

DOI: 10.3901/JME.2022.22.106

# 基于磁场的质子交换膜燃料电池故障诊断方法<sup>\*</sup>

孙誉宁<sup>1</sup> 毛磊<sup>1,2</sup> 黄伟国<sup>3</sup> 章恒<sup>4</sup> 陆守香<sup>2,5</sup>

- (1. 中国科学技术大学精密机械与精密仪器系 合肥 230022;
2. 中国科学技术大学先进技术研究院 合肥 230094;
3. 苏州大学轨道交通学院 苏州 215131;
4. 合肥学院人工智能与大数据学院 合肥 230601;
5. 中国科学技术大学火灾科学国家重点实验室 合肥 230022)

**摘要:** 故障诊断作为解决质子交换膜燃料电池(Proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)的安全和寿命问题的重要途径之一, 备受研究人员关注。然而在当前 PEMFC 诊断中, 对其早期故障诊断的研究较少, 而在亟需早期故障诊断以便及时维护控制的 PEMFC 应用领域, 如燃料电池汽车等, 在故障发生早期对其进行精确诊断极其重要。该文针对现有 PEMFC 早期故障诊断方法匮乏问题, 提出一种基于磁场的 PEMFC 故障诊断方法。首先建立 PEMFC 三维仿真模型, 研究燃料电池性能变化与其外部磁场间关联机制, 在此基础上搭建燃料电池磁场检测系统, 并构建卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)对采集的磁场数据进行分析, 验证其在包括水淹、膜干等不同 PEMFC 故障中的早期诊断效果。结果表明, 采用基于磁场数据和卷积神经网络的故障诊断方法, 可实现燃料电池不同程度、不同类型故障的在线识别和早期诊断。研究结果验证了磁场数据用于 PEMFC 故障诊断的可行性, 对促进 PEMFC 故障诊断方法进一步发展、提升 PEMFC 系统可靠性和耐久性具有重要意义。

**关键词:** 质子交换膜燃料电池; 早期故障诊断; 磁场; 卷积神经网络

**中图分类号:** TM911

## Fault Diagnosis of Proton Exchange Membrane Fuel Cell Using Magnetic Field Data

SUN Yuning<sup>1</sup> MAO Lei<sup>1,2</sup> HUANG Weiguo<sup>3</sup> ZHANG Heng<sup>4</sup> LU Shouxiang<sup>2,5</sup>

- (1. Department of Precision Machinery and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230022;
2. Institute of Advanced Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230094;
3. School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215131;
4. School of Artificial Intelligence and Big Data, Hefei University, Hefei 230601;
5. State Key Laboratory of Fire Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230022)

**Abstract:** Fault diagnosis has been considered as a critical solution for improving the reliability and durability of proton exchange membrane fuel cell(PEMFC), while researches regarding early fault diagnosis are still at its infancy and urgently needed in applications where timely maintenance and control are required, such as fuel cell vehicle. Considering limited early fault diagnosis methods, a fault diagnosis approach using PEMFC magnetic field data is proposed. A PEMFC numerical model is developed firstly to investigate the correlation between PEMFC states and magnetic field variation. On such basis, a PEMFC magnetic field detection system is built, from which collected magnetic field is analysed by a convolutional neural network (CNN) to verify its early diagnosis

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金(51975549)、安徽省重点研发计划标准化专项(202104h04020006)、安徽省自然科学基金(1908085ME161)和合肥市自然科学基金(2021022)资助项目。20220405 收到初稿, 20221012 收到修改稿

effect at various PEMFC faults, including flooding, dehydration at different fault levels. Results indicate that with magnetic field data analysed by CNN, different PEMFC faults at various levels can be on-line identified and early detected. This research verifies the feasibility of using magnetic field data for PEMFC fault diagnosis, which is of vital significance to further perform PEMFC fault diagnosis to improve the reliability and durability of PEMFC.

**Key words:** proton exchange membrane fuel cell; early fault diagnosis; magnetic field; convolution neural network

## 0 前言

质子交换膜燃料电池(Proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)由于其能量转换效率高、工作噪声小、环境友好等特性,在新能源汽车、航空航天以及分布式发电领域展现了巨大的应用价值<sup>[1-2]</sup>。然而,目前 PEMFC 耐久性和可靠性不足制约了其规模化商业化应用<sup>[3]</sup>。在 PEMFC 运行过程中,其输出性能受运行参数、制造工艺等诸多因素影响,若运行参数设置不当,易导致 PEMFC 性能发生异常,如不恰当的水管理措施(水淹或膜干)会引发 PEMFC 性能快速下降等,从而严重影响 PEMFC 系统寿命和安全性<sup>[4-5]</sup>。因此,为保障 PEMFC 系统的运行安全,需要对 PEMFC 故障诊断方法进行研究。

目前 PEMFC 故障诊断方法主要可分为基于模型<sup>[6]</sup>和基于数据两类方法<sup>[7]</sup>,前者对模型精确度要求高,但 PEMFC 作为多物理场耦合的复杂系统,构建包括多种故障机理的 PEMFC 模型难度较大;后者通过对 PEMFC 的运行数据进行分析,进而提取其中的关键特征对故障进行评估,是当前较常用的故障诊断方法<sup>[8-9]</sup>。在基于数据的 PEMFC 故障诊断中,主要测量的 PEMFC 运行数据包括电压<sup>[10-12]</sup>、出口压力降<sup>[13]</sup>、电化学阻抗谱等<sup>[14-15]</sup>,其中电压数据在 PEMFC 故障诊断中应用最为广泛。但基于电压的 PEMFC 故障诊断仍存在不足。首先,电压可表征 PEMFC 的整体性能,但无法反映 PEMFC 内的性能变化差异,特别是在燃料电池汽车中,仅通过分析车载 PEMFC 电堆电压无法揭示其内部电池间性能的差异;其次,由于 PEMFC 故障,特别是水管理故障,会导致 PEMFC 性能快速下降,为确保控制维护措施的及时实施,消除/缓解 PEMFC 性能下降趋势,需要尽可能在故障早期就实现 PEMFC 故障诊断及识别,而电压在 PEMFC 性能下降初期的敏感性较差<sup>[16-17]</sup>。因此,有必要进一步研究其它类型数据在 PEMFC 故障诊断中的可行性,提升 PEMFC 早期故障诊断准确性<sup>[18]</sup>。

近年来,国外研究人员对基于 PEMFC 外部磁

场的故障诊断展开初步研究<sup>[19]</sup>。IFREK 等设计了一个由 30 个磁传感器组成的 PEMFC 电堆传感器阵列,在 PEMFC 运行中根据采集的磁场信息对其不同类型故障进行评估<sup>[20]</sup>。然而,现有测量 PEMFC 磁场的传感测试系统结构复杂,实用性较差。此外,现有研究主要基于试验分析,基于磁场的 PEMFC 故障诊断可行性和精确性仍缺乏理论研究。

基于以上研究现状,该文采用仿真建模与试验验证相结合的研究方案,构建基于磁场的 PEMFC 故障诊断方法,并系统验证其在 PEMFC 故障诊断中的精确性,包括对 PEMFC 不同程度、不同类型故障的诊断。首先建立 PEMFC 三维模型,分析 PEMFC 外部磁场在 PEMFC 不同状态下的变化,揭示 PEMFC 运行状态与其外部磁场间关联机制;其次,通过 PEMFC 不同状态下采集的数据,构建卷积神经网络(Convolution neural network, CNN)对 PEMFC 磁场数据进行分析,通过与基于电压的故障诊断方法相比,系统验证磁场数据在诊断 PEMFC 早期不同类型故障中的优越性。

## 1 PEMFC 仿真研究

本节首先介绍 PEMFC 内电流分布及其引发的外部磁场,进而通过建立 PEMFC 模型,研究磁场在 PEMFC 不同状态下的变化,为构建基于磁场的 PEMFC 故障诊断方法提供理论依据。

### 1.1 PEMFC 内部电流分布

在 PEMFC 内部,氢气在阳极被氧化,产生的氢离子穿过质子交换膜(Proton exchange membrane, PEM)到达阴极,电子通过外电路抵达阴极,并与氧气在阴极完成还原反应,如图 1 所示。在此过程中,氢离子的定向移动形成内电流,实际上 PEMFC 内电流并不是垂直穿过质子交换膜到达阴极,由于膜电极组件(Membrane electrode assembly, MEA)平面反应物浓度、温度不均,以及 MEA 制造工艺导致的平面不均匀等因素,导致 MEA 平面内电流密度分布不一致及面内电势不均,进而产生 MEA 面内横向电流。如图 2a、2b 所示,为便于分析,该文将内电流分解为垂直膜和平行膜流动两个方向,分别

称为主电流( $I_v$ )和膜电流( $I_p$ )。

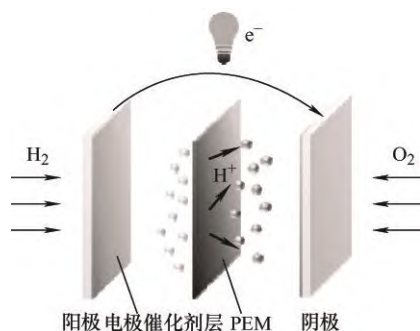


图 1 PEMFC 内电化学反应示意图

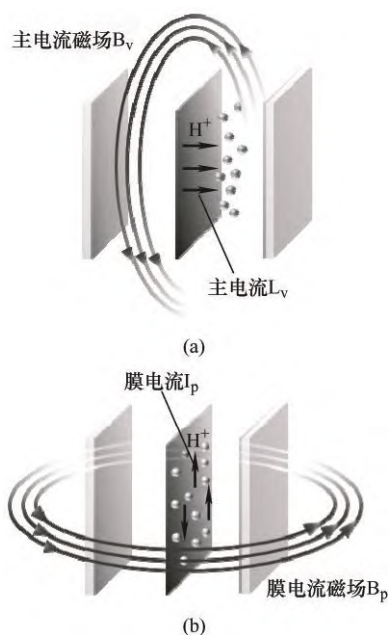


图 2 PEMFC 内部电流及外部磁场示意图

如图 2a 所示,主电流穿过膜到达阴极以完成电化学反应,对外输出电压,是内电流的有效做功部分,而膜电流平行于膜流动,不涉及电化学反应,属于输出电压的寄生损耗,如图 2b 所示。因此,故障发生时 PEMFC 电压下降的本质原因是电池内部的电化学反应受到影响,即参与反应的主电流变少,而在恒定外部负载下,由于内电流保持不变,故无用的膜电流增加。目前针对 PEMFC 磁场的研究主要聚焦于主电流引发的磁场<sup>[19-20]</sup>,而由图 2 可见,膜电流作为 PEMFC 的无效损耗指标,其引发的磁场也可以用于评估 PEMFC 的运行状态,然而相关的研究目前仍然匮乏。

## 1.2 PEMFC 仿真模型

依据试验用 PEMFC 结构,本文建立了基于 COMSOL 环境的多物理场耦合 PEMFC 仿真模型,如图 3 所示。PEMFC 模型位于空气域内,由阴阳极双极板(带有极耳)、单蛇形流场板、气体扩散层、

电极和质子交换膜组成,模型具体参数见表 1。为验证模型准确性,试验条件见表 2,且与模型条件一致,模型和试验极化曲线如图 4 所示,经计算均方根误差为 0.032,说明模型和试验结果一致性较好。

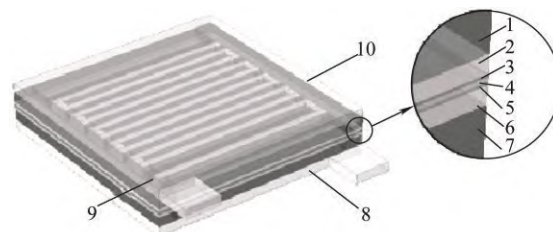


图 3 PEMFC 仿真模型结构图

1. 阴极流场板 2. 阴极气体扩散层 3. 阴极电极层 4. 质子交换膜
5. 阳极电极层 6. 阳极气体扩散层 7. 阳极流场板 8. 阳极双极板
9. 阴极流道 10. 阴极双极板

表 1 PEMFC 仿真模型参数

参数	数值
电池长度 $l_{\text{cell}}/\text{mm}$	50
流道高度 $h_{\text{ch}}/\text{mm}$	1
流道宽度 $w_{\text{ch}}/\text{mm}$	0.8
气体扩散层厚度 $h_{\text{gd}}/\mu\text{m}$	380
电极层厚度 $h_{\text{cl}}/\mu\text{m}$	50
质子交换膜厚度 $h_{\text{mem}}/\mu\text{m}$	100
质子交换膜电导率 $s_m/(\text{S/m})$	9.825
电极孔隙率 $\varepsilon_p$	0.3
阳极化学计量比 $s_{\text{an}}$	1.5
阴极化学计量比 $s_{\text{cath}}$	3.5
电池电压 $V_{\text{cell}}/\text{V}$	0.9

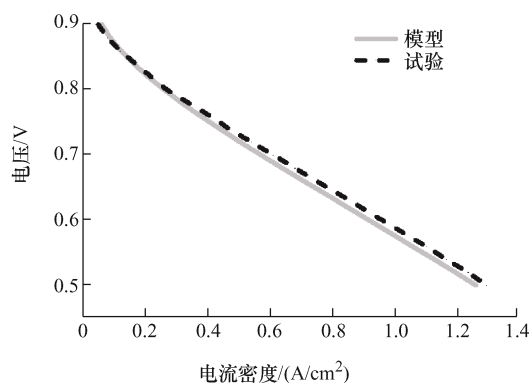


图 4 PEMFC 试验和模型极化曲线

在 PEMFC 仿真模型中,研究了 PEMFC 电极电动力学,电极和流道内的物质传递过程和气体流动机制,以及 PEMFC 外部磁场分布。

在 PEMFC 中,电荷传输、电流密度和过电位

之间的关系可用 Butler-Volmer 方程来描述。在阳极，氢气被氧化形成水，并假定第一个电荷传输过程为速率确定步骤，则以下电荷传输动力学方程适用

$$i_a = i_{0,a} \left[ \frac{c_{h_2}}{c_{h_2,ref}} \exp\left(\frac{0.5F}{RT} \eta\right) - \frac{c_{h_2o}}{c_{h_2o,ref}} \exp\left(\frac{-1.5F}{RT} \eta\right) \right] \quad (1)$$

式中， $i_a$  为阳极电流密度， $i_{0,a}$  为阳极交换电流密度； $c_{h_2}$  和  $c_{h_2o}$  分别为氢气和水的摩尔浓度， $c_{h_2,ref}$  和  $c_{h_2o,ref}$  分别为氢气和水的参考摩尔浓度； $\eta$  为过电压； $F$ 、 $R$  和  $T$  分别为法拉第常数、气体常数和反应温度。

对于阴极，则满足

$$i_c = i_{0,c} \left[ \exp\left(\frac{3.5F}{RT} \eta\right) - \frac{c_{o_2}}{c_{o_2,ref}} \exp\left(\frac{-0.5F}{RT} \eta\right) \right] \quad (2)$$

式中， $i_c$  为阴极电流密度， $i_{0,c}$  为阴极交换电流密度； $c_{o_2}$  和  $c_{o_2,ref}$  分别为氧气的摩尔浓度和参考摩尔浓度。

电极和流道内的物质传递过程采用 Maxwell-Stefan 方程描述

$$\nabla \cdot \left[ -\rho w_i \sum_{j=1}^N D_{eff} \left\{ \frac{M}{M_j} \left( \nabla w_j + w_j \frac{\nabla M}{M} \right) + (x_j - w_j) \frac{\nabla P}{P} \right\} + w_i \rho u \right] + \frac{\partial}{\partial t} \rho w_i = R_i \quad (3)$$

式中， $w_i$  和  $w_j$  分别为物质  $i$  和  $j$  的质量分数； $x_j$  为物质  $j$  的摩尔分数； $\rho$  为流体密度； $D_{eff}$  为有效扩散系数； $M$  为分子质量， $M_j$  为物质  $j$  的分子质量； $P$  为压力； $u$  为流体速度矢量； $R_i$  为反应速率。

而在 PEMFC 中，电极内气体扩散机制由 Brinkman 方程描述

$$\nabla \cdot (\rho u) = Q_m \quad (4)$$

$$S - \nabla P + \nabla \left[ \frac{1}{\varepsilon_p} \left\{ \mu (\nabla u + \nabla u^T) - \frac{2}{3} \mu (\nabla \cdot u) k \right\} \right] - \left( \kappa^{-1} \mu + \frac{Q_m}{\varepsilon_p^2} \right) u = \frac{\rho}{\varepsilon_p} \left( \frac{\partial u}{\partial t} + (u \cdot \nabla) \frac{u}{\varepsilon_p} \right) \quad (5)$$

式中， $Q_m$  为质量源； $S$  为动量原项； $k$  为单位矢量； $\mu$  为流体黏度； $\varepsilon_p$  为孔隙率； $\kappa$  为渗透率。

以及流道内的气体扩散机制由 Navier-Stokes 方程描述

$$\nabla \cdot (\rho u) = 0 \quad (6)$$

$$\rho(u \cdot \nabla)u = \nabla \left[ -p + (\mu(\nabla u)) - \frac{2}{3} \mu(\nabla \cdot u) \right] \quad (7)$$

此外，PEMFC 电流激发磁场可根据 Biot-Savart 定律计算

$$dB = \frac{\mu_0}{4\pi} \cdot \frac{Idl \times e_r}{r^2} = \frac{\mu_0}{4\pi} \cdot \frac{Idl \times r}{r^3} \quad (8)$$

式中， $B$  为磁感应强度； $I$  为源电流； $l$  为积分路径； $e_r$  为  $r$  方向上的单位矢量； $\mu_0$  为真空磁导率。

基于上述方程，PEMFC 模型计算了 PEMFC 在运行过程中的膜电流磁场。考虑到在 PEMFC 实际应用场景中，水管理故障(水淹或膜干)较常见且会对 PEMFC 性能产生显著影响，因此在模型中选取与 PEMFC 水淹和膜干相关的模型参数(电极孔隙率和质子交换膜电导率)，模拟 PEMFC 水淹和膜干故障。在水淹故障下，电极被过量的水堵塞，因此电极有效孔隙率降低，阻碍电化学反应。此外，由于 PEM 电导率与膜的含水量呈正比，在膜干故障下，膜的湿度下降会导致电导率下降。因此在仿真分析中，通过将电极孔隙率从原来的 0.3 变化为 0.1 模拟水淹故障，而将 PEM 电导率从原来的 9.825 S/m 变化为 4.825 S/m 以模拟膜干故障。

图 5 展示了 PEMFC 在水淹、膜干和正常状态下的 I-V 曲线。图中可以看出，在水淹和膜干状态下，PEMFC 性能呈现明显退化，其中水淹导致的电压下降主要产生在高电流密度阶段，对应 PEMFC 浓差损失(液态水阻塞气体流道和电极)；而膜干故障引发的电压下降从低电流密度开始，对应 PEMFC 欧姆损失机理(膜干引发内阻上升)。由此可见，本文建立的模型可对 PEMFC 水淹和膜干故障进行精确模拟。

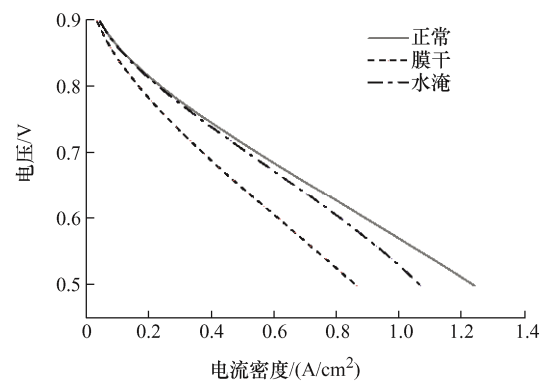


图 5 三种状态下 PEMFC 极化曲线

此外，为研究膜电流引发的磁场在 PEMFC 不同状态下的变化，该文构建  $\omega_{B_p}$  指标表示膜电流磁场占总磁场的比值，其定义如下

$$\omega_{B_p} = \frac{|B_p|}{|B_p| + |B_v|} \quad (9)$$

式中,  $B_p$  为膜电流磁场,  $B_v$  为主电流磁场。

图 6 展示了 PEMFC 在水淹、膜干和正常状态的  $\omega_{B_p}$  值, 可见, 水淹和膜干故障与正常状态相比呈现性能下降, 因此无用损耗提高,  $\omega_{B_p}$  值更高。其中, 膜干故障的  $\omega_{B_p}$  值高于水淹故障, 对应图 5 所示膜干故障的性能退化更明显, 说明膜电流磁场可作为评估 PEMFC 性能下降的指标。

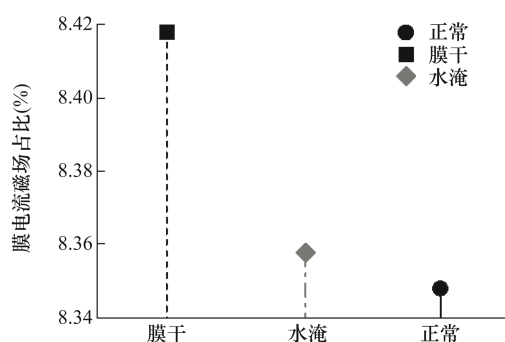


图 6 三种状态下 PEMFC 膜电流磁场占比  $\omega_{B_p}$

此外, 在实际运行过程中, PEMFC 会产生局部缺陷(如膜上裂纹、穿孔等), 同样会导致 PEMFC 性能下降。为通过模型模拟 PEMFC 局部缺陷, 在 MEA 表面随机选一区域(如图 7 中白框所示), 将其 PEM 电导率从原来的 9.825 S/m 变化为 4.825 S/m, 以模拟局部膜干故障。图 7 展示了模拟故障工况和正常工况的差值分布结果, 可见在 PEMFC 局部故障下, 同一区域的膜电流发生显著增加, 同时在膜电流磁场分布中, 局部故障区域的膜电流磁场也相应增加。

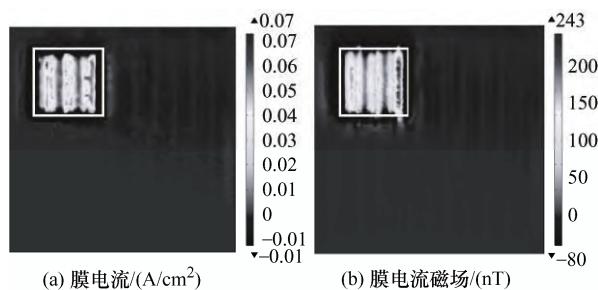


图 7 膜电流和膜电流磁场分布图

综上所述, 通过构建 PEMFC 仿真模型, 可对 PEMFC 不同运行状态下的膜电流及其外部磁场变化进行研究。研究结果显示, PEMFC 整体和局部故障均会引发膜电流磁场变化, 其中整体故障发生时,

通过分析膜电流磁场的数值变化, 可评估 PEMFC 的性能下降程度; 当局部故障发生时, 通过分析膜电流磁场的分布以及数值变化, 可定位局部故障以及评估其故障严重程度。

## 2 基于磁场的 PEMFC 故障诊断方法

本节首先通过搭建 PEMFC 磁场采集系统, 对 PEMFC 在水淹和膜干故障下的磁场数据进行采集; 进而通过构建卷积神经网络, 对磁场数据进行分析, 验证基于磁场的 PEMFC 故障诊断方法在不同类型、不同程度故障中的诊断效果。此外, 通过与基于电压的 PEMFC 诊断结果进行比较, 系统验证磁场数据在 PEMFC 故障诊断中的优越性。

### 2.1 PEMFC 磁场采集系统及故障试验

PEMFC 磁场采集系统如图 8 所示, 其中通过由 16 个三轴磁通门组成的磁通门阵列对 PEMFC 运行过程中膜电流磁场进行检测。由图 2b 可知, 将磁通门阵列放置于 PEMFC 阴极双极板外侧, 可实现膜电流磁场的测量。PEMFC 相关参数见表 2。

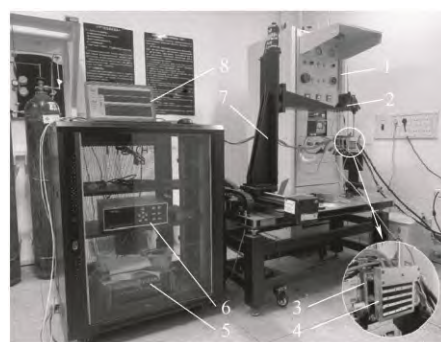


图 8 PEMFC 磁场采集系统

1. PEMFC 电池测试系统 2. 整体式三轴调整台 3. PEMFC
4. 磁通门阵列 5. 步进电机控制器 6. 磁场数据采集单元
7. 三轴电动线性位移平台 8. 计算机

表 2 PEMFC 参数

参数	数值
MEA 表面积/cm <sup>2</sup>	25
质子交换膜厚度/μm	100
电池温度/K	323.15
阳极化学计量比	1.5
阴极化学计量比	3.5
流道类型	单蛇形



在试验设计中,通过保持电池温度不变及调整相对湿度,实施不同程度的 PEFMC 水淹和膜干试验。具体来说,增加相对湿度实现水淹故障,而降低相对湿度实现膜干故障。在试验中,根据相对湿度的调整幅度,将每种故障分为 3 个级别:轻度、中度和重度(具体参数见表 3)。此外,通过设定不同电流负载(10 A、20 A 和 30 A)进行故障试验,可以更好地展示磁场在 PEMFC 不同运行工况下的故障诊断效果。

表 3 水淹与膜干故障试验参数

状态		相对湿度(%)
正常	—	75
	轻度	100
	中度	125
水淹	重度	150
	轻度	35
	中度	25
	重度	0

每次试验中,PEMFC 系统开机后首先设置 0 A 电流负载条件,PEMFC 状态稳定后的磁场  $B_0$  为环境磁场,在磁场采集系统上进行清零操作,去除环境磁场影响。再加载 PEMFC 正常工况条件,状态稳定后 PEMFC 正常状态磁场为  $B_n$ ,调整相对湿度进行不同类型的故障试验,故障工况下 PEMFC 磁场为  $B_r$ ,磁场变化量  $\Delta B$  为

$$\Delta B = B_r - B_n \quad (10)$$

通过构建卷积神经网络,对磁场变化量  $\Delta B$  进行分析,验证 PEMFC 磁场在不同类型、不同程度故障中的诊断效果。

## 2.2 故障诊断

基于第 2.1 节中试验,可形成 PEMFC 水淹、膜干及正常状态下的电压及磁场数据库,其中 70%数据作为训练集,30%数据作为测试集。为对采集的数据进行分析,本文构建如图 9 所示的卷积神经网络,其中,激活函数使用 ReLU 函数,分类器采用 Softmax 函数,优化器采用 Adam 算法。在处理过程中,加入了 dropout 方法丢弃部分超参数,防止过拟合(dropout 值取 0.5)。由于电压和磁场数据为时间序列,为了在网络训练过程中获得前一次迭代的时间信息,增强网络对数据的分类能力,在 CNN 中加入了长短期记忆(LSTM)模块进行优化,网络参数见表 4。

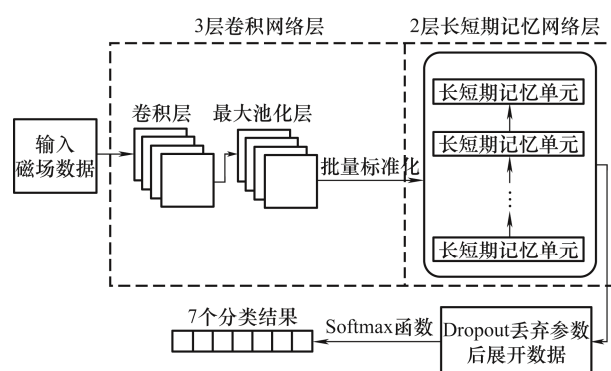


图 9 CNN 网络结构

表 4 CNN 网络参数

层	输出格式	参数
卷积层 1	40×8×16	步长: 2
最大池化层 1	40×4×16	步长: 2
批量标准化 1	40×4×16	动量因子: 0.99, epsilon 系数: 0.001
卷积层 2	40×4×32	步长: 1
最大池化层 2	40×2×32	步长: 2
批量标准化 2	40×2×32	动量因子: 0.99, epsilon 系数: 0.001
卷积层 3	40×2×64	步长: 1
最大池化层 3	40×1×64	步长: 2
批量标准化 3	40×1×64	动量因子: 0.99, epsilon 系数: 0.001
全连接层 1	40×1×64	激活函数: ReLU
长短期记忆层 1	40×1×64	长短期记忆单元: 64
长短期记忆层 2	40×32	长短期记忆单元: 32
展平层	40×32	—
全连接层 2	40×8	Softmax 函数

基于图 9 中网络,选取故障前期(0~10%数据)、中期(0~50%数据)、后期(0~100%数据)三个阶段的磁场和电压数据分别进行分析,不同阶段故障导致的 PEMFC 电压下降见表 5。表 6 列出采用不同阶段磁场和电压数据的 PEMFC 故障诊断精度,图 10 展示采用 t-SNE 可视化方法表征的不同程度故障诊断特征(卷积神经网络中提取的特征经主成分分析降至二维特征)。

由表 5 和表 6 可见,随着 PEMFC 故障程度加深,基于磁场和基于电压的故障诊断精度均增高,但在水淹和膜干故障早期(压降分别为 0.32%和 1.72%),基于电压的 PEMFC 故障诊断精度仅为 38.37%,而基于磁场的早期故障诊断精度达到 97.23%,说明磁场数据对 PEMFC 早期故障更加敏感。此外,由图 10 所示,基于电压的早期故障特征较为分散,因此对于 PEMFC 早期故障变化,难以通过电压对其进行识别和分类;而磁场数据中的特

征可清晰区分 PEMFC 早期水淹、膜干以及正常状态, 因此采用磁场的 PEMFC 早期故障诊断具有更高正确率。基于以上结果, 在 PEMFC 早期故障诊断中, 基于磁场的诊断方法展现出较好的优越性。

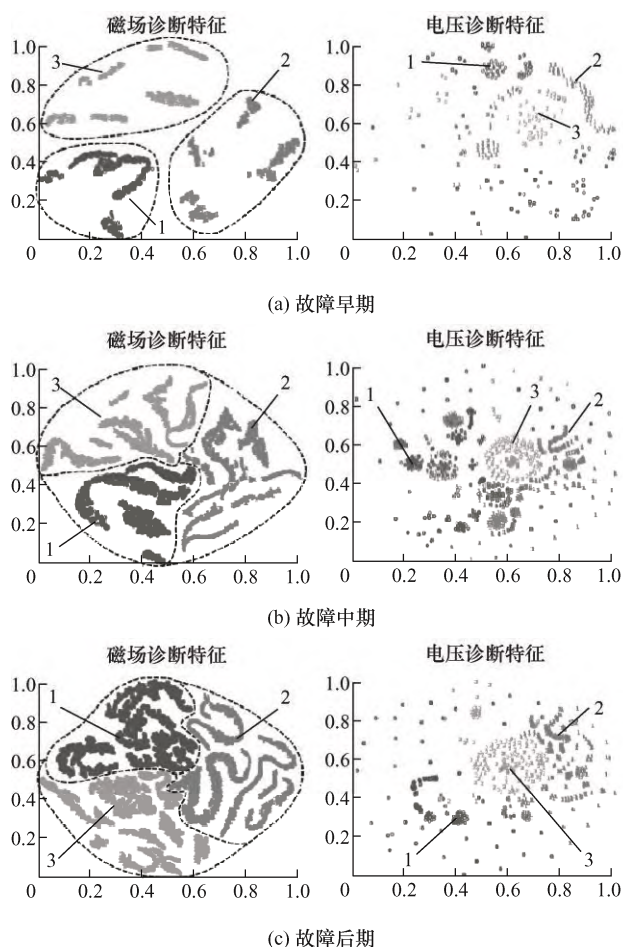


图 10 不同阶段下磁场和电压数据的故障诊断可视化结果  
1. 水淹故障 2. 膜干故障 3. 正常状态

表 5 水淹、膜干故障在不同阶段的电压下降

故障类型	时段(%)	压降(%)
水淹	10	0.32
	50	0.77
	100	3.79
膜干	10	1.72
	50	7.72
	100	15.28

表 6 CNN 训练数据

数据来源	时段(%)	诊断精度(%)
磁场	10	97.32
	50	100
	100	100
电压	10	38.37
	50	68.51
	100	81.02

为进一步研究基于磁场的 PEMFC 故障诊断效果, 采用本文中构建的卷积神经网络对不同程度、不同类型的磁场数据进行分析, 结果如图 11 所示。如图 12 所示, 通过对磁场数据进行分析, 可以实现轻度、中度以及重度的水淹和膜干故障识别, 从而达到多类型、多程度的 PEMFC 故障诊断。

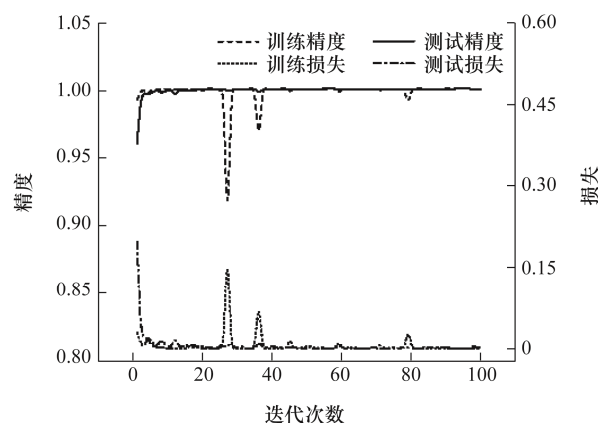


图 11 网络训练结果

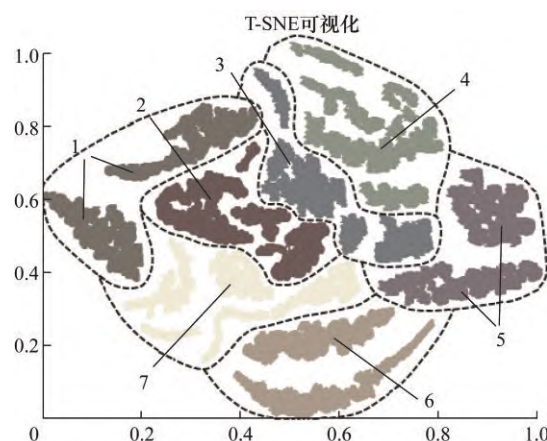


图 12 不同故障程度下磁场数据的故障诊断可视化结果

1. 正常状态 2. 轻度水淹故障 3. 中度水淹故障 4. 重度水淹故障  
5. 中度膜干故障 6. 轻度膜干故障 7. 重度膜干故障

基于以上分析, 采取本文提出的磁场检测及分析方法, 可对不同程度、不同类型 PEMFC 故障进行精准诊断, 基于诊断结果, 可以采取有效措施, 确保 PEMFC 的运行安全和使用寿命。为了进一步验证算法的适用性和鲁棒性, 后续会将诊断算法写入嵌入式系统, 并实时采集 PEMFC 在运行过程中的磁场数据, 实现 PEMFC 在线故障诊断, 并在不同类型 PEMFC 上开展试验。并且, 可通过进一步设计电堆磁场采集策略, 基于本文提出燃料电池性能退化与外部磁场之间的关联机制, 实现精准的燃料电池电堆故障诊断。此外, 该方法验证了 PEMFC 外部膜电流磁场应用于故障诊断的精确性, 但该方

法应用于工业场景还存在电磁兼容问题, 需要进一步研究。

### 3 结论

(1) 本文提出了一种基于磁场数据的 PEMFC 故障诊断方法, 通过搭建膜电流磁场检测装置进行磁场采集, 以及构建卷积神经网络对磁场进行分析, 研究 PEMFC 磁场对不同程度、不同类型故障的诊断效果。结果表明基于磁场的 PEMFC 故障诊断方法可实现多类型、多程度的 PEMFC 故障精确诊断。

(2) 与基于电压的 PEMFC 故障诊断相比, 基于磁场的故障诊断方法可对早期 PEMFC 故障进行精确识别诊断, 因此可更好地用于 PEMFC 实际场景, 通过诊断早期故障, 采取合理措施消除/缓解故障对 PEMFC 系统性能的影响。

### 参 考 文 献

- [1] 杨继斌, 徐晓惠, 张继业, 等. 燃料电池有轨电车能量管理策略多目标优化[J]. 机械工程学报, 2018, 54 (22): 153-159.  
YANG Jibin, XU Xiaohui, ZHANG Jiye, et al. Multi-objective optimization of energy management strategy for fuel cell tram[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(22): 153-159.
- [2] İNCİ M, BÜYÜK M, DEMİR M, et al. A review and research on fuel cell electric vehicles: Topologies, power electronic converters, energy management methods, technical challenges, marketing and future aspects[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 137: 110648-110675.
- [3] DAS V, PADMANABAN S, VENKITUSAMY K, et al. Recent advances and challenges of fuel cell based power system architectures and control-A review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 73: 10-18.
- [4] 周伟, 朱鑫宁, 连云崧, 等. 质子交换膜燃料电池的三维流场技术研究进展[J]. 机械工程学报, 2021, 57 (8): 2-12.  
ZHOU Wei, ZHU Xinning, LIAN Yunsong, et al. Research progress on three-dimensional flow field [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(8): 2-12.
- [5] 陈维荣, 刘嘉蔚, 李奇, 等. 质子交换膜燃料电池故障诊断方法综述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37 (16): 4712-4721, 4896.  
CHEN Weirong, LIU Jiawei, LI Qi, et al. Review and prospect of fault diagnosis methods for proton exchange membrane fuel cell[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(16): 4712-4721, 4896.
- [6] PETRONE R, ZHENG Z, HISSEL D, et al. A review on model-based diagnosis methodologies for PEMFCs[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2013, 38 (17): 7077-7091.
- [7] 张雪霞, 蒋宇, 孙腾飞, 等. 质子交换膜燃料电池水淹和膜干故障诊断研究综述[J]. 西南交通大学学报, 2020, 55(4): 828-838, 864.  
ZHANG Xuexia, JIANG Yu, SUN Tengfei, et al. Review on fault diagnosis for flooding and drying in proton exchange membrane fuel cells[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2020, 55(4): 828-838, 864.
- [8] 党翰斌, 马睿, 周俊杰, 等. 基于 CNN 的质子交换膜燃料电池故障诊断[J]. 电力电子技术, 2020, 54 (12): 52-55.  
DANG Hanbin, MA Rui, ZHOU Junjie, et al. Fault diagnosis of proton exchange membrane fuel cell based on CNN[J]. Power Electronics, 2020, 54(12): 52-55.
- [9] 刘嘉蔚, 李奇, 陈维荣, 等. 基于多分类相关向量机和模糊 c 均值聚类的有轨电车用燃料电池系统故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(20): 6045-6052.  
LIU Jiawei, LI Qi, CHEN Weirong, et al. A fault diagnosis method of fuel cell systems for tramways based on the multi-class relevance vector machine and fuzzy c means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(20): 6045-6052.
- [10] LI Zhongliang, OUTBIB R, GIURGEA S, et al. Fault diagnosis for fuel cell systems: A data-driven approach using high-precise voltage sensors[J]. Renewable Energy, 2019, 135: 1435-1444.
- [11] MA Rui, DANG Hanbin, XIE Renyou, et al. Online fault diagnosis for open-cathode PEMFC systems based on output voltage measurements and data-driven method[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 8(2):2050-2061.
- [12] PAHON E, YOUSFI STEINER N, JEMEI S, et al. A signal-based method for fast PEMFC diagnosis[J]. Applied Energy, 2016, 165: 748-758.
- [13] PEI Pucheng, LI Yuehua, XU Huachi, et al. A review on water fault diagnosis of PEMFC associated with the pressure drop[J]. Applied Energy, 2016, 173: 366-385.
- [14] 张少哲, 戴海峰, 袁浩, 等. 质子交换膜燃料电池电化学阻抗谱敏感性研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(14): 40-51.



- ZHANG Shaozhe, DAI Haifeng, YUAN Hao, et al. Sensibility study on electrochemical impedance of proton exchange membrane fuel cell[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(14): 40-51.
- [15] 周苏, 韩秋玲, 胡哲, 等. 质子交换膜燃料电池故障诊断的模式识别方法[J]. 同济大学学报, 2017, 45(3): 408-412.
- ZHOU Su, HAN Qiuling, HU Zhe, et al. Pattern recognition method for proton exchange membrane fuel cell[J]. Journal of Tongji University, 2017, 45(3): 408-412.
- [16] MAO Lei, LIU Zhongyong, LOW D, et al. Evaluation method for feature selection in proton exchange membrane fuel cell fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69 (5): 5277-5286.
- [17] DOTELLI G, FERRERO R, STAMPINO P, et al. Combining electrical and pressure measurements for early flooding detection in a PEM fuel cell[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65 (5): 1007-1014.
- [18] MAO Lei, JACKSON L, DAVIES B. Effectiveness of a novel sensor selection algorithm in PEM fuel cell on-line diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(9): 7301-7310.
- [19] HAMAZ T, CADET C, DRUART F, et al. Diagnosis of PEM fuel cell stack based on magnetic fields measurements[C]// IFAC Proceedings Volumes, 2014: 11482-11487.
- [20] LI Zhongliang, CADET C, OUTBIB R. Diagnosis for PEMFC based on magnetic measurements and data-driven approach[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2019, 34(2): 964-972.

---

作者简介: 孙誉宁, 女, 1997 年出生, 博士研究生。主要研究方向为氢燃料电池性能退化机理研究。

E-mail: syn97@mail.ustc.edu.cn

毛磊(通信作者), 男, 1982 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为氢燃料电池性能感知、故障预警与控制方法。

E-mail: leimao82@ustc.edu.cn