer

### 2.2.3 SVM

作为人工智能领域的一大核心分支，SVM凭借其强大的非线性映射能力、数据驱动特性以及

对复杂模式的有效捕捉，已成为构建高精度、强鲁棒性PEMFC状态估计模型的关键技术手段。

SVM作为一种基于统计学习理论的监督学习方法，其核心思想是通过寻找最优超平面来实现数据分类或回归预测<sup>[54]</sup>，其结构如图5所示。Kheirandish等<sup>[55]</sup>提出了一种基于SVM的PEMFC系统性能预测方法。该研究针对PEMFC多物理场强耦合、非线性时变特性的问题，构建SVM进行预测，采用250 W级PEMFC实测数据集，构建了涵盖电压-电流、功率-电流及效率-功率曲线的多维度特征空间，与其他方法相比，SVM的决定系数高达99%。

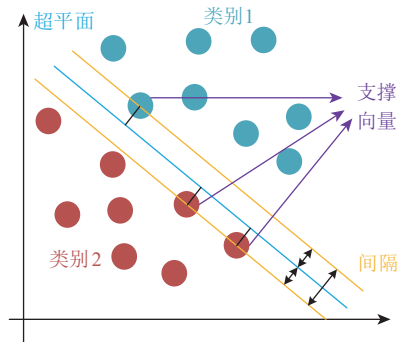


图5 支持向量机结构

Fig. 5 Structure of SVM

### 2.2.4 深度学习

深度学习通过构建多层神经网络结构，可实现自动学习数据的多层次特征，因此在PEMFC状态估计中实现了性能飞跃，其结构如图6所示。由于耐用性是影响PEMFC寿命和成本的主要因素，因此RUL预测在PEMFC状态估计中十分重要。Chen等<sup>[56]</sup>提出了一种新型PEMFC在不同条件下的RUL预测方法，首先使用主成分分析(principal component analysis, PCA)提取PEMFC

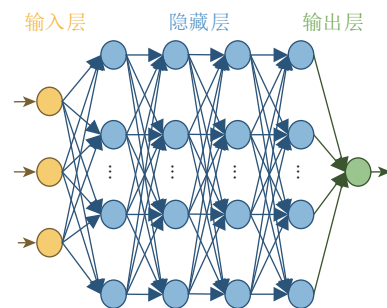


图6 深度学习结构

Fig. 6 Structure of deep learning

原始输入变量的时间序列的主成分，然后通过高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)进行RUL预测。实验结果表明，与传统方法相比，PCA-GPR具有更高的预测准确性，能够在1150 h的寿命中提供462 h的RUL预测。Li等<sup>[57]</sup>则提出了一种多输入单输出双向长短期记忆神经网络，该模型可以采用300 h的训练数据，将PEMFC的RUL预测误差保持在0.4%以下。这些方法均展现了较高的预测准确性，为PEMFC的监控、故障诊断及优化控制提供了有力支持。

### 3 AI在PEMFC故障诊断中的应用

#### 3.1 基于AI的故障诊断流程及方法分类

基于AI的PEMFC故障诊断通常包括数据预处理、特征提取、模型选择与训练、故障诊断与验证等阶段，流程如图7所示。数据预处理、特征提取方法与状态估计中的方法基本一致，都是基于AI提前对数据进行处理，从而得到更加精确的输入数据，在此不再赘述。

本节主要对基于AI的故障诊断方法进行分析，依据模型对数据的处理方式、特征提取能力以及算法复杂度，将其分为机器学习、深度学习及融合算法3类。其中机器学习依赖特征与浅层

模型，适用于结构化数据；深度学习通过深层神经网络自动提取高阶特征，擅长处理图像、语音等非结构化数据；融合算法则结合多模型优势，如集成学习或模型堆叠，以提升泛化性能与鲁棒性。三者核心差异在于自动化程度、特征表达能力及对复杂模式的捕捉能力，应用中需根据数据特性与任务需求权衡选择。

#### 3.2 基于机器学习的PEMFC故障诊断

基于机器学习的PEMFC故障诊断优势显著，能快速挖掘数据深层关联，实现故障模式智能识别与精准定位，适应复杂动态工况，诊断效率较高且泛化能力较强；但该方法依赖海量数据标注，模型可解释性弱，对抗干扰时鲁棒性不足。在基于机器学习的PEMFC故障诊断中，AI算法可用于设计和优化分类器，以实现PEMFC故障的快速准确诊断。常用的分类器包括SVM、随机森林(random forest, RF)等。通过训练和优化分类器，可使其对不同类型的故障进行准确识别。例如，Nie等<sup>[58]</sup>提出融合改进等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)与串联式多SVM的故障诊断方法，增强了模型与特征数据可解释性，提升了故障诊断效率与准确性；其在构建模型时，聚焦关键阻抗，设计出简化参数的改进ECM；参数识别引入了模拟退火与复杂非线性最小二乘融合算法，可精准识别参数；故障分类模型则构建多SVM分类器，经60 kW测试台数据训练验证，训练时间为0.3 s，准确率为96.15%，优势显著，相对于其他方法准确率最高提升近50%。

#### 3.3 基于深度学习的PEMFC故障诊断

基于深度学习的PEMFC故障诊断优势显著，它能处理海量数据，自动提取复杂非线性特征，高效挖掘故障深层模式，提高诊断精度，减少人工干预，且“端到端”模式可以直接将原始数据映射到诊断结果，增强智能性。然而，该方法也存在一定的局限性：其黑盒模型结构缺乏理论解释，难以可视化内部机制，训练需要大量标注数据，数据获取成本较高，模型计算难度较大，训练时间较长，难以满足实时性要求；实际工业环境复杂，对噪声敏感，模型鲁棒性仍需提升。但是，目前深度学习仍在PEMFC故障诊断中具有广

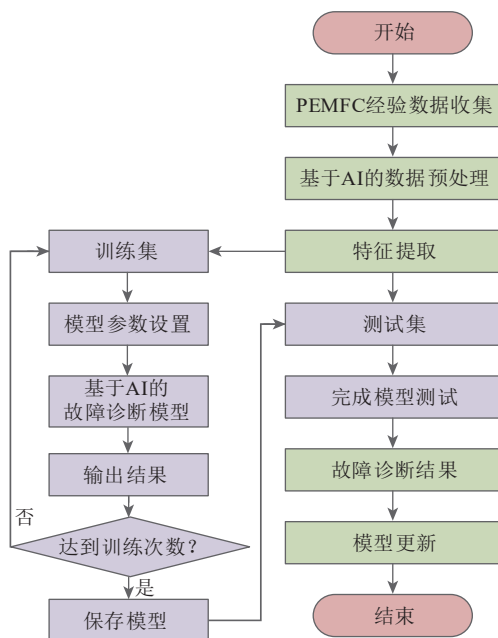


图7 基于AI的故障诊断流程

Fig. 7 Fault diagnosis process based on AI

阔应用前景,例如,CNN可将PEMFC系统的状态数据作为输入,通过训练后的CNN模型可实现对故障的准确诊断。Wang等<sup>[59]</sup>提出了一种将分段单元和深度学习技术相结合的故障诊断方法,用于PEMFC水管理故障诊断,其采用分段电池技术探讨了不同故障级别下燃料电池电流分布的动态特性,并采用双输入CNN将电流分布数据和传感器数据相结合,提供更全面的系统状态,用于故障诊断。实验结果表明,该方法可以有效地识别洪水和干涸故障,准确率超过98.5%,比其他算法更快、更准确。此外,循环神经网络和长短时记忆网络等深度学习算法也可以用于处理时间序列数据,实现对PEMFC系统动态特性的建模和预测。

### 3.4 基于融合算法的PEMFC故障诊断

随着AI的发展,诸多先进融合算法被引入PEMFC故障诊断领域,为解决这一难题提供了新思路。其中,迁移学习和集成学习凭借其独特的优势脱颖而出。

迁移学习是一种将在一个任务上学到的知识迁移到另一个相关任务上的方法<sup>[60]</sup>。在PEMFC故障诊断中,迁移学习可以用于将预训练模型中的权重迁移到新的故障诊断模型中,以提高模型的收敛速度和泛化能力。基于迁移学习的PEMFC故障诊断优势显著,它可以利用已有知识解决目标域数据稀缺问题,减少对大量标注数据的依赖性,加速模型训练,提高诊断效率;此外,它还能增强模型对新工况的适应性,提升泛化能力。然而,它也存在一些缺点:如果源域和目标域之间差异过大,则可能产生负迁移,从而降低诊断性能;而且迁移学习效果依赖源数据质量,如果源数据有偏差或不足,就会影响诊断结果;同时,迁移学习模型通常比较复杂,计算难度较大,对硬件资源要求较高,可能无法满足实时性要求,模型可解释性也较差。例如,赵波等<sup>[61]</sup>提出了一种结合GoogLeNet卷积神经网络与迁移学习的PEMFC故障诊断方案,巧妙地运用迁移学习技术,将预训练模型中的权重融入GoogLeNet模型,显著加速了分类模型的收敛过程,并极大地增强了其泛化能力;在故障样本的诊断测试中,PEMFC集成

系统能够精准区分5种运行状态,其诊断精确率分别高达99.30%、100%、99.10%、100%和99.10%;此外,PEMFC集成系统的召回率更是分别达到98.90%、100%、99.60%、100%、98.90%的卓越水平。

集成学习是指利用多个学习器(通常是同类型或不同类型的机器学习模型)进行学习,通过某种策略将这些学习器的结果相结合,从而获得比单个学习器更好的性能<sup>[62]</sup>。基于集成学习的PEMFC故障诊断优点突出,它通过组合多个基分类器,综合不同算法优势,提升诊断精度与稳定性,降低对单一模型的依赖性,增强对复杂故障模式的识别能力,泛化性能更好。然而,它也存在一定缺点:模型复杂度较高,训练和推理的耗时较长,对硬件资源要求提高,且集成策略设计需大量调参,同时各基分类器间的关联性、互补性难以精准把控,若基分类器性能差异小,集成效果可能不理想,还可能增加过拟合风险。例如,袁铁江等<sup>[63]</sup>提出了一种基于集成学习的PEMFC系统故障诊断方法,首先,采用客观赋权法量化电压、电流、温度及压力等运行参数的动态权重,通过核主成分分析与长短时记忆网络,分别提取数据的多维空间特征与长时序依赖特征,并基于特征叠加策略融合时空双模态信息,构建高维表征特征集;其次,设计了Stacking集成学习架构,以CNN、RF、K近邻(K-nearest neighbors, KNN)算法及极端梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)为基学习器,XGBoost为元学习器,实现了多模型协同决策。实验验证结果显示,时空特征集在CNN、RF、KNN、XGBoost及SVM单一模型上的平均诊断准确率达99.23%,相比于仅使用空间特征集提升了2.83%;Stacking集成模型更以99.99%的准确率实现了故障诊断;此外,在相同损失约束下,该方法使CNN推理耗时缩短了28s,兼顾了诊断精度与实时性,为PEMFC健康管理提供了高鲁棒性、低时延的智能诊断解决方案。

### 3.5 对比分析

上述3种方法各有优缺点,同时也是针对不同功率的PEMFC进行故障诊断。表3为3种方法的核心性能指标对比,可以看出,机器学习方法,

表3 基于AI的3种PEMFC故障诊断方法性能指标对比

Tab. 3 Comparison of performance indicators of three PEMFC fault diagnosis methods based on AI

诊断方法	具体类型	诊断故障类型	精确度/%	功率等级/kW	诊断状态	复杂性	经济性
机器学习	SVM <sup>[58]</sup>	缺氧、水淹和膜干燥	96.15	60	离线	中	中
深度学习	CNN <sup>[59]</sup>	水淹和膜干燥	98.5	5	离线	中	中
融合算法	迁移学习 <sup>[61]</sup>	冷却系统故障、氢气饥饿、空气饥饿和水淹	99.50	100	离线	高	低
	集成学习 <sup>[62]</sup>	水淹、膜干燥和氢气泄漏	99.99	100	在线/离线	高	低

如通过改进ECM与多SVM融合策略，实现了对典型故障的中等精度诊断，适用于60 kW级系统，其算法复杂性与经济性均保持中等水平，适合作为基础诊断方案。深度学习方法，如通过双输入架构整合电流分布与传感器数据，将水淹和膜干燥故障的诊断精度提升至98.5%，但受限于5 kW级小功率场景的离线诊断模式，其复杂性与经济性仍需优化。

融合算法则展现出显著的性能突破，迁移学习通过GoogLeNet模型权重迁移，在100 kW级系统中实现了复杂故障的高精度诊断，但高算法复杂度与低经济性制约了其大规模部署。集成学习通过时空特征融合与Stacking架构，在100 kW级系统中达成99.99%的超高诊断精度，且支持在线/离线双模式运行，尽管复杂性与经济性仍处于低位，但其对多类型故障具有较好的识别能力。整体而言，AI算法在PEMFC故障诊断领域正从单模态向多源信息融合，从离线分析向在线监测演进，融合算法已成为突破诊断精度与实时性瓶颈的关键方向。

## 4 结论

聚焦AI赋能的PEMFC状态估计与故障诊断技术，研究其非线性模型特性并梳理状态估计方法，分析典型故障类型、表现与成因，探讨多类故障诊断技术的原理与应用，得出以下结论：

1) 通过运用大数据分析、机器学习及深度学习等算法，AI技术能够实现对PEMFC系统状态的准确估计和故障的有效诊断。这不仅显著提高了PEMFC系统的可靠性和稳定性，还降低了系统的维护成本，缩短了停机时间。

2) AI技术能够处理PEMFC运行过程中产生的大量数据，识别出关键特征，从而实现对系统

状态的实时监测和故障预警。

尽管基于AI的PEMFC状态估计与故障诊断技术已经取得了显著进展，但仍存在诸多挑战。未来研究建议在以下方向开展：

1) AI算法创新与状态估计优化。未来研究可聚焦于开发并优化具备更高性能的AI算法，以显著提升PEMFC系统状态估计的精度与鲁棒性；可深入探索深度学习在PEMFC多变量状态估计中的应用，如构建融合CNN及其变体的混合模型，以充分挖掘数据中的时空特征，实现更精准的状态估计；同时，强化AI算法在实时数据处理与在线状态估计方面的能力，通过引入边缘计算、流式数据处理等技术，确保状态估计能够快速响应系统动态变化，满足PEMFC系统对实时性的严苛要求。

2) 故障诊断的精准化与快速化。提升PEMFC系统故障诊断的准确性与实时性，是保障系统可靠性与安全性的核心环节。未来研究应聚焦于开发更高效的故障特征提取方法，如采用时频分析、小波变换、经验模态分解等技术，深度挖掘故障信号中的隐含特征；优化故障诊断模型的结构与参数，通过引入注意力机制、图神经网络等先进技术，提升模型对复杂故障模式的识别能力；探索AI算法在复杂故障模式识别中的创新应用，如利用迁移学习、小样本学习等方法，解决故障样本稀缺与故障模式多样性的矛盾。通过这些研究，可实现故障的快速定位与精准诊断，有效缩减系统停机时间与维修成本。

3) 智能感知与自主决策体系构建。随着AI技术的飞速发展，构建PEMFC系统的智能感知与自主决策体系成为未来研究的重要方向。该体系应集成先进的传感器网络、物联网技术与AI算法，实现对PEMFC系统运行状态的全面、实时、智能感知。通过构建多源数据融合平台，整合来

自不同传感器、不同时间尺度的数据,为AI算法提供丰富、准确的信息输入。在此基础上,引入强化学习、深度强化学习等自主决策算法,使系统能够根据实时状态自主调整运行参数、优化控制策略,甚至在检测到潜在故障时自动触发保护机制或预警流程。

4) 利用AI技术增强PEMFC与其他可再生能源技术的协同效应。例如,可以探索AI在PEMFC与电解水制氢、太阳能发电等技术集成优化中的应用,实现更高效的能源转化和利用。这将有助于推动PEMFC技术在可再生能源领域的应用和发展。

### 参考文献

- [1] 滕越, 赵骞, 袁铁江, 等. 绿电-氢能-多域应用耦合网络关键技术现状及展望[J]. 发电技术, 2023, 44(3): 318-330.  
TENG Y, ZHAO Q, YUAN T J, et al. Key technology status and outlook for green electricity-hydrogen energy-multi-domain applications coupled network[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(3): 318-330.
- [2] 杨博, 钱玉村. 锂离子电池健康状态估计综述[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2024, 49(3): 147-165.  
YANG B, QIAN Y C. A review on the state-of-health estimation for lithium-ion batteries[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2024, 49(3): 147-165.
- [3] 樊伟杰, 崔双喜, 李浩博. 考虑两阶段P2G和燃气掺氢的综合能源系统双层优化调度[J]. 电测与仪表, 2025, 62(2): 16-25.  
FAN W J, CUI S X, LI H B. Double-layer optimal scheduling of integrated energy system considering two-stage P2G and gas hydrogen doping[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(2): 16-25.
- [4] 吴磊, 彭黎菊, 李爽, 等. 百千瓦级天然气制氢质子交换膜燃料电池热电联产系统稳态特性模拟分析[J]. 发电技术, 2023, 44(3): 350-360.  
WU L, PENG L J, LI S, et al. Simulation and analysis of steady state characteristics of hundred kilowatt proton exchange membrane fuel cell combined heat and power system based on hydrogen production from natural gas[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(3): 350-360.
- [5] 汪建锋, 王荣杰, 林安辉, 等. 质子交换膜燃料电池退化预测方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(11): 3367-3378.  
WANG J F, WANG R J, LIN A H, et al. Degradation prediction method of proton exchange membrane fuel cell[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(11): 3367-3378.
- [6] 吉平, 林伟芳, 冯长有, 等. 氢能发电技术发展制约因素及未来方向综述[J]. 全球能源互联网, 2025, 8(2): 165-175.  
JI P, LIN W F, FENG C Y, et al. Review on the development constraints and directions of hydrogen power generation technology[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2025, 8(2): 165-175.
- [7] 冯兴, 杨威, 张安安, 等. 双向可逆的集中式电氢耦合系统容量优化配置[J]. 中国电力, 2024, 57(8): 1-11.  
FENG X, YANG W, ZHANG A A, et al. Capacity optimization configuration of a bidirectional reversible centralized electrohydrogen coupling system[J]. Electric Power, 2024, 57(8): 1-11.
- [8] 姜智霖, 郝峰杰, 袁志昌, 等. 考虑SOC优化设定的电-氢混合储能系统的运行优化[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(8): 65-76.  
JIANG Z L, HAO F J, YUAN Z C, et al. Optimal operation of an electro-hydrogen hybrid energy storage system considering SOC optimization setting[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(8): 65-76.
- [9] 吴青峰, 杨艺涛, 刘立群, 等. 基于GA-SA-BP神经网络的锂电池健康状态估算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(19): 74-84.  
WU Q F, YANG Y T, LIU L Q, et al. Lithium battery state of health estimation method based on a GA-SA-BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(19): 74-84.
- [10] YANG B, LIANG B, QIAN Y, et al. Parameter identification of PEMFC via feedforward neural network-pelican optimization algorithm[J]. Applied Energy, 2024, 361: 122857.
- [11] YANG B, LI J, LI Y, et al. A critical survey of proton exchange membrane fuel cell system control: Summaries, advances, and perspectives[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2022, 47(17): 9986-10020.
- [12] YANG B, LI D, ZENG C, et al. Parameter extraction of PEMFC via Bayesian regularization neural network based meta-heuristic algorithms[J]. Energy, 2021, 228: 120592.
- [13] PETTOROSSO C, MORVILLIER R, HEIRIES V,

- et al. Physics-guided fault diagnosis method for proton exchange membrane fuel cells based on LSTM neural network[J]. *Journal of Power Sources*, 2025, 626: 235696.
- [14] 陈金奇, 陈涛, 王泽英, 等. PEMFC电堆水管理技术的阻抗谱分析[J]. *电源技术*, 2022, 46(8): 898-902.
- CHEN J Q, CHEN T, WANG Z Y, et al. Impedance spectrum analysis of water management technology in PEMFC stacks[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2022, 46(8): 898-902.
- [15] 姜珮, 陈泽凯, 叶东浩, 等. 弛豫时间分布阻抗分析 PEMFC 气体扩散层传质现象[J]. *电源技术*, 2023, 47(4): 493-497.
- JIANG P, CHEN Z K, YE D H, et al. Analysis of GDL mass transfer for polymer electrolyte membrane fuel cell by distribution of relaxation time of impedance[J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2023, 47(4): 493-497.
- [16] KHAN S S, SHAREEF H, IBRAHIM A A. Improved semi-empirical model of proton exchange membrane fuel cell incorporating fault diagnostic feature[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2021, 9(6): 1566-1573.
- [17] 喻峰正, 冼海珍. 质子交换膜燃料电池阴极侧糖葫芦型流道数值模拟研究[J]. *热力发电*, 2023, 52(8): 51-59.
- YU F Z, XIAN H Z. Numerical simulation analysis of sugar gourd type channel on cathode side of proton exchange membrane fuel cell[J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(8): 51-59.
- [18] FAN L, TU Z, CHAN S H. Recent development in design a state-of-art proton exchange membrane fuel cell from stack to system: theory, integration and prospective[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2023, 48(21): 7828-7865.
- [19] RONG M, WEI Y, XIAO Z, et al. RETRACTED: a bearing fault diagnosis method based on LSTM-GAN and convolutional neural network under small sample variable working conditions[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2025, 48(3): 653-667.
- [20] SU X, DENG C, SHAN Y, et al. Fault diagnosis based on interpretable convolutional temporal-spatial attention network for offshore wind turbines[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2024, 12(5): 1459-1471.
- [21] 刘昕宇, 韩莹, 陈维荣, 等. 基于改进 SSA-DBN 的质子交换膜燃料电池水故障智能分类方法[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(4): 18-24.
- LIU X Y, HAN Y, CHEN W R, et al. Intelligent classification method of water faults for proton exchange membrane fuel cell based on improved SSA-DBN[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(4): 18-24.
- [22] XU J H, ZHANG B X, ZHU K Q, et al. Fault diagnosis of PEMFC based on fatal and recoverable failures using multi-scale convolutional neural networks[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 80: 916-925.
- [23] ZHANG W, WANG Y. Modification and durability of carbon paper gas diffusion layer in proton exchange membrane fuel cell[J]. *Ceramics International*, 2023, 49(6): 9371-9381.
- [24] 邓惠文, 李奇, 崔幼龙, 等. 基于多边界层的 RNO 质子交换膜燃料电池发电系统状态估计研究[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(5): 1532-1543.
- DENG H W, LI Q, CUI Y L, et al. Research on states estimation for proton exchange membrane fuel cell generation systems based on RNO with multi-boundary layer[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(5): 1532-1543.
- [25] 李飞, 赵冬冬, 皇甫宜耿, 等. 适用于 PEMFC 系统状态估计的鲁棒非线性观测器[J]. *电源学报*, 2019, 17(2): 19-25.
- LI F, ZHAO D D, HUANGFU Y G, et al. Robust nonlinear observer for state estimation of PEMFC system[J]. *Journal of Power Supply*, 2019, 17(2): 19-25.
- [26] 雍加望, 赵倩倩, 冯能莲. 基于非线性动态模型的质子交换膜燃料电池故障诊断[J]. *化工学报*, 2022, 73(9): 3983-3993.
- YONG J W, ZHAO Q Q, FENG N L. Fault diagnosis of proton exchange membrane fuel cell based on nonlinear dynamic model[J]. *CIESC Journal*, 2022, 73(9): 3983-3993.
- [27] FANG S, FENG J, ZHU Y, et al. Coordinated optimization and management of oxygen content and cathode pressure for PEMFC based on hybrid nonlinear robust control[J]. *Science and Technology for Energy Transition*, 2025, 80: 5.
- [28] 董晓红, 董进波, 王明深, 等. 基于新型健康特征的锂电池健康状态快速估计方法[J]. *电力工程技术*, 2025, 44(1): 136-142.
- DONG X H, DONG J B, WANG M S, et al. Rapid estimation method of lithium battery state of health based on novel health feature[J]. *Electric Power*

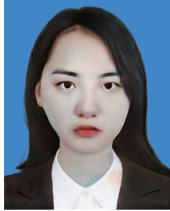
- Engineering Technology, 2025, 44(1): 136-142.
- [29] 杨淇, 陈景文, 华志广, 等. 基于集成型极限学习机的氢燃料电池寿命预测[J]. 电工技术学报, 2025, 40(3): 964-974.
- YANG Q, CHEN J W, HUA Z G, et al. Research on PEMFC lifetime prediction based on ensemble extreme learning machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(3): 964-974.
- [30] YUE H, HE H, ZHAO X. Robustness enhanced estimation strategy using Kalman filter for oxygen excess ratio in air supply system of vehicular PEMFC [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2025, 75: 104195.
- [31] DIAB Y, AUGER F, SCHAEFFER E, et al. Real-time estimation of PEMFC parameters using a continuous-discrete extended Kalman filter derived from a pseudo two-dimensional model[J]. Energies, 2022, 15(7): 2337.
- [32] BÖHLER L, RITZBERGER D, HAMETNER C, et al. Constrained extended Kalman filter design and application for on-line state estimation of high-order polymer electrolyte membrane fuel cell systems[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2021, 46(35): 18604-18614.
- [33] 张杰, 谌祺, 韩小涛. 基于典型机器学习的PEMFC故障诊断综述[J]. 电源技术, 2022, 46(7): 710-715.
- ZHANG J, CHEN Q, HAN X T. Review of proton exchange membrane fuel cell fault diagnosis based on typical machine learning[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(7): 710-715.
- [34] ZHANG C L, ZHANG B X, XU J H, et al. Fault diagnosis of the hybrid system composed of high-power PEMFCs and ammonia-hydrogen fueled internal combustion engines using ensemble deep learning methods[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 92: 1215-1235.
- [35] ZUO B, ZHANG Z, CHENG J, et al. Data-driven flooding fault diagnosis method for proton-exchange membrane fuel cells using deep learning technologies[J]. Energy Conversion and Management, 2022, 251: 115004.
- [36] YUAN Y, ZHANG X, LI N, et al. Fault diagnosis review of proton exchange membrane fuel cell systems: fault mechanisms, detection and identification, and fault mitigation[J]. Energy Technology, 2024, 12(11): 2400557.
- [37] LV J, YU Z, SUN G, et al. Deep learning-based fault diagnosis and Electrochemical Impedance Spectroscopy frequency selection method for proton exchange membrane fuel cell[J]. Journal of Power Sources, 2024, 591: 233815.
- [38] ZHANG C, ZHANG Y, WANG L, et al. A health management review of proton exchange membrane fuel cell for electric vehicles: failure mechanisms, diagnosis techniques and mitigation measures[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 182: 113369.
- [39] LIU Z, MAO L, HU Z, et al. A novel densely connected neural network for proton exchange membrane fuel cell fault diagnosis[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2022, 47(94): 40041-40053.
- [40] LIU Z, SUN Y, TANG X, et al. Enabling unsupervised fault diagnosis of proton exchange membrane fuel cell stack: Knowledge transfer from single-cell to stack[J]. Applied Energy, 2024, 360: 122814.
- [41] SUN Z, WANG Y, CHEN Z. Fault diagnosis method for proton exchange membrane fuel cell system based on digital twin and unsupervised domain adaptive learning [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 50: 1207-1219.
- [42] PARK J Y, LIM I S, CHOI E J, et al. Fault diagnosis of thermal management system in a polymer electrolyte membrane fuel cell[J]. Energy, 2021, 214: 119062.
- [43] LIU Z, PEI M, HE Q, et al. A novel method for polymer electrolyte membrane fuel cell fault diagnosis using 2D data[J]. Journal of Power Sources, 2021, 482: 228894.
- [44] LIU L, LI L F, HANG X F, et al. Research on transformer fault diagnosis based on SMOTE and random forests[J]. Shandong Electric Power, 2023, 50(11): 11-19.
- [45] LIU X H, YANG K, ZOU B S, et al. Accurate estimation of state of health for lithium-ion batteries based on Pyraformer and TimeGAN data augmentation[J]. Journal of Power Sources, 2025, 640: 236722.
- [46] 吴永斌, 张建忠, 邓富金, 等. 基于方差变化率判据-四分位的风电场功率异常数据识别[J]. 电力工程技术, 2023, 42(4): 141-148.
- WU Y B, ZHANG J Z, DENG F J, et al. Anomaly data identification of wind power in wind farm with the criterion of variance change rate and quartile[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(4):

- 141-148.
- [47] YANG J, RAHARDJA S, RAHARDJA S. FOOR: be careful for outlier-score outliers when using unsupervised outlier ensembles[J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2023, 11(2): 2843-2852.
- [48] HU M, LIU X, LU Q, et al. Two-stage denoising of ground penetrating radar data based on deep learning[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 7505705.
- [49] CHENG C, ZHANG L, LI H, et al. A deep stochastic adaptive Fourier decomposition network for hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 1080-1094.
- [50] LI Z, YU J, WANG Z, et al. A mobile switched attention network for defects classification on co-fired piezoelectric actuators[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 73: 5004009.
- [51] WANG J, YANG B, ZENG C, et al. Recent advances and summarization of fault diagnosis techniques for proton exchange membrane fuel cell systems: a critical overview[J]. Journal of Power Sources, 2021, 500: 229932.
- [52] 钱玉村, 杨博, 郑如意, 等. 基于经验模态分解-灰色关联度分析-蒲公英优化器改进Elman网络的锂离子电池健康状态估计[J]. 电网技术, 2024, 48(9): 3695-3704.
- QIAN Y C, YANG B, ZHENG R Y, et al. State-of-health estimation of lithium-ion batteries based on EMD-DO-Elman and GRA[J]. Power System Technology, 2024, 48(9): 3695-3704.
- [53] HUO H, CHEN J, WANG K, et al. State estimation of membrane water content of PEMFC based on GA-BP neural network[J]. Sustainability, 2023, 15(11): 9094.
- [54] 杨帅, 曾文伟, 杨凌云, 等. 基于GOA-SVM的光伏阵列故障诊断方法研究[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(5): 172-180.
- YANG S, ZENG W W, YANG L Y, et al. Research on fault diagnosis method for photovoltaic array based on GOA-SVM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(5): 172-180.
- [55] KHEIRANDISH A, SHAFIABADY N, DAHARI M, et al. Modeling of commercial proton exchange membrane fuel cell using support vector machine[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2016, 41(26): 11351-11358.
- [56] CHEN K, LIU K, ZHOU Y, et al. State of health prognosis for polymer electrolyte membrane fuel cell based on principal component analysis and Gaussian process regression[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2025, 98: 933-943.
- [57] LI H, CHEN Q, ZHANG L, et al. Degradation prediction of proton exchange membrane fuel cell based on the multi-inputs bi-directional long short-term memory[J]. Applied Energy, 2023, 344: 121294.
- [58] NIE Z, LIU Z, WANG L, et al. Fault diagnosis for proton exchange membrane fuel cell systems via improved equivalent circuit model and multiple support vector machines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(4): 4053-4062.
- [59] WANG Z, GAO Y, YU J, et al. Data-driven fault diagnosis of PEMFC water management with segmented cell and deep learning technologies[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 67: 715-727.
- [60] 焦昊, 赵佳伟, 韦磊, 等. 基于深度迁移学习的电力系统暂态状态估计[J]. 电力建设, 2025, 46(1): 97-106.
- JIAO H, ZHAO J W, WEI L, et al. Transient state estimation for power system based on deep transfer learning[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(1): 97-106.
- [61] 赵波, 刘相万, 章雷其, 等. 基于Goog Le Net与迁移学习的质子交换膜燃料电池集成系统故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(13): 5147-5158.
- ZHAO B, LIU X W, ZHANG L Q, et al. Fault diagnosis of proton exchange membrane fuel cell integrated system based on GoogleNet and transfer learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(13): 5147-5158.
- [62] 侯赛, 成润坤, 刘达. 基于二次采样和集成学习方法的变压器故障预测[J]. 智慧电力, 2024, 52(7): 40-47.
- HOU S, CHENG R K, LIU D. Transformer fault forecast based on re-sampling and integrated learning approach[J]. Smart Power, 2024, 52(7): 40-47.
- [63] 袁铁江, 郭泽林, 方形. 基于运行数据时空特征和Stacking集成学习的质子交换膜燃料电池故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(14): 5461-5471.
- YUAN T J, GUO Z L, FANG T. Proton exchange membrane fuel cell fault diagnosis based on operation data temporal and spatial characteristics and stacking ensemble learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(14): 5461-5471.

收稿日期: 2025-03-16。

修回日期: 2025-05-06。

作者简介:



郑如意

郑如意(2001), 女, 硕士研究生, 研究方向为电池参数识别及故障诊断技术, 1209074918@qq.com;



杨博

杨博(1988), 男, 博士, 教授, 研究方向为基于人工智能的新能源系统优化与控制, 本文通信作者, yangbo\_ac@outlook.com;



周率

周率(1987), 女, 博士, 讲师, 研究方向为电力系统控制、可再生能源并网技术、智能电网以及人工智能在电力系统中的应用, zoey.zhou@aut.ac.nz;



蒋林

蒋林(1971), 男, 博士, 教授, 研究方向为智能电网控制与优化、新能源并网技术, L.Jiang@liverpool.ac.uk;



李鸿彪

李鸿彪(1987), 男, 硕士, 研究方向为电力电子和电力系统的实时仿真技术研究, hongbiao.li@keliangtek.com;



郜登科

郜登科(1984), 男, 硕士, 研究方向为新型电力系统仿真和稳定性分析, dengke.gao@keliangtek.com。

(责任编辑 尚彩娟)