

国内图书分类号：TP18,TM911
国际图书分类号：621.3

密级：公开

西南交通大学
研究生学位论文

基于数据驱动的质子交换膜燃料电池
电堆故障诊断研究

年 级二〇一五级
姓 名王兴娣
申请学位级别工程硕士
专 业电气工程
指 导 老 师张雪霞 副教授

二〇一八 年 五 月

Classified Index: TP18, TM911

U.D.C: 621.3

Southwest Jiaotong University
Master Degree Thesis

STUDY ON DATA-DRIVEN FAULT
DIAGNOSIS FOR PROTON EXCHANGE
MEMBRANE FUEL CELL STACK

Grade: 2015

Candidate: Wang Xingdi

Academic Degree Applied for : Master

Speciality: Electrical Engineering

Supervisor: A.Prof. Zhang Xuexia

May, 2018

西南交通大学硕士学位论文主要工作（贡献）声明

本人在学位论文中所做的主要工作或贡献如下：

本文以搭建的水冷型质子交换膜燃料电池实验测试平台为基础，通过一系列相关性实验，研究了质子交换膜燃料故障诊断方法。提出一种基于数据驱动的故障诊断策略，对燃料电池进行故障实验，获取故障数据对提出的故障诊断策略进行验证，分析燃料电池单体电压及其均衡性与燃料电池故障的关系，对提高燃料电池耐久性提供帮助与参考，对未来燃料电池寿命的延长、成本的降低和故障诊断系统的建立具有一定的指导意义和参考价值。

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是在导师指导下独立进行研究工作所得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中作了明确说明。本人完全了解违反上述声明所引起的一切法律责任将由本人承担。

学位论文作者签名：王兴梯

日期：2018.5.15

摘 要

随着全球经济迅猛发展, 能源与环境问题日益突出, 燃料电池因其环境友好的突出优点成为当前世界各国的研究热点, 燃料电池系统的成本、可靠性、和使用寿命等直接影响着燃料电池的大规模商业推广进程。为保证燃料电池拥有可靠的运行状态和良好的输出性能, 应准确、及时地诊断、定位和排除其故障。本文以质子交换膜燃料电池电堆为研究对象, 针对其故障诊断技术开展实验研究。基于课题组燃料电池实验平台以及课题组联合唐山轨道客车有限公司共同研制燃料电池/超级电容混合动力 100% 低地板有轨电车的实际行车数据, 开展燃料电池电堆故障诊断研究。主要内容如下:

首先, 比较分析了几种常见的故障诊断工具及其运用方法, 并针对质子交换膜燃料电池两种常见的故障类型做了实验研究和结果分析。针对质子交换膜燃料电池故障诊断的数据来源及手段, 分析了电堆单体电池电压及其均衡性对电堆整体输出性能的影响, 单体电池电压可以为健康管理提供参考标准, 同时可以作为故障诊断的有效数据来源。长堆与短堆相比, 各单体电池电压更加重要, 电压均衡性是一个必须考虑在内的因素。将课题组和唐山轨道客车有限公司联合研制的燃料电池/超级电容混合动力 100% 低地板有轨电车作为研究对象, 针对燃料电池系统的故障分类问题, 采用基于数据驱动的方法, 将有轨电车的动力源燃料电池模块的相关实测数据作为原始数据集, 从中筛选能直接反映燃料电池电堆运行状态的监测量作为诊断变量, 利用主成分分析方法进行特征提取, 分别将基于极限学习机和基于支持向量机两种分类方法应用于故障诊断, 建立了故障诊断模型, 并进行了实际测试验证和结果对比分析。本文建立了质子交换膜燃料电池电堆实际运行中典型故障的故障诊断模型, 获得了较好的效果。

关键词: PEMFC; 数据驱动; 主成分分析; 故障诊断; 极限学习机

Abstract

As the energy crisis and environmental pollution become more and more serious around the world, fuel cell has become viewed as an important area all over the world. The performance, reliability, environmental adaptability and life span of fuel cell system will directly affect the large-scale commercial promotion of fuel cell. Therefore, it is an important research area that to accurately diagnose, locate the fault location, eliminate the fault in time and ensure the smooth and reliable operation of fuel cells. For proton exchange membrane fuel cell stack, this paper focuses on data-driven fault diagnosis based on the fuel cell experiment platform from the research group. The main contents are as follows:

Firstly, several typical fault diagnosis methods are analyzed in this paper. Two kinds of common fault types of proton exchange membrane fuel cell (PEMFC) are analyzed and studied. Based on the data source approach of fault diagnosis of PEMFC, the stack voltage and the single fuel cell voltage of the stack were analyzed and their influence on the overall output performance of the PEMFC was analyzed. Single fuel cell voltage can be used as a reference standard for health management and can be used as an effective data source for fault diagnosis. Compared with the short stack, the single cell voltage is more important to the long stack and the voltage uniformity is a factor that must be taken into consideration. According to the structure of PEMFC stack, based on the fuel cell/super capacitor hybrid 100% low floor tram which was researched jointly by our research group and Tangshan railway vehicle co., LTD, this paper used principal component analysis (PCA) method for feature extraction. And two proposed fault diagnosis method were used, then fault diagnosis model was established, and in the end the actual test data was used to verify the validity of this method. In this paper, the fault diagnosis model of the typical fault in the power reactor of proton exchange membrane fuel cell is established. The results show that the proposed data-driven method could improve the reliability of PEMFC fault diagnosis.

Keywords: PEMFC; data-driven; PCA; fault diagnosis; ELM

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 PEMFC 系统退化.....	3
1.2.2 PEMFC 故障诊断研究现状.....	4
1.2.3 数据驱动诊断方法研究进展.....	5
1.3 本文的主要研究内容和工作	6
第 2 章 PEMFC 数据驱动诊断方法	8
2.1 引言	8
2.2 故障诊断数据来源分析	8
2.2.1 常用故障诊断数据来源.....	8
2.2.2 系统诊断工具与方法.....	9
2.3 故障特征提取方法	12
2.4 PEMFC 故障分类方法	14
2.4.1 极限学习机理论.....	14
2.4.2 支持向量机理论.....	17
2.5 本章小结	18
第 3 章 PEMFC 性能恶化实验分析	19
3.1 引言	19
3.2 PEMFC 的工作原理	19
3.2.1 PEMFC 工作原理.....	19
3.2.2 PEMFC 系统组成.....	20
3.3 14.4kW PEMFC 性能恶化分析	21
3.3.1 PEMFC 实验平台.....	21
3.3.2 电堆.....	22
3.3.3 PEMFC 性能恶化实验分析.....	23
3.4 基于电压均衡性的燃料电池性能退化分析	26
3.4.1 2014 IEEE PHM 数据说明	26

3.4.2 电堆电压均衡性分析.....	27
3.5 本章小结	31
第 4 章 基于数据驱动的机车用 PEMFC 电堆故障诊断	32
4.1 方法原则	32
4.2 机车用 PEMFC 数据选取	33
4.2.1 机车用 PEMFC 介绍	33
4.2.2 样本采集和数据标记.....	34
4.3 基于 PCA 的故障特征提取.....	35
4.4 基于 ELM 的机车用 PEMFC 电堆故障诊断.....	37
4.4.1 诊断流程.....	37
4.4.2 结果分析.....	38
4.5 基于 SVM 的机车用 PEMFC 电堆故障诊断.....	40
4.5.1 诊断流程.....	40
4.5.2 结果分析.....	41
4.6 故障分类结果对比与分析	42
结论与展望	44
致 谢	46
参考文献	48
攻读硕士学位期间发表的论文及科研成果	53

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

能源是支撑现代人类社会生存和发展的柱石，是经济和社会发展的重要物质基础。但化石燃料蕴藏量有限，随着开采的增加化石燃料将面临枯竭，将冲击世界各国经济的发展。另一方面，全球能源需求仍在持续高速增长，使世界能源使用安全与成本受到挑战。化石燃料是世界一次能源的主要部分，其开采、燃烧耗用等方面的数量都很大，从而对环境的影响也令人担忧。就长期能源的可持续发展而言，必须控制不可再生资源的使用，同时积极开发清洁能源，特别是应寻找一些不会造成环境污染，而且能保证有长期足够的供应量的能源。因此，研发清洁、环保的新型能源及其应用具有重要意义。在众多可再生能源中，氢能以其清洁、高效、可持续和“无碳”等特点，具有极大的开发潜力，而氢能的一个关键应用就是燃料电池技术。燃料电池被认为是 21 世纪最有前途的“绿色能源”装置，被列为未来世界十大科技之首^[1]，作为人类战略能源发展的方向，受到了世界各国的高度重视和大力资助^[2]。

在燃料电池的各种类型中，质子交换膜燃料电池（PEMFC）受到学术和工业机构的广泛关注。PEMFC 除了具有燃料电池共有的燃料利用率高、低噪音、低污染等优点外，同时还具有自身独有的突出优点（包括功率密度高、启动快、响应速度快、工作温度低、无电解质流失等），处于商业化应用的最前沿，正在成为世界各国的研究热点。PEMFC 具有诸多优点，在交通运输、航空航天、水下潜器等民用与军用领域展现出广阔的应用前景^[3-4]。

然而，随着 PEMFC 电源技术的进一步发展和大规模推广，其成本、燃料来源、配套设施和耐久性依然是制约其商业化发展的四个关键障碍，特别是成本和耐久性问题都需要技术的发展与突破。为了取代市场中已有的成熟技术，燃料电池必须在类似的成本和耐久性下提供优于现有技术的优点（例如提高效率和降低排放）。燃料电池的效率和环境优势已经被证明，但是满足现有技术的成本和耐久性仍然是一项艰巨挑战^[5]。应该注意的是，与 PEMFC 系统相关的成本可以通过大规模制造显著降低。然而，耐久性问题必须从技术的角度来解决。为了提高 PEMFC 系统的耐久性能，有必要对其退化机理有很好的了解。电堆是 PEMFC 系统的核心，其辅助子系统是其有效和安全运行的

前提和保障。电堆性能通常反映整个系统的状况。电堆的性能恶化可能受到各种因素的影响。基于影响因素，我们可以将退化分为两类：与老化效应相关的退化和与系统操作相关的退化。与老化效应相关的退化通常不会导致灾难性故障，使系统快速失去效率，而只是逐渐降低性能。退化是不可恢复的或不可逆的，例如由于电化学表面积的损失引起的膜退化，催化剂层的腐蚀^[6]。

除了与老化效应相关的退化之外，即使在老化极限内，也可能在 PEMFC 内部发生一些故障，使 PEMFC 在最佳操作条件下运行可以有效地减轻性能退化。特别是，应及时检测，隔离和及时纠正与操作相关的故障，以避免对系统造成严重损坏。为此，应该为 PEMFC 系统配备故障诊断系统。关于故障诊断策略，常用的方法很多，如基于模型的诊断方法和基于数据驱动的诊断方法等。由于 PEMFC 通常难以获得充分、准确的机理模型，因此基于数据驱动故障诊断方法似乎更适应于 PEMFC 系统的实际使用。

综上所述，PEMFC 故障能够引起系统性能衰减甚至缩短电堆的使用寿命，为了减缓 PEMFC 的性能衰减，提高其使用寿命，对 PEMFC 故障诊断进行研究是非常必要的。本文的目的是研究适用于 PEMFC 的基于数据驱动故障诊断策略。

1.2 国内外研究现状

目前，质子交换膜燃料电池领域的研究主要集中在 PEMFC 的应用和材料开发等方面。虽然很多研究学者致力于推进 PEMFC 技术，并且在过去几十年已经实现了显著的进步，例如整体系统效率的轻微改进，但是仍然需要克服一些挑战。对于燃料电池系统本身，成本和耐久性依然是两个关键障碍。

上世纪 60 年代，质子交换膜燃料电池的研究工作开始推进，目前已经逐步向产业化发展，同时研究方向也进入了系统开发发展的阶段。2010 年全球销售的燃料电池中有超过 97% 使用的是质子交换膜燃料电池^[7]。目前，质子交换膜燃料电池在航空航天、固定式电源、交通运输、便携式电源及水下潜器等军事与民用领域展现出广阔的应用前景。世界各国上对航天飞机、潜艇动力用燃料电池应用已较普遍，现有燃料电池技术目前可以满足特殊领域的应用需求。尤其在汽车领域，质子交换膜燃料电池汽车已在商业化道路上向前迈进；在其他领域，如固定式电源、便携式电源等均处于研究示范阶段，在技术上还需要扫除成本、耐久性等障碍^[8,9]。而成本和耐久性是相互联系的，同时满足两者需求是实现燃料电池应用所面临的主要挑战。

1.2.1 PEMFC 系统退化

堆是 PEMFC 系统的核心, 并且辅助子系统保障其有效和安全地运行, 电堆性能通常反映整个系统的状况。电堆性能恶化可能受到各种因素的影响, 基于影响因素, 我们可以将退化分为两类: 与老化效应相关的退化和与系统操作相关的退化。

到目前为止, 虽然综合研究如实验结果和综述已经发表, 试图了解燃料电池组件的退化机理, 如电催化剂^[10,11], 膜^[12,13]和双极板^[14,15]。在针对 PEMFC 电堆的研究中, 研究学者目前对电堆操作性能和耐久性等的关注最为密切。性能方面, 主要是基于实验测试和实际应用, 这是因为多个单体电池在完成整个电堆的封装后, 其操作性能差异性显著^[16,17]。文献[18]分析了 1.2kW PEMFC 电堆发电性能及单体电池的电压分布特性。K.P. Adzakpa 等人^[19]使用 Ballard 电堆进行了相关温度模型的实验验证, 对电堆温度的分布进行了详细描述。由于成本高, 所需的测试周期长, 针对质子交换膜燃料电池耐久性的研究较少。为了提高样本容量并缩短实验所需的时间, 几家燃料电池开发商已经提出并使用了不同的加速应力测试来确定燃料电池组件耐久性和当前的性能。在过去的十年中发表的关于 PEMFC 退化和寿命的论文层出不穷, 在将燃料电池技术商业化之前, 需要对组件和系统故障模式进行更多的研究^[6]。文献[6]测试了不同评估方法的衰减率, 稳态运行下的燃料电池寿命可能很长; 在加速耐久性测试期间, 特别是在冷启动期间, 电压降低速率非常大。

与系统操作相关的退化可以被称为“故障”, 作为本文的研究对象。故障可能与不同的系统组件或系统的功能部分相关联。例如, 反应物供应故障、热管理故障、水管理故障、电路故障、数据采集和控制系统故障。电堆内部故障分为不可逆故障和可逆故障, 其中可逆故障包括膜干、水淹和一氧化碳中毒等。水管理故障包括加湿不足、过度加湿故障。热管理系统故障有水管漏水或阻塞、循环水导电率过高、散热不足和水泵压力不当故障。空气供给系统故障主要有空气泄漏、空气压力不当、空压机喘振、空气过滤器堵塞和气体杂质污染故障。氢气供给系统故障主要包括氢气瓶内氢气压力过低、氢气泄漏、氢气压力不当、氢气管堵塞和尾气阀故障。这些故障可能会降低膜的电导性, 从而使电堆输出性能下降。但由于各子系统和电堆是高度关联的, 往往难以直接区分出各故障类型。

本文主要针对与操作性能相关的退化,也就是说从减少甚至消除 PEMFC 故障的角度来延缓系统退化,这些故障通常由未校正的操作或由燃料电池制造过程产生,因此需要及时有效的故障诊断策略,从而进一步保障 PEMFC 系统安全、可靠和经济地运行。

1.2.2 PEMFC 故障诊断研究现状

PEMFC 是一种复杂的多物理系统,由于其极高的复杂性,随着 PEMFC 功率级别的上升,发生故障和失效的几率逐渐加大。此外,PEMFC 在剧烈变化的充电条件下工作时会遇到寿命和可靠性问题。因此,PEMFC 系统故障诊断和维护逐渐成为研究者关注的焦点。为了最小化燃料电池性能退化,除了对材料的衰减机理以及燃料电池的设计和组装等内部改进之外,使 PEMFC 在最佳条件下运行可以肯定地减轻性能退化。特别是,应及时检测、隔离和及时纠正与操作性能相关的故障,以避免对系统造成严重损坏。为此,应该为 PEMFC 系统配备故障诊断。对于 PEMFC 系统,通过有效的诊断,实现早期故障报警,可以避免更严重的故障。基于诊断结果,可以调节操作条件以使燃料电池高效且安全地运行。此外,精确的诊断信息可以加快新技术的发展,并减少停机时间(修复时间)^[6]。在过去数十年中,PEMFC 的故障诊断一直受到学术界和工业界的越来越多的关注。

根据美国在文献[20]中的研究,美国能源部已经公布了一系列汽车应用要求,以达到 5000 小时燃料电池的耐久性,成本为 30 美元/kW,固定燃料电池系统的耐久性为 60000 到 80000 小时,成本约为 1000-1500 美元/kW。这项技术的必要性为研究界铺平了道路,主要侧重于燃料电池故障检测和与之相关的各种诊断方法,以确保耐久性和可扩展性。首先必须及早发现这些故障,还需要进行评估和调整。因为燃料电池容易受到可能导致其停机或永久性损坏的故障的影响。为确保燃料电池系统的安全运行,有必要使用系统技术来检测和隔离故障。基于可靠性、安全性、经济性考虑,PEMFC 故障诊断技术获得越来越多的重视和应用。在文献中,已经提出了一些方法来解决 PEMFC 诊断问题。

在众多文献中,针对 PEMFC 局部特定故障类型的诊断方法较多。文献[21]为了准确地检测燃料电池中的氢泄漏,考虑了阳极中水蒸气的存在。研究者除了燃料电池中已经使用的质量流量传感器和阳极压力传感器之外,又增加了一个相对湿度传感器,采用自适应阿伦阈值来消除误报。另一方面,Tian 等人^[22,23]通过监测燃料电池的开路电压并在不同的工作条件下分析,来检测阳极/阴极交叉区域和阳极/冷却室中的老化燃

料电池反应物泄漏,这有助于定位有缺陷的局部单片电池。在文献[24]中介绍了一种基于 PEMFC 的不间断电源系统的在线控制和监测系统,该系统可监测三种故障模式:膜干燥、氢气和空气不足以及泄漏。文献[25,26]发现在较低电流下工作的燃料电池可能会导致催化剂层退化并导致燃料电池电压降低。阳极和阴极压差、低湿度、高堆温和反应气体的控制不佳,均可能导致气体不足^[27-29]。文献[30]膜电极组装的连续水合和脱水过程可能会导致燃料电池的永久性损坏,有效的诊断技术对燃料电池的衰减和退化十分重要。Tian 等人^[23]通过对实验数据的分析,提出一种具有实际意义的诊断方法,确保诊断不会打开电堆,并且不会破坏其他单片电池的正常功能。Escobet 等人^[31]修改了由 Pukrushpan 等人^[32]开发的 PEMFC 模拟器模型,针对由某些部件故障导致的电堆温度升高,基于不同故障的相对故障敏感度,提出了基于模型的故障诊断方法。

虽然很多学者已经针对 PEMFC 诊断进行了大量研究工作,但是用于 PEMFC 的诊断方法的开发仍然相对滞后于燃料电池技术中的其他开发领域。一些技术方面的挑战仍然存在,目前已提出的方法主要集中在检测一些特定故障的能力。较少注意故障隔离和分析。为了使诊断程序更加完善和更有效,故障隔离和分析应得到更多重视。为此,应该调查故障操作条件下的 PEMFC 运行实验量。为了诊断的实用性,还必须考虑成本,特别是在大批量生产的情况下。如果可能,应避免使用昂贵的传感器或仪器。例如,用于测量气体流速的传感器,以及用于 PEMFC 电化学阻抗谱测量的特殊仪器等。

1.2.3 数据驱动诊断方法研究进展

现有的关于 PEMFC 故障诊断技术的研究很多,一般主要包括模型、数据驱动和实验测试三个方面,考虑到基于数据驱动的方法成本及推广性更强,本文采用了基于数据驱动的 PEMFC 故障诊断方法,因此本节主要分析数据驱动诊断方法研究现状。

数据驱动方法利用来自历史数据的信息,一些用于 PEMFC 诊断数据驱动的方法也已被提出。数据驱动的诊断可以基于不同的变量进行,并且变量的选择通常是至关重要的,并且可以影响诊断的性能。对于 PEMFC 系统,可以将在实际系统上容易测量的常规变量(例如堆温度、空气压力和堆电压或单体电池电压)视为诊断变量。此外,变量也可以来自一些特定的测量或实验,而不是来自常规测量。极化曲线、线性扫描伏安法(LSV)和循环伏安(CV)、电分析方法、电化学阻抗谱(EIS)是最常用的四种方法,可用于诊断。

在文献[33]中,作者提出了一种 PEMFC 系统耐久性诊断工具,应用模糊聚类方法,涉及相关堆的特定行为或老化过程。但其仅研究了燃料电池系统耐久性诊断,而在故障诊断方面的功能仍然没有被探索。文献[34]提出基于分类的诊断策略,小波变换的信号处理过程被用于从堆电压信号中提取特征。虽然这种诊断方法被证明是有望用于检测水淹故障,但是其他故障类型的检测和故障隔离需要进一步验证。近来在文献[35]中提出了类似的诊断方法。小波变换主要用于分析堆电压,可以提取对故障敏感的特征,可以检测到空气供应子系统中的几种异常运行状态。这种方法似乎有希望,因为它只需要常规的堆电压测量。然而,应该测试更多的故障情况和更多的运行数据,以验证其性能和鲁棒性。Itor 等人^[34]利用 12W PEMFC 系列电堆及其各个单体电池通过一种新的数据驱动技术与交替最小二乘算法相结合来表征,产生尽可能多的极化曲线,并对其对电堆性能的相对贡献进行了深入分析。在文献[36]中,作者提出将汉明神经网络(HNN)用于监测 PEMFC 的健康状态。在该方法中,HNN 可以将任意操作单元的特征分类到 20 个不同类别中的一个。因此,可以确定从新到老的运行状态。然而,所提出的方法必须使用特殊的电流方案来获得特征,而且只能支持老化信息,操作故障的诊断似乎很弱。文献[37]将模糊聚类方法进一步扩展到商用 PEMFC 系统的故障诊断,使用特征提取和选择,可以识别缺氧和水淹故障。在文献[38]中提出了一种基于 BS 的故障诊断,诊断变量来自 EIS 测量,但是这种方法涉及水管理的状态。

1.3 本文的主要研究内容和工作

本文以搭建的水冷型质子交换膜燃料电池实验平台为基础,分析研究了质子交换膜燃料电池的输出电压均衡性;通过一系列实验,对质子交换膜燃料电池故障进行分析;利用数据驱动的方法进行故障诊断研究。这些质子交换膜燃料电池的故障诊断策略将对于延长电堆寿命、提高燃料电池系统的运行可靠性以及质子交换膜燃料电池的广泛应用都具有一定的指导意义。本文具体研究内容如下所示:

(1) 研究分析输出电压均衡性

通过大量阅读相关文献资料,对水冷型质子交换膜燃料电池单体电池运行机理进行初步分析,认识了运行参数(流量、温度和压力与流场内部燃料相对湿度等)、电堆的单体电池电压和电堆操作参数之间的关系,掌握了工作条件或参数(反应气体流量、压力、湿度及电池温度)等对 PEMFC 系统性能的影响。基于燃料电池的工作原理、故障形成原因进行故障研究。在课题组 14.4kW 平台上,进行了故障实验研究,并对实验

结果和故障原因进行了初步分析。同时，本文利用 2014 IEEE PHM 数据库，通过对 PEMFC 电堆长期运行数据和故障的初步分析，得出对 PEMFC 运行的影响，为接下来的工作奠定基础。

(2) 研究质子交换膜燃料电池故障诊断方法

基于水冷型燃料电池测试平台数据分析，以课题组和唐山轨道客车有限公司联合研制的燃料电池/超级电容混合动力 100%低地板有轨电车为对象，将有轨电车燃料电池电堆实测数据作为原始数据集，针对有轨电车用燃料电池电堆故障诊断问题，提出一种基于数据驱动的故障诊断方法。本文首先采用主成分分析方法进行特征提取，在此基础上提出基于支持向量机和极限学习机的两种故障分类方法，然后利用两种分类方法分别进行故障诊断，建立诊断模型和进行实验验证，通过对比分析，进一步验证了方法的有效性。

第 2 章 PEMFC 数据驱动诊断方法

2.1 引言

基于数据驱动的 PEMFC 故障诊断的任务是选取故障数据来源,运用合适的特征提取和故障分类方法,从而对其故障进行有效的检测和定位,为 PEMFC 的运行可靠性提供保障,从而利于其寿命的延长。

2.2 故障诊断数据来源分析

2.2.1 常用故障诊断数据来源

通过常规测量采样的变量通常用于诊断 PEMFC 与操作条件相关的故障,而通过特殊测量获得的变量通常用于诊断与老化效应相关的退化和故障,但这往往需要停机以启动测量。EIS 测量被认为可以是在线的,其可以在系统操作期间测量,然而,EIS 测试的传统仪器通常是昂贵的,特别是对于大功率的情况。可用于 PEMFC 系统诊断的变量总结在表 2-1 中。

表 2-1 可用于 PEMFC 系统诊断的变量^[40]

测量类型	变量	成本
常规测量	电堆电压	较低
	单体电池电压	较低
	电流	较低
	温度	较低
	压力	中等
	流速	较高
	湿度	中等
特定测量	电化学阻抗谱（特定方式）	较低
	极化曲线	较低

(续上表)

测量类型	变量	成本
特定测量	电化学阻抗谱（传统方式）	较高
	线性扫描伏安	中等
	循环伏安	中等

2.2.2 系统诊断工具与方法

数据驱动的诊断可以基于不同的变量进行，并且变量的选择通常是至关重要的，并且可以影响诊断的效果。对于 PEMFC 系统，可以将在实际系统上容易测量的常规变量（例如堆温度、空气压力和堆电压或单电池电压）视为诊断的变量。此外，变量可以来自一些特定的测量或实验，而不是来自常规测量的。电分析方法、极化曲线、电化学阻抗谱（EIS）、线性扫描伏安法（LSV）和循环伏安法（CV）是最常用的五种方法，可作为工具或方法用于故障诊断。

2.2.2.1 极化曲线

单体电池电压或电堆电压对电流密度的曲线称为极化曲线。由于各种电压损失，输出电压随着电流的增加而减小。极化曲线是表征燃料电池电堆的电化学性能的最常用的方法之一^[17]。图 2-1 显示了在三种状态（水淹、膜干和正常状态）下工作的燃料电池的极化曲线，可以看出水淹和膜干这两种故障均使燃料电池输出电压明显下降，当电流密度达到一定程度，电压几乎接近为零。

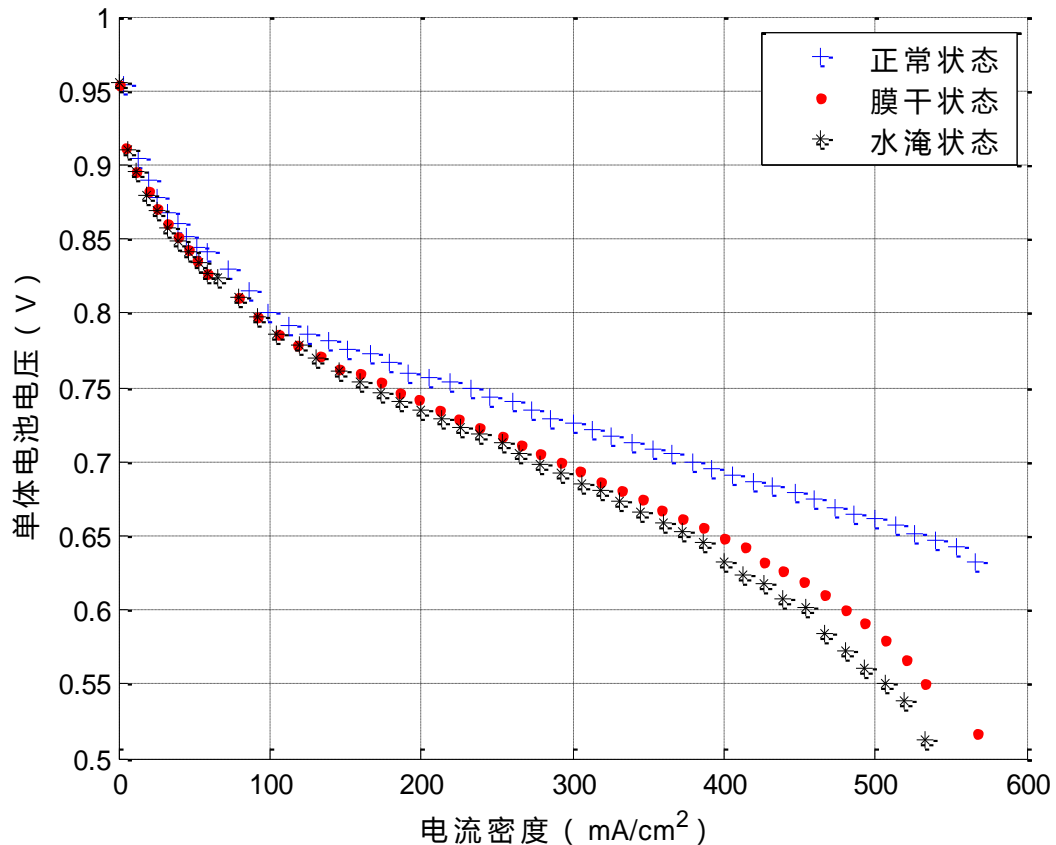


图 2-1 在水淹、膜干和正常三种状态下工作的燃料电池的极化曲线^[41]

2.2.2.2 电流中断方法

电流中断测试可提供准确的定量结果和快速的定性指示。在该方法中，由单体电池或电堆提供的电流突然被切断，欧姆损耗将立即降低到零，而活化损耗将需要一些时间消失^[3]。因此，从电压分布可以提取欧姆损耗和活化损耗。

2.2.2.3 电化学阻抗谱

EIS 是一个强大的实验技术，将测试系统的电响应与随时间变化的电激发进行比较，以描绘界面和散装材料参数^[42]。典型的 EIS 曲线包括高频阻抗和低频阻抗。EIS 可以提供不同频率的阻抗值，如图 2-2。通常 EIS 与实轴的交叉点分别表示内阻和极化电阻。EIS 曲线可以绘制关于运行状态的信息，以及运行状态下燃料电池内部参数^[17]。EIS 能够测量 PEMFC 单体电池或堆的电化学阻抗谱，生成具有在各种频率下的交流电流信号，并将其添加到作为充电电流的直流电流。EIS 能够测量具有不同频率分量的电压，并且可以通过使用测量的电压和电流来计算不同频率处的阻抗。除恒电流模式外，EIS 还可以在恒电位模式下测量。

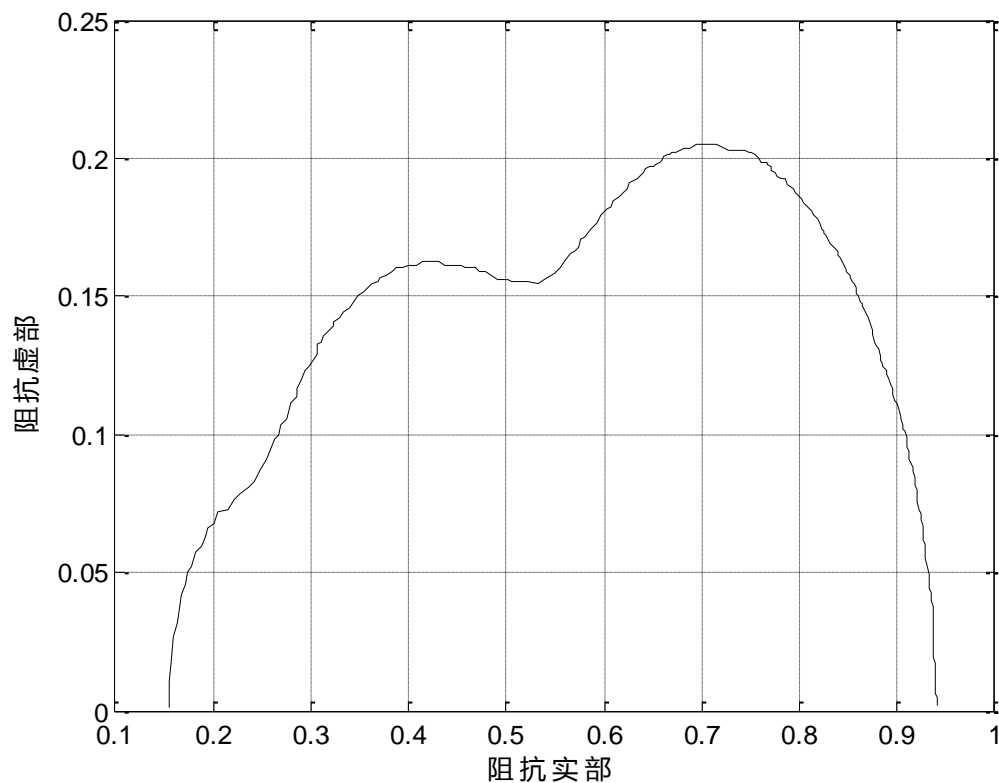


图 2-2 燃料电池阻抗谱

2.2.2.4 线性扫描伏安法

LSV 是一种强大的工具，用于估计氢交叉和检测阳极和阴极之间的内部电子短路。在 LSV 实验中，通常向阳极供应氢气，而向阴极供应氮气。工作电极和伪参比电极（阴极）之间的电势在时间上线性扫描，而在工作电极处的电子流量被视为电流^[43]。交叉电流和短路电阻是从 LSV 测量中提取的两个关键变量。

2.2.2.5 循环伏安法

CV 专用于评价电催化性能。对于 LSV 实验，燃料电池在工作电极（阳极）和惰性气体（氮气，氦气）下分别在电极/假参比电极（阴极）进气。与 LSV 实验不同，工作电极的电压不仅从低值扫描到高值，而且在 CV 测量实验期间还执行额外的反向电压扫描^[43]，某三片单体电池电堆 CV 测试结果如图 2-3 所示。

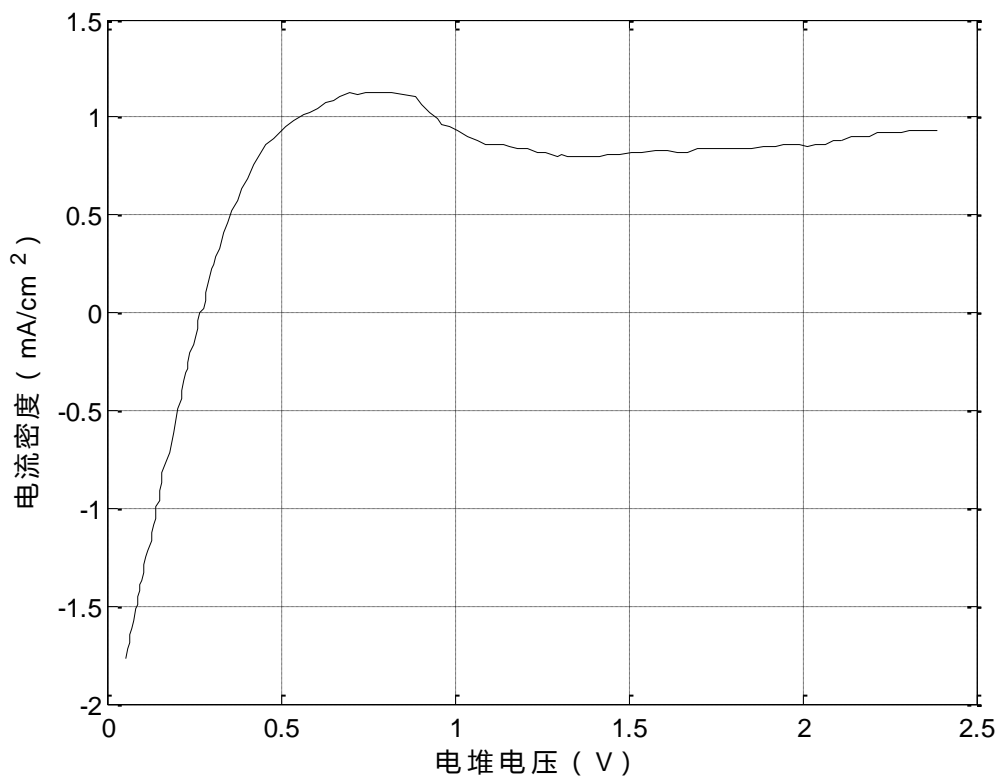


图 2-3 某三片单体电池电堆 CV 测试结果

2.3 故障特征提取方法

特征提取是学习问题中获取数据信息来源的重要部分。特征提取是对某一模式的组测量值进行变换，以突出该模式具有代表性特征的一种方法。将高维空间样本通过映射的方法降维到低维空间，实质上就是一种映射降维过程。适当的特征提取过程，既可以有效降低计算复杂度，又有利于找到原始数据中的关键信息进而简化模型从而提高决策的精度。对于高功率应用，例如车辆，大多数燃料电池通常串联堆以满足功率要求。因此，当使用系统大量的参数信息用作诊断的变量时，必须处理大尺寸数据。为了降低计算的复杂性，有必要通过一些特征提取方法来降低数据维度。同时，特征提取过程的动机是提取用于诊断的有用特征。基于上述考虑，本研究采用了主成分分析（PCA）方法进行特征提取。

PCA 是无监督的维数降低和特征提取技术，其保留原始数据集中的显著变异性信息。根据最低数据缺失规则，它将更相关的变量改变为很少不相关的变量^[44]。对数据进行降维和对信号进行特征提取常使用 PCA 方法。1901 年 Pearson 首先提出 PCA 方法的概念^[45]，随后由 Hotelling、J.E.Jackson 等学者又做了一些研究工作^[46]，使得 PCA 方法得到更进一步的发展。广泛应用于图像处理、模式识别、化学等多个领域^[47]。

特征提取问题可以描述如下：已知样本集 X 收集 N 个样本 x_1, x_2, \dots, x_n ，每个样本观测 P 个变量，它们分布在 C 类中 V_1, V_2, \dots, V_C 。样本 x_n 构成的矢量为：

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_p] \quad (2-1)$$

其中，

$$\mathbf{x}_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}]^T, i=1, 2, \dots, p \quad (2-2)$$

第 i 类样本的数量为 N_i ，满足 $\sum_{i=1}^C N_i = N$ 。训练过程的目标是找到 D ($D < P$) 个 P 维矩阵的投影向量： $\{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_D\}$ 。利用这些向量，可以将实时样本 \mathbf{x} 投影到 D 维特征空间，投影向量 \mathbf{q} 的表达式为：

$$\mathbf{q} = [\mathbf{w}_1^T \mathbf{x}, \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}, \dots, \mathbf{w}_D^T \mathbf{x}]^T \quad (2-3)$$

不失一般性，认为原始数据首先被投影到具有投影向量 \mathbf{w} 的一维空间中：

$$\mathbf{q}_n = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_n \quad (2-4)$$

其中， $\{\mathbf{q}_n\}$ 是与 $\{\mathbf{x}_n\}$ 相对应的投影点， $\{\mathbf{q}_n\}$ 的方差是

$$s_q = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_n - \mathbf{w}^T \bar{\mathbf{x}})^2 = \mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w} \quad (2-5)$$

其中， $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}_n$ ， $\mathbf{S} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}})^T$ 。

此时，主要任务变为找到使得 s_q 最大的 \mathbf{w} ，为此，引入由 λ 表示的拉格朗日因子式：

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = \mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w} - \lambda (1 - \mathbf{w}^T \mathbf{w}) \quad (2-6)$$

通过将关于 \mathbf{w} 的导数设为零，就可以得到

$$\mathbf{S} \mathbf{w} = \lambda \mathbf{w} \quad (2-7)$$

所以当设 \mathbf{w} 等于对应于最大特征值的特征向量时，方差将是最大值

$$\mathbf{w}^T \mathbf{S} \mathbf{w} = \lambda \quad (2-8)$$

由于观测次数通常远大于观测维数，即 $D \gg P$ ，所以矩阵 S 通常是满秩的，并且有 P 个与 S 有关的正特征值。在得到的新坐标系下满足各维之间数据的相关性最小^[48]，即得到的新变量间是互不相关的。

累计贡献率定义为：

$$M = \frac{\sum_{i=1}^D \lambda_i}{\sum_{i=1}^P \lambda_i} \quad (2-9)$$

M 用于描述主成分的累积方差贡献率。当 M 超过阈值时，即认为主成分能够充分表示原始数据的信息。在实际应用中，一般选取前 D ($D < P$) 个主成分，使其累积方差贡献率达到 80% 以上。然后，原来的 P 个变量被选取的前 D 个主成分替换进行分析，可看作是一种特征提取，也实现数据降维的目的。

2.4 PEMFC 故障分类方法

2.4.1 极限学习机理论

极限学习机算法是近几年出现的一种新的学习算法。它起源于单隐层前馈神经网络，而后发展成广义的单隐层前馈神经网络算法。不同于常规的学习过程，它的核心优势在于随机设定隐含层参数来进行网络初始化设置，不需要人为不断地调整，与训练样本数据无关。极限学习机具有学习速度快，结构简单和良好的全局寻优能力的优点，正受到越来越广泛的关注。

在机器学习中，支持向量机作为二分类器在近几十年的研究非常普遍^[49,50]，支持向量机主要通过优化的方法使两类达到最小化的训练误差和最大化的间距。对比于支持向量机，极限学习机与其具有一致的神经网络结构。2004 年，黄广斌教授及其团队首次提出了极限学习机算法^[51]。该算法在人工智能和模式识别的分类、回归等应用领域得到广泛应用。它是一种基于数据的机器学习方法，其关键在于研究数据的客观规律，在此基础之上最终实现数据预测和数据分类。在实际应用过程中，极限学习机应用非常简单，只需要设置网络的隐层节点个数，就可以产生唯一的最优解，因此它具有学习速度快且泛化性能好的优点。

首先, 给定任意 N 个不同样本 (x_i, y_i) , 其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$, $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}]^T \in R^m$, 再选取一个任意区间无限可微的激活函数 $g(x)$, 有了这两个条件之后, 则对于具有 M 个隐含层神经元的隐层前馈神经网络, 有网络输出模型为:

$$\sum_{i=1}^M \beta_i g_i(x_j) = \sum_{i=1}^M \beta_i g_i(\omega_i \cdot x_j + b_i) = o_j, \quad j=1, 2, \dots, N \quad (2-10)$$

式中, o_j 是第 j 个输入样本的输出值; b_i 是第 i 个隐层节点的阈值; $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 是连接第 i 个隐层节点和输出节点的权重; $\omega_i = [\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{in}]^T$ 是连接第 i 个隐层节点和输入节点的权重。

如果隐含层神经元个数等于训练集样本个数, 则对于任意的 ω 和 b , 隐层前馈神经网络都可以零误差逼近训练样本, 即

$$\sum_{j=1}^M \|o_j - y_j\| = 0 \quad (2-11)$$

因此, 可得:

$$\sum_{i=1}^M \beta_i g_i(\omega_i \cdot x_j + b_i) = y_j, \quad j=1, 2, \dots, N \quad (2-12)$$

可表示为 $H\beta = Y$, 其中

$$Y = \begin{bmatrix} y_1^T \\ y_2^T \\ \vdots \\ y_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (2-13)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_N^T \end{bmatrix}_{M \times m} \quad (2-14)$$

H 为神经网络的隐含层输出矩阵, 具体形式为:

$$H(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M, b_1, b_2, \dots, b_M, x_1, x_2, \dots, x_N)$$

$$= \begin{bmatrix} g(\omega_1 \cdot x_1 + b_1) & g(\omega_2 \cdot x_1 + b_2) & \cdots & g(\omega_M \cdot x_1 + b_M) \\ g(\omega_1 \cdot x_2 + b_1) & g(\omega_2 \cdot x_2 + b_2) & \cdots & g(\omega_M \cdot x_2 + b_M) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g(\omega_1 \cdot x_N + b_1) & g(\omega_2 \cdot x_N + b_2) & \cdots & g(\omega_M \cdot x_N + b_M) \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

然而，隐含层神经元个数 M 通常比 N 小的数，此时训练误差可以逼近一个任意的 $\varepsilon > 0$ ，即 $\sum_{j=1}^M \|o_j - y_j\| < \varepsilon$ ，因此，当 $g(x)$ 无限可微时，隐层前馈神经网络的参数并不需要全部进行调整， ω 和 b 在训练前可以随机选择，且在训练过程中保持不变。而通过求解以下方程组的最小二乘解，隐含层与输出层间的连接权值 β 可以获得： $\min_{\beta} \|H\beta - Y\|$ ，其解为 $\hat{\beta} = H^+ \cdot Y$ ，其中， H^+ 为隐含层输出矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆^[52]。值得注意的是训练样本个数一般较多，为了减少计算量，隐含层神经元个数通常比小的数。极限学习机的网络结构图如图 2-4 所示，很容易看出极限学习机的基本组成。

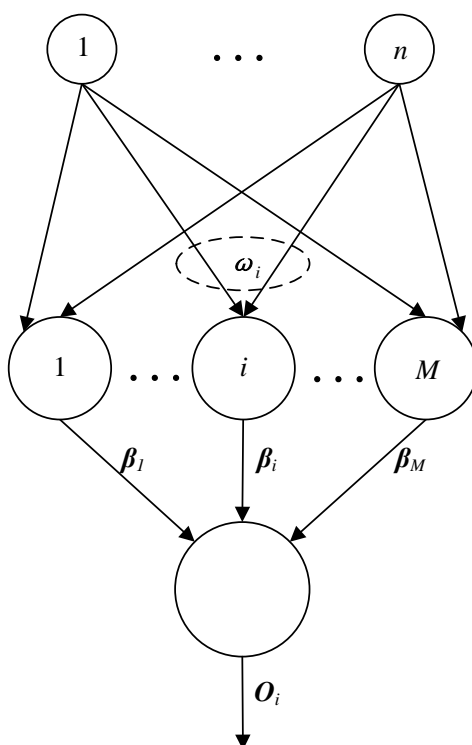


图 2-4 极限学习机的网络结构图

2.4.2 支持向量机理论

支持向量机(Support Vector Machine, 简称 SVM)是由 V. Vapnik 开发的一种分类方法, 可看作一种广义的线性分类器, 在过去的二十年中得到了广泛的应用^[53]。其基本理论来源于二元分类问题。

为了更具体地解释 SVM 二元分类, 取两类(类别 1 和 2)作为训练样本, 取 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 标记为 z_1, z_2, \dots, z_N 。 $g_n \in \{-1, 1\}$ 被定义为样本 y_i 的类标签(类 1 标签为 -1, 类 2 标签为 1)。输入空间的线性判别函数的一般形式为:

$$z(\mathbf{x}) = \omega^T \mathbf{x} + b \quad (2-16)$$

其中 ω 在高维平面上的常量, b 为常量。归一化处理使所有样本都满足 $|z(\mathbf{x})| \geq 1$, 因此, 可得:

$$z_n(\omega^T \mathbf{x}_n + b) \geq 1 \quad n=1, 2, \dots, N \quad (2-17)$$

据此得到分类的间隔 $2/\|\omega\|$ 。因此当 $\|\omega\|$ 取最小值时, 间隔最大。

因此, 问题转化为下面的二次规划:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b} \quad & \frac{1}{2} \omega^T \omega \\ \text{s.t.} \quad & z_n(\omega^T \mathbf{x}_n + b) \geq 1 \quad n=1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

利用 Lagrange 方法, 可以得到其对应的 Lagrange 函数如下:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \omega^T \omega - \sum_{n=1}^N \alpha_n (z_n(\omega^T \mathbf{x}_n + b) - 1) \quad (2-18)$$

其中, Lagrange 系数被公认为 $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_n]^T$ 。将 $L(\omega, b, \alpha)$ 对 ω 和 b 的导数设为零, 可得到以下条件:

$$\frac{\partial L(\omega, b, \alpha)}{\partial \omega} = 0 \quad (2-19)$$

$$\frac{\partial L(\omega, b, \alpha)}{\partial b} = 0 \quad (2-20)$$

将式(2-19)、(2-20)带入式(2-18)中后得到原目标函数的 Wolfe 的对偶问题

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \tilde{L}(\alpha) &= \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N \alpha_n \alpha_m z_n z_m \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_m - \sum_{n=1}^N \alpha_n \\ s.t. \quad &\sum_{n=1}^N \alpha_n z_n = 0, \quad n=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (2-21)$$

求解 $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_n]^T$ 的最优解 $\alpha^* = [\alpha_1^* \ \alpha_2^* \ \dots \ \alpha_n^*]^T$, 可计算出最优超平面:

$$z(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \alpha_n^* z_n \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}_n \rangle + b \quad (2-22)$$

其中, $b = z_m - \sum_{n=1}^N \alpha_n^* z_n \langle \mathbf{x}, \mathbf{x}_n \rangle$ 。

训练和决策过程仅与训练样本间的内积 $\langle \mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m \rangle$ 有关, 因此可直接引入核函数完成从线性问题推广到非线性问题。在使用支持向量机解决实际问题时, 核函数的选择相当关键, 常常需要根据具体的问题构造相应的核函数。本文在完成分类工作时采用 Gauss 径向基核函数, Gauss 径向基核函数适用于多种应用实例, 在描绘数据的分布结构通常非常准确。

2.5 本章小结

本章介绍了 PEMFC 常见的较为主流的 PEMFC 故障诊断工具与方法, 不同的诊断工具所采集的参数不尽相同。这些诊断工具或方法都可以作为基于数据驱动的故障诊断的数据来源。但因为原始数据无法直接区分出质子交换膜燃料电池的健康状况, 并不能直接用于故障诊断, 需要进一步的数据分析, 选取有效策略进行特征提取和故障分类。因此, 本章特别选取并详细介绍了一种特征提取方法和几种故障分类方法, 为本章后面的研究和实验提供了理论基础。

第 3 章 PEMFC 性能恶化实验分析

3.1 引言

本研究强调数据驱动的故障诊断，从实际的 PEMFC 系统获取实验数据是必要的。为了使诊断策略的呈现更加清楚，本章将主要介绍实验测试平台和电堆，分析实验方法，观察和测量 PEMFC 操作参数在正常和故障条件下的运行状态，通过实验获得正常及故障的数据库。为此，首先简要介绍燃料电池 PEMFC 系统、测试平台。然后，针对燃料电池故障进行了实验研究和结果分析。最后，分析了单体电池对诊断的作用。

3.2 PEMFC 的工作原理

3.2.1 PEMFC 工作原理

PEMFC 是一种能量转换装置，其工作原理非常简单，按化学原理，即原电池的工作原理。与常规电池不同，它的燃料和氧化剂不是储存在电池内，而是贮存在电池外部，因此，从工作方式上看，它类似于常规的汽油或柴油发电机。主要组成部分包括阳极、阴极、电解质（质子交换膜）和外部电路。燃料电池工作时向阳极供给氢气，向阴极供给空气（反应气体为氧气）。阳极侧发生的电极反应为：



氢气被分解成氢离子和电子，氢离子通过电解质（质子交换膜）由阳极迁移阴极，而电子则沿外部电路定向流动、做功，并构成总的电回路。

在燃料电池运行中，需要充足的氧气作为氧化剂以保证燃料电池内部进行正常的电化学反应。随着氢离子通过膜转移并且电子通过外部电路，氧在阴极侧被还原：



氧气作为氧化剂，在阴极侧发生还原反应，氧气与从电解质迁移过来的氢离子以及从外部电路流动到阴极的电子相结合从而生成水^[54]，其工作原理图如图 3-1 所示。

燃料电池电化学反应，一方面，电终端和阴极的带正电终端之间产生了一个电压。因此，当电子连续不断的在外电路移动时，电路就会产生直流电，从而产生电能^[55]。另一方面，氢离子和氧气发生反应生成水同时释放热量。一个 PEMFC 单体电池的可逆电动势理论值为 1.229V，但由于极化作用以及电池内部损耗的影响，实际的工作电压

一般在 0.5~1V 之间。在实际应用中,因为通常需要的电压很高,所以为了得到较高的输出电压,PEMFC 多以数个单体电池串联密封组装而成的电堆形式运行。PEMFC 的工作温度一般在 65~85℃^[56]。

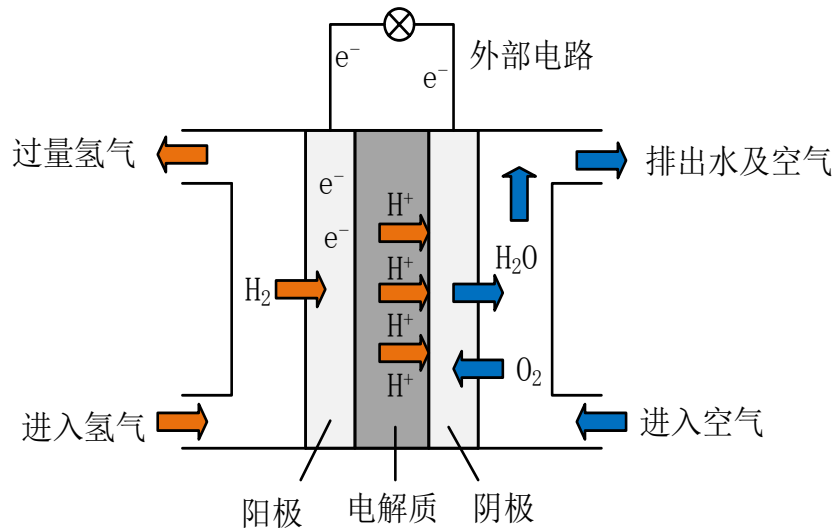


图 3-1 PEMFC 工作原理图

3.2.2 PEMFC 系统组成

PEMFC 系统的核心燃料电池堆,但是如果没有辅助支撑子系统,如图 3-2 所示,电堆本身将无法运行。从功能上分,除电堆之外,实际的 PEMFC 系统包括以下子系统:空气供应子系统、氢气供应子系统、湿度/水管理子系统、热管理子系统、电源调节子系统和控制/监控子系统等。

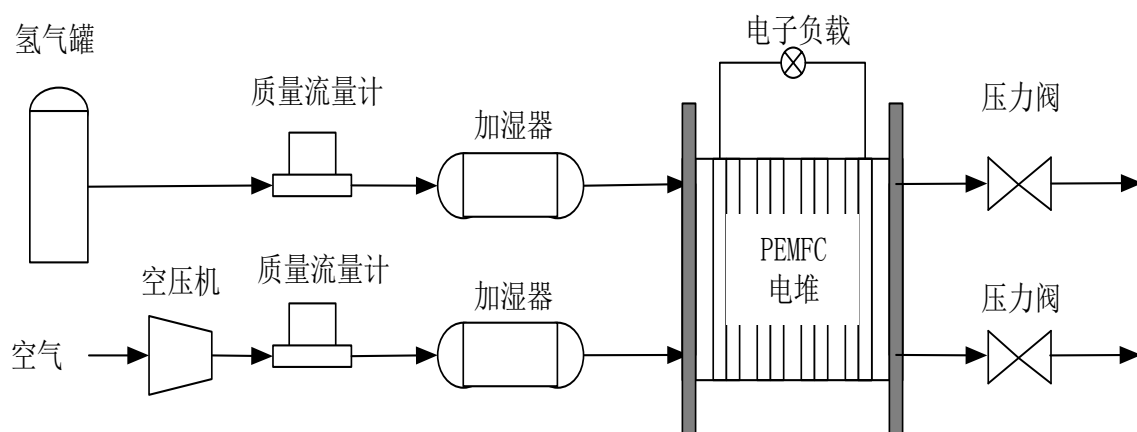


图 3-2 PEMFC 系统连接图

空气供给子系统的目的是向燃料电池阴极提供适当的流量和压力的空气。空气通常由空气压缩机提供,位于空气入口。通过调节空压机,可以保持吸入定量的干燥空

气。适当的空气流量可以使 PEMFC 运行在最佳状态；而在恶劣的情况下，空气流量气会导致 PEMFC 的退化甚至损坏。在氢气供应系统中，氢气通常是通过储氢罐供应。通过阀门、压力调节器和流量调节器，氢气压力和流量可以被控制。在湿度管理子系统中，一般通过添加加湿器方式达到增湿效果，可以加湿空气、氢气或两者。因为质子传导性与膜的含水量之间存在着密切的关系，因此膜需要保持适当的加湿，以保证在电堆操作期间获得满意的离子电导率。在热管理系统中，常用的方法有使用高导热材料作为散热器、气流冷却、液体冷却等。因为 PEMFC 在运行过程中，超过 40% 的化学能将被转换为热，而 PEMFC 在 $60^{\circ}\text{C}\sim 80^{\circ}\text{C}$ 之间运行性能更好，为了使 PEMFC 在这个有利的温度区间内运行，所以必须增加冷却装置。为了使 PEMFC 系统运行在安全、稳定的状态下，各个子系统都应该正确地进行操作和协作。控制/监督子系统在实现这些目标中起着重要的作用。一方面，通过对采样数据的操作信息进行综合，可以给出命令来对不同的子系统进行有效的控制，另一方面，可以利用监视功能检测异常状态。

3.3 14.4kW PEMFC 性能恶化分析

3.3.1 PEMFC 实验平台

为满足课题组燃料电池研究的需求，开发了 14.4 kW 的 PEMFC 测试平台，测试平台均基本满足实验要求，为后续燃料电池故障诊断研究提供实验基础和数据分析来源，图 3-4 显示了测试台的总体视图。

各子系统的功能如下：

氢供应子系统：氢气由高压储氢罐供应。氢气入口的压力可以通过压力调节阀来控制。根据电流的自动调节氢流量可以实现恒定的化学计量。氢气加湿器可以调节氢入口的湿度水平，来实现对反应气体加湿的控制。

空气供给子系统：供气子系统允许调节燃料电池阴极侧的空气流量和空气压力。实验室空压机提供了空气的升高压力。压力调节阀以及质量流量计被用来调节 PEMFC 中的空气流量和空气压力。根据电流的自动调节空气流量可以实现恒定的空气化学计量。通过使用加湿器将空气入口的湿度测量水平调节到所需的条件。

热管理子系统：实验台配有热调节水回路，通过控制冷却水的流速以及散热风扇的转速保证堆温控制。

电子负载：负载电流可通过电子负载灵活变化，工作模式包括恒压、恒电流、恒功率等。

控制/监测单元：利用测量仪器和 LabVIEW 软件完成实验台的控制和参数监测。在实验过程中，为了观察电堆各个单片电池的工作状态，本文的单片电压采集系统主要由一套固定频率为 1Hz 低速采集系统和一套最高频率为 50Hz 高速采集系统组成。低速采集系统主要是对整个系统工作过程中电堆的单片电压监视，并为其他子系统提供依据。高速采集系统主要用于分析在工作条件（压力、负载电流）突变时过程中电堆电压的均衡性。

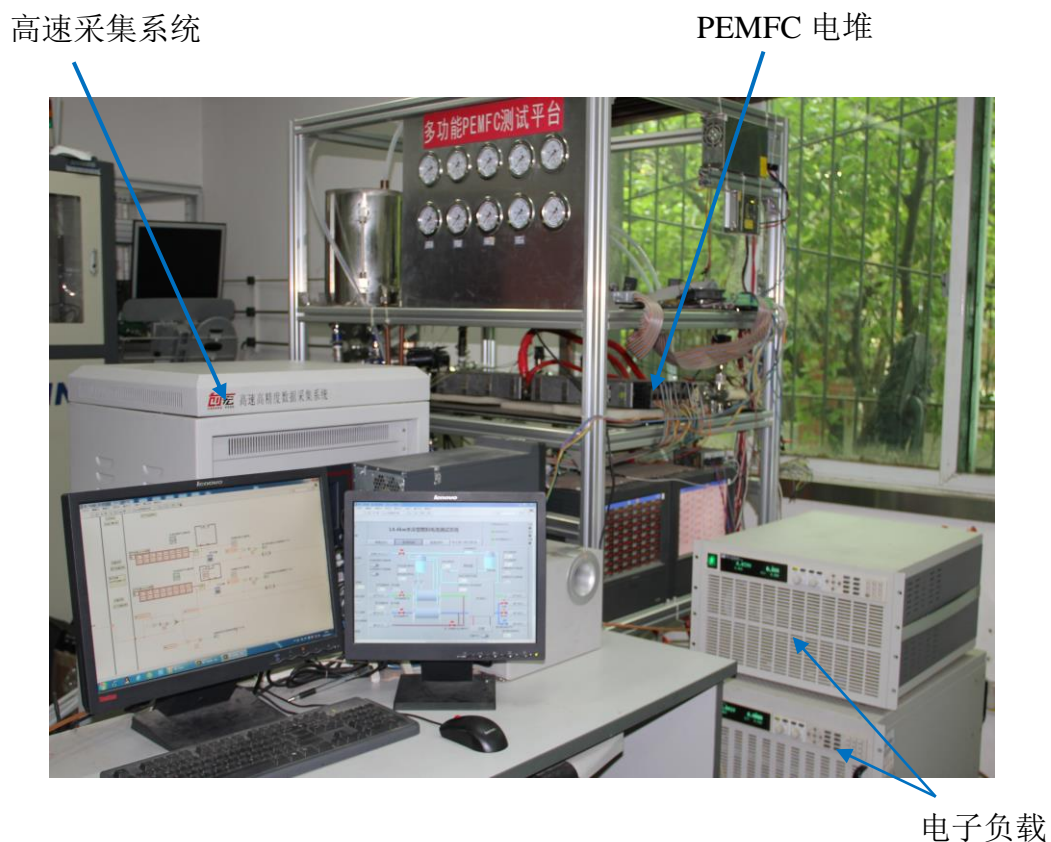


图 3-4 14.4kW 多功能 PEMFC 测试平台总体视图

3.3.2 电堆

水冷型 PEMFC 电堆采用循环冷却水作为散热媒介，具有更高效的散热流道，是燃料电池汽车等大功率应用场合的首选电池。本研究使用了 75 片单体电池电堆，用于进行各种研究前期及后期实验。

实验所用 75 片单电池电堆由加拿大 Ballard 公司制造，如图 3-3 所示。电堆的运行参数如表 3-1 所示。



图 3-3 Ballard FCvelocity®-9SSL V4 PEMFC 电堆

FCvelocity®-9SSL V4 水冷型 PEMFC 电堆作为一款动力型电池，采用高纯氢和空气作为气体来源，动态响应能力快且电流密度较高，在下一节中的质子交换膜燃料电池故障实验均以该堆作为研究对象。

表 3-1 14.4kW 电堆相关运行参数

运行参数	
单体片数	75 片
电堆功率	14.4kW，800A
启动温度	>2℃
冷却液进度温度	2℃～68℃
冷却液最小流速	0.05L/min/cell
气体相对湿度	95%
燃料要求	>95% H2
	CO2<1ppm
	CO<0.1ppm
	S,NH3<1ppm

3.3.3 PEMFC 性能恶化实验分析

3.3.3.1 低阴极过量系数

阴极过量系数的控制对燃料电池系统的输出性能起着重要作用。阴极过量系数不仅影响功率的输出而且对膜的湿度也有一定的影响。阴极过量系数必须高于限定值，阴极过量系数过低可能导致燃料电池运行更快速和严重的退化，因为它是阴极饥饿和

阴极水淹的激励因素。当电堆电流保持恒定时，电堆电压通常会由于阴极过量系数的改变而出现明显的波动。在本研究中，为了研究影响电堆性能的故障因素，在不同的阴极过量系数值条件下，记录了电堆电压的变化情况，以进行最终比较分析。

在 PEMFC 电堆运行过程中，阴极过量系数与阳极过量系数相比而言，其变化对 PEMFC 电堆输出性能的影响更大。为了探寻 PEMFC 电堆在不同阴极过量系数下的稳态输出特性。本实验在电堆输出电流恒定为 80A 的条件下进行，实验过程中保持相对湿度不低于 95%，反应气体进堆温度和电堆冷却水入口温度均为 60℃，冷却水进出口温差为 5℃，阴阳极气体入口压差为 10kPa，氢气过量系数为 2.2（为避免氢气过量系数的干扰因素，将其设定在较高值）。

图 3-5 为不同阴极过量系数（分别为 1.4、1.8、2.0、2.2 和 2.4）情况下，PEMFC 电堆单体电池电压分布状况。

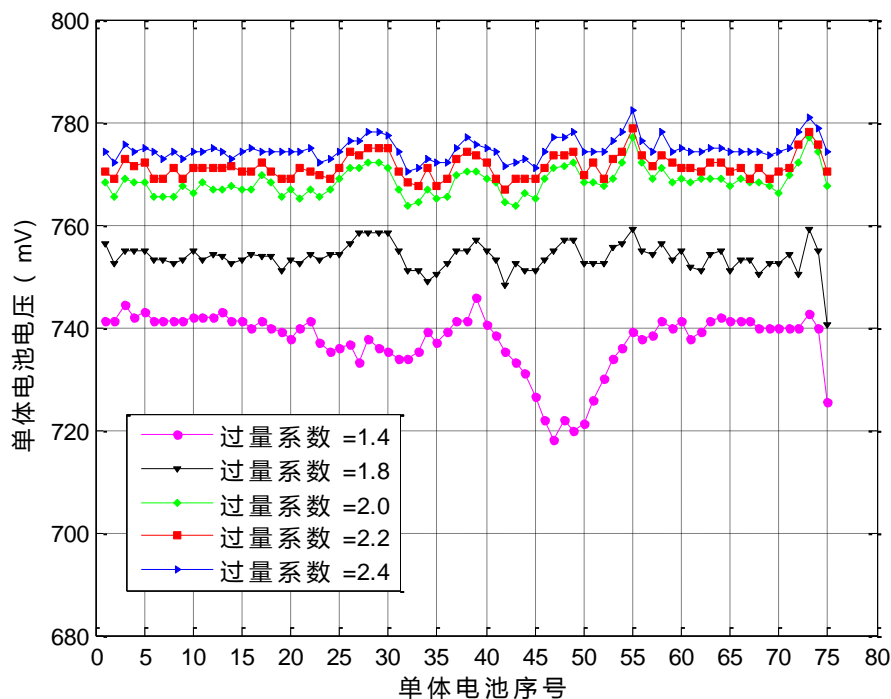


图 3-5 不同空气过量系数单体电池电压分布

电堆输出性能与阴极过量系数有着密切的关系，随着阴极过量系数的变化，电堆输出性能随之改变。在电流输出恒定为 80A 的状态下，当阴极过量系数升高到一定之后（超过 2.0），再继续升高阴极过量系数时电堆内单体电池的电压未出现明显变化，只是各电压值略有增长。但是当阴极过量系数为 1.8 时，随着阴极过量系数持续降低，单体电池电压下降愈加明显，同时伴随着电堆各单体电池的电压一致性被破坏。

事实上,若阴极过量系数继续减小到一定值后,电堆电压会出现剧烈波动,均衡性也会被严重破坏,直至出现“氧饥饿”现象,此时应立即停机否则将可能对燃料电池造成不可逆破坏。

3.3.3.2 电堆进气温度不良

考虑到电堆进气温度和电堆温度对湿度的影响,电堆进气温度也会引起燃料电池运行故障,因此分析研究了空气进堆温度的效果。空气进堆温度不良可能导致电堆内反应气体湿度变化,并可能进一步引入膜干燥或水淹现象。在这项研究中,为了观察其对电堆性能的影响,在不同进气温度下实验,获得电堆电压进行进一步分析与评估。

实验过程中电堆输出电流维持在 80A,实验测试了不同反应气体进气温度对 PEMFC 电堆输出性能的影响。实验过程中,保持空气与氢气在电堆入口的相对湿度保持大于等于 95%,电堆冷却水进堆温度设为 60℃,冷却水进出口温差设为 5℃(为避免电堆温度产生的干扰因素,将其设定在较低值),电堆阴阳极入口压差保持 10kPa,氢气过量系数设为 2,空气过量系数设为 1.8。

在不同进气温度(分别是 30℃、40℃、50℃和 60℃)条件下,PEMFC 电堆单体电池电压分布特性如图 3-6 所示。

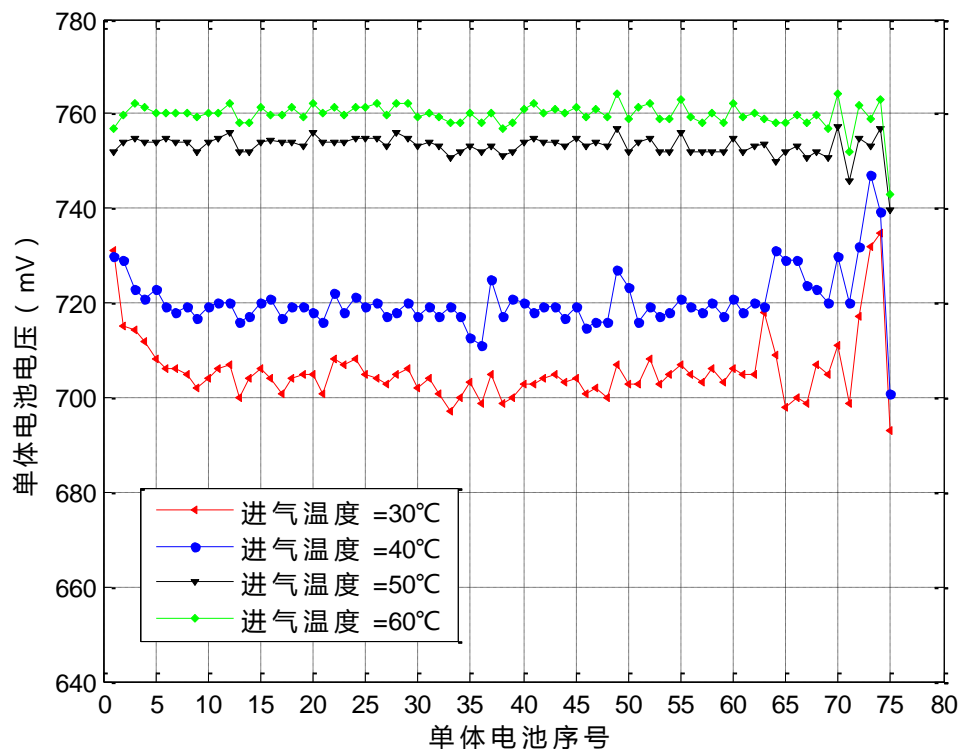


图 3-6 不同进气温度下单体电池电压分布

通过图 3-6 可以看出随着进气温度的不断降低, 单体电池的电压有了明显的下降。电压下降最为显著的阶段, 单体电池的电压十分明显。另一方面, 也可以看出, 所有单体电池的电压波动幅度也随着进气温度的提升而减小。产生这种现象主要原因是进气温度影响了质子交换膜的含水量。当气体进入电堆后首先会与电堆内部进行换热, 若进气温度过低, 那么在换热后气体相对湿度随之降低的幅度也会非常大, 电池的导电性和质子膜的渗透率被严重影响, 进而降低电堆的输出性能。

对两种故障做比较分析, 可以发现, 不同故障均对电堆的输出性能造成不良影响, 各单体电池电压和均衡性都有降低, 只是下降程度各不相同。同时, 不同故障对电堆各部位影响程度略有差异, 不同部位单体电池受影响程度不同。下一小节将就电堆单体电池电压均衡性对燃料电池性能退化进行分析研究。

3.4 基于电压均衡性的燃料电池性能退化分析

燃料电池堆不同于单个燃料电池, 当由于材料、工艺和部件装配等原因, 燃料电池电堆中单个燃料电池性能退化时, 电堆输出性能将受到最差的单体电池的限制, 也就是说有一个典型的“木桶效应”, 电堆的寿命也取决于最差单片电池单元的性能^[57-60]。在 PEMFC 堆电池电压不均衡分布很大程度上是局部燃料电池故障。然而, 只有监测电堆电压很难确定是否存在一个或一些燃料电池性能下降或失效^[61]。在本小节中, 利用 2014 IEEE PHM 数据^[62]分析了单体电池电压均衡性, 为燃料电池故障诊断提供了数据来源的可参考依据。

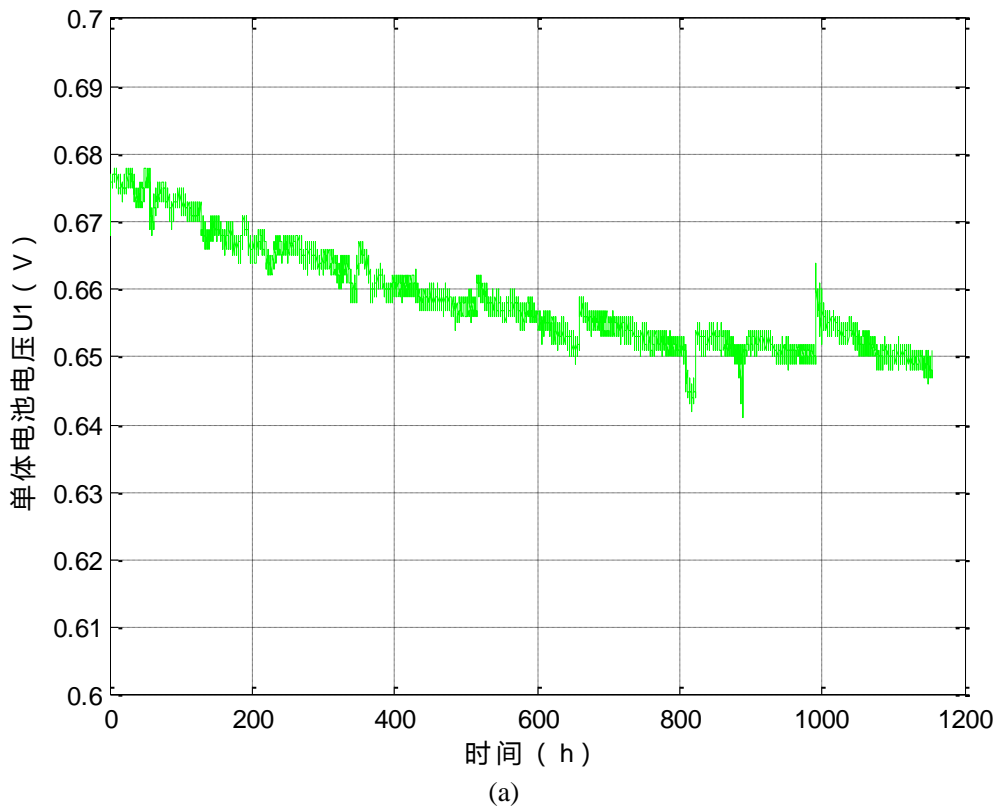
3.4.1 2014 IEEE PHM 数据说明

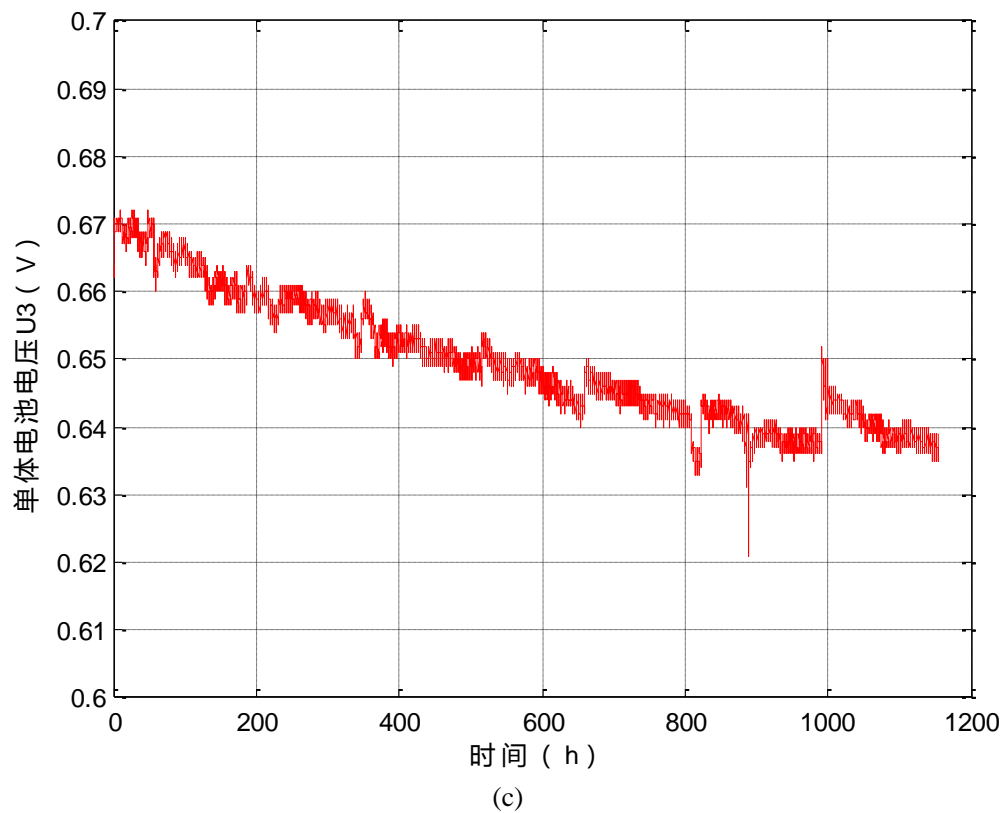
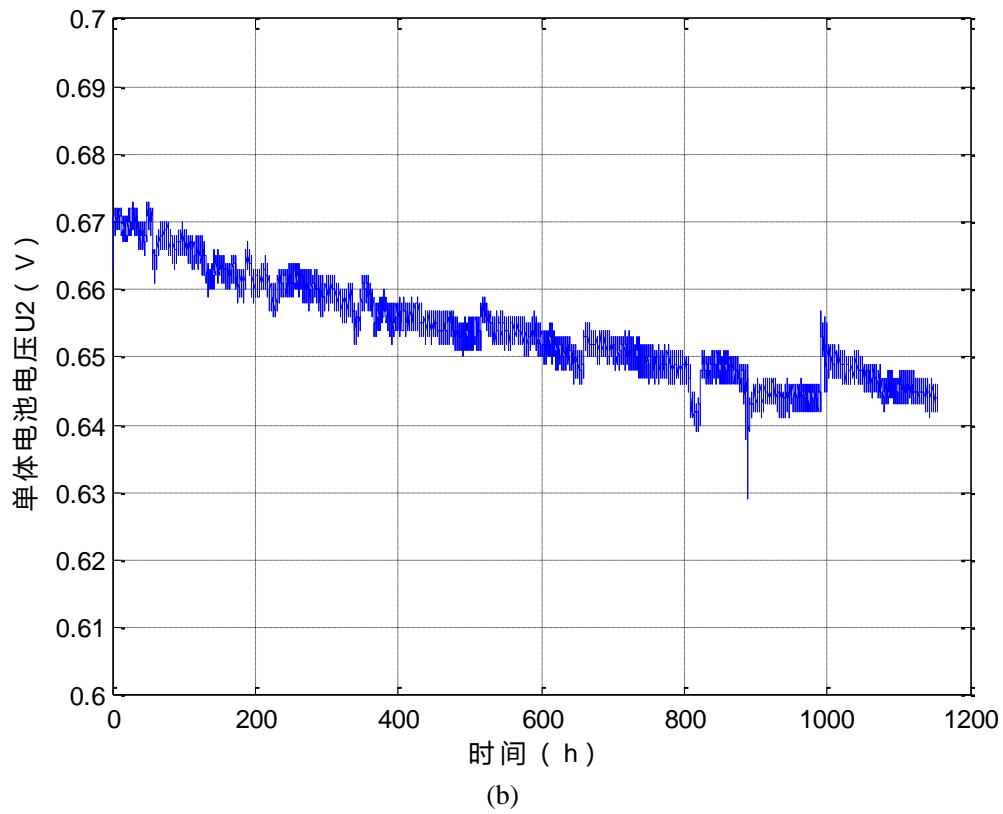
质子交换膜燃料电池是一个多物理系统, 包括电化学、流体、热力学、传质和材料, 工作过程复杂。因此, 很难找到简单有效的质子交换膜燃料电池的健康状况标准^[63]。2014 IEEE PHM 数据挑战的燃料电池测试台提供了良好的数据集。2014 IEEE PHM 数据挑战问题涉及质子交换膜燃料电池的健康状况。有两个退化数据组 FC1: 在恒定电流下操作的参考数据组完全给定。在实验中, 基本维持恒定的外部条件, 包括燃料电池的电流密度、温度、湿度以及其他输入的控制; FC2: 部分给出了在波纹电流下运行的测试数据集。每个电池的有效面积为 100 平方厘米。所测试的燃料电池组在 FCLAB 上进行组装, 是由 5 片电堆电池组成的电堆。电池的标称电流密度是 0.70A /

cm^2 。最大电流密度 $1\text{A}/\text{cm}^2$ 。电堆中涉及的许多物理参数，包括单电池电压和电堆电压、单体电池和电堆电流、温度、气流、空气和氢气湿度测量速率、入口和出口流量、入口和出口压力以及温度等都可以测量和控制。

3.4.2 电堆电压均衡性分析

基于 FC1 测试数据，在稳定的操作条件下，探索质子交换膜燃料电池的性能，以发现输出电压的变化情况。该电堆由五个单独的单元组成。测试数据 FC1 电堆包含电堆监视数据（0~1150h）和所有单体电池电压输出（U1，U2，U3，U4，U5）的电压，每片单体电池电压 U1~U5 随时间的变化如图 3-7 的（a）~（e）所示，电堆电压随着时间的变化图 3-8 所示。





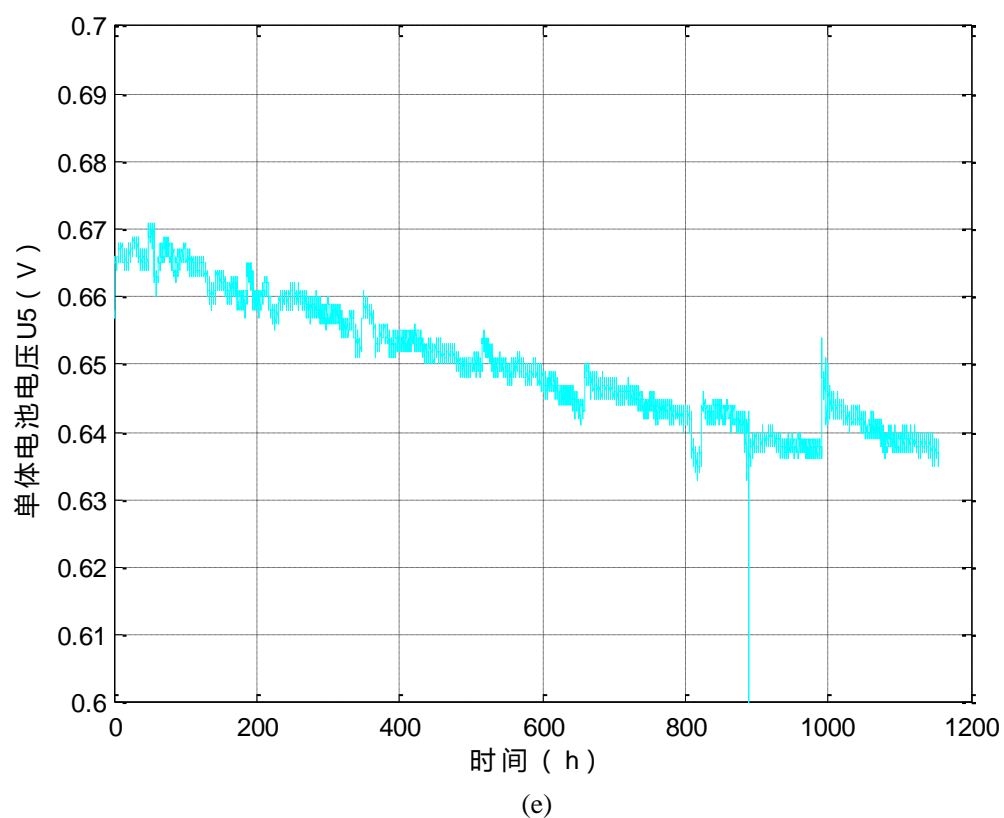
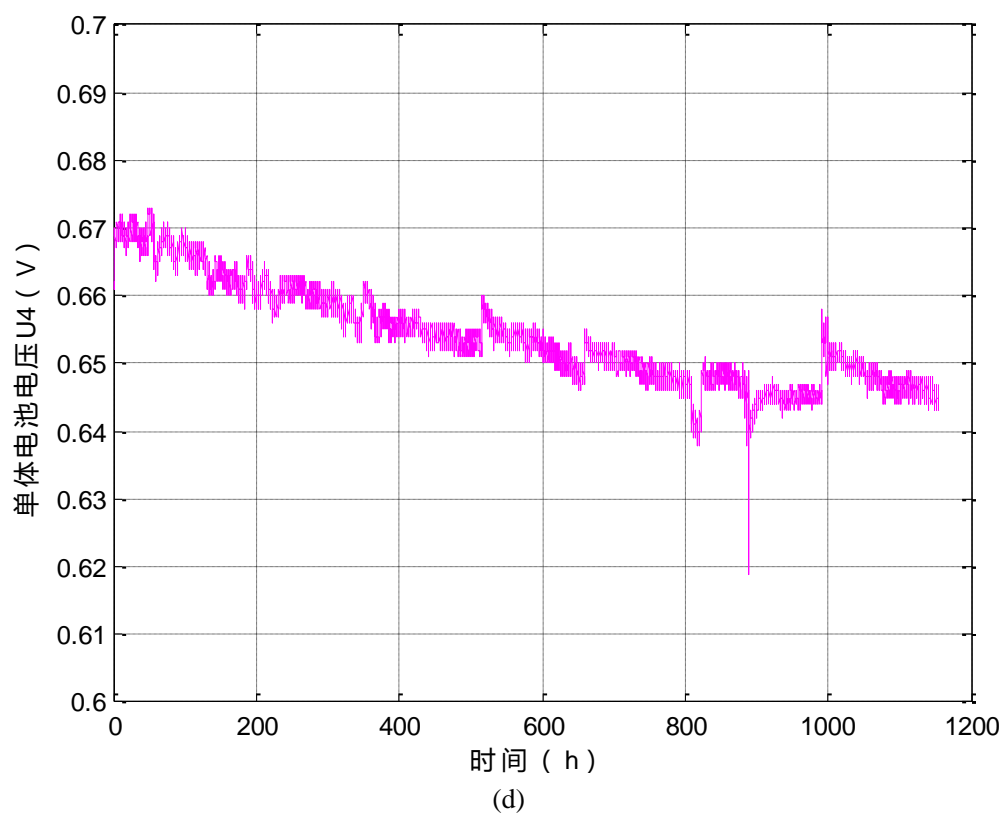
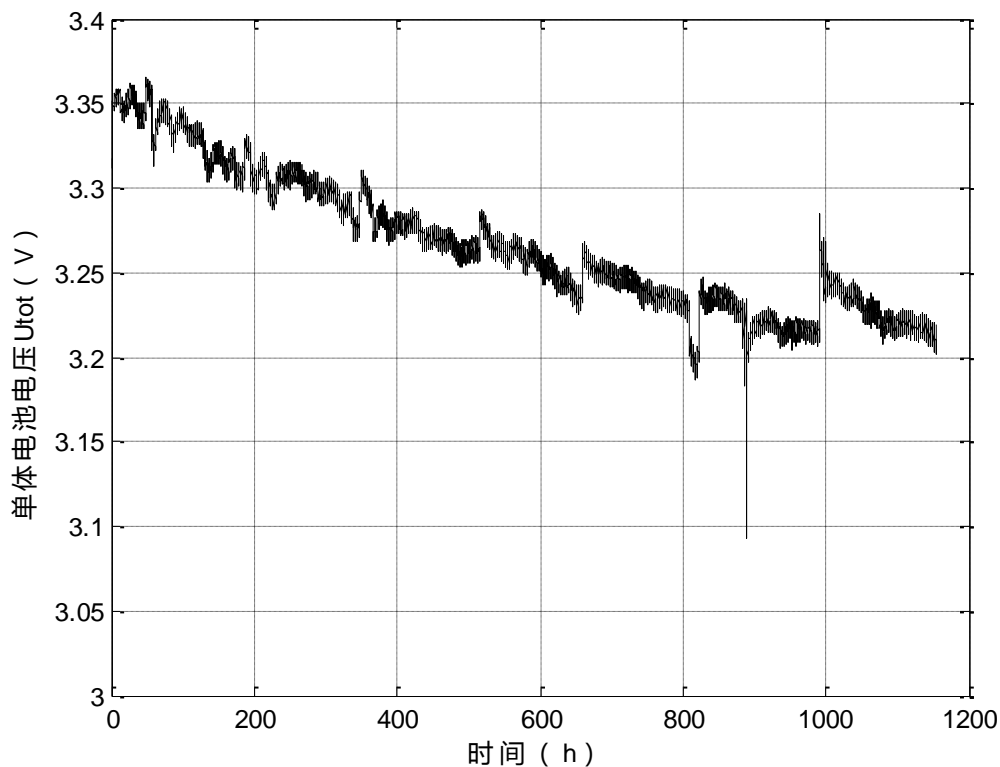


图 3-7 各单体电池电压(a~e)

图 3-8 电堆电压 (U_{tot})

从图 3-7 和图 3-8 中, 不难看出, 随着燃料电池的运行时间的增加, 电堆各单体电池的电压均表现出明显的总体下降趋势, 同时就局部某段时间而言, 电堆单体电池电压也呈现出了一定的周期性的波动, 这为故障诊断数据来源提供一定的参考价值, 事实上已经有文献中将燃料电池的单体电池作为故障诊断的数据来源, 但目前仅是利用单纯的电压数据, 并且未考虑随着燃料电池的自然老化。故障诊断时应排除电堆输出性能固有的变化。下面对燃料电池电堆的单体电池电压均衡性进行了进一步的分析。

质子交换膜燃料电池中的每个单电池电压具有很强的一致性, 以及质子交换膜燃料电池电堆电压与每个单电池的电压之间的一致性。这表明电池组电压输出受到每个单电池电压的偏差程度的影响。如果一个单电池性能下降, 不仅会影响电池组的输出电压, 而且会影响其他单电池的性能。因为气体内部的气流失去稳定性, 从而干扰整个质子交换膜燃料电池。

随着质子交换膜燃料电池的使用, 燃料电池的内部会恶化, 电压平衡会下降。基于上述分析, 本节给出了一种 5 个单电池电压输出电压方差作为评价指标均衡。

在文献[64,65]中, 单体电池之间的电压均衡性即单体电池电压波动率可表示为:

$$C_v = \sqrt{\frac{\sum_1^n \left(\frac{V_i - \bar{V}}{\bar{V}} \right)^2}{n}} \cdot 100 \quad (3-3)$$

式中, n 表示单体电池个数, \bar{V} 是电堆各个单体电池平均电压, V_i 是电堆各个单体电池电压。

本研究使用 IEEE 2014 PHM 数据中的测试数据 FC1, 电堆单体电池电压波动率随时间变化的变化情况, 如图 3-9 所示。

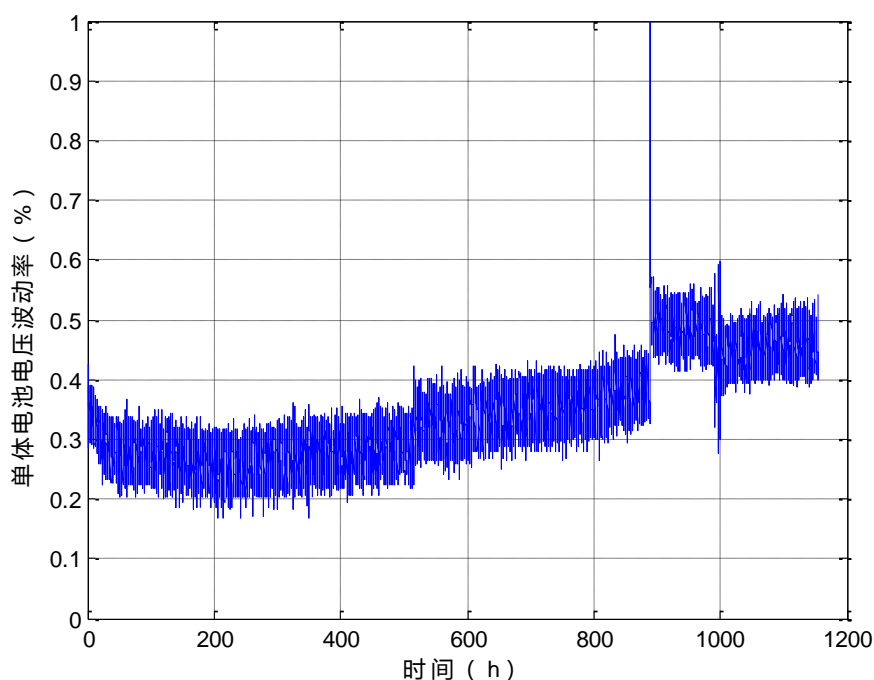


图 3-9 单体电池电压波动率

通过电压波动率随运行时间的变化, 不难发现, 电压波动率呈现出明显的上升趋势, 同时在电堆运行后期电压波动率发生了陡增现象, 说明电堆的电压均衡性能够反映出燃料电池性能的恶化, 对燃料电池故障诊断研究具有很好的参考意义。

3.5 本章小结

PEMFC 系统故障诊断数据来源对故障诊断的有效性具有非常重要的意义。通过本章的分析, 可以发现单体电池电压可以作为健康管理的参考标准, 同时可以作为故障诊断的有效数据来源, 对燃料电池进行故障诊断。另外对燃料电池寿命评价与预测也具有很高的参考价值。

第 4 章 基于数据驱动的机车用 PEMFC 电堆故障诊断

基于前文的讨论可知，质子交换膜燃料电池故障诊断的诊断变量有多种故障数据来源，不同来源的诊断变量都有各自在故障诊断的优点或缺点，同时有很多值得继续探寻或研究的方向，其中电堆的单体电池电压对于 PEMFC 系统诊断具有潜在的可用故障数据信息。本章将以课题组和唐山轨道客车有限公司联合研制燃料电池/超级电容混合动力 100% 低地板有轨电车为研究对象，原始数据集源自有轨电车实测运行的数据，选取能直接反映燃料电池运行状态监测量作为诊断变量，针对有轨电车用燃料电池电堆系统故障分类问题，提出基于数据驱动的故障诊断方法，有效地进行已知故障的分类工作。

4.1 方法原则

本章所提方法详细的故障诊断流程为：首先，通过采集的有轨电车运行原始数据样本集，从样本集中筛选出能反映燃料电池故障的系统运行状态的监测量作为诊断变量；其次，对诊断变量进行数据预处理（即归一化和数据标记两个过程）；然后，在上一步骤的基础上，利用 PCA 方法对原始数据进行降维处理，剔除样本中冗余信息，获取含有效信息的特征量；将样本随机分为训练样本集和测试样本集，其训练样本送入分类模型进行学习，训练得到分类模型；最后，测试样本用于对分类模型进行验证，根据结果对分类模型进行评价。诊断方法结构图如图 4-1，主要包括数据获取、数据预处理、模型训练和诊断四个过程。

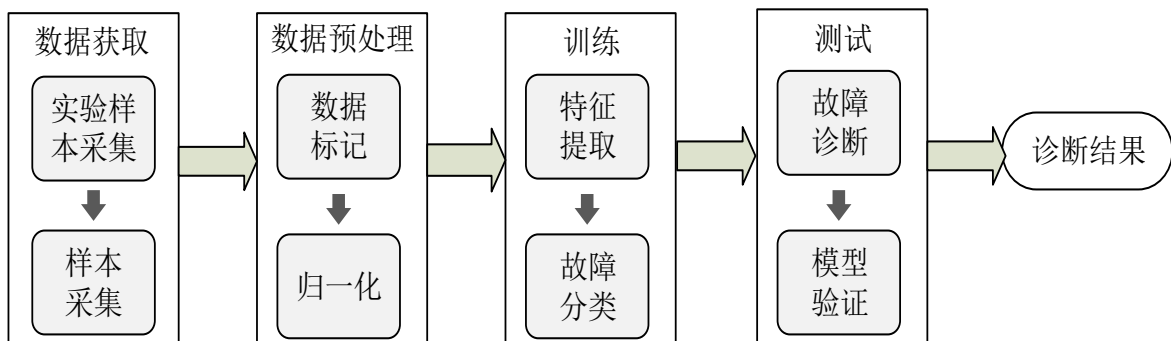


图 4-1 诊断方法结构框架

4.2 机车用 PEMFC 数据选取

4.2.1 机车用 PEMFC 介绍

PEMFC 电堆及其控制系统为机车提供牵引动力，是机车的核心动力部件。机车的燃料电池模块选择 Ballard 公司 HD6 燃料电池系统，HD6 应用于大功率混合动力系统，其额定输出功率为 150kW。HD6 燃料电池模块由 PEMFC 电堆、空气供给系统和冷却循环系统三部分构成。HD6 型电堆模块如图 4-2 所示，电堆基本参数如表 4-1 所示。

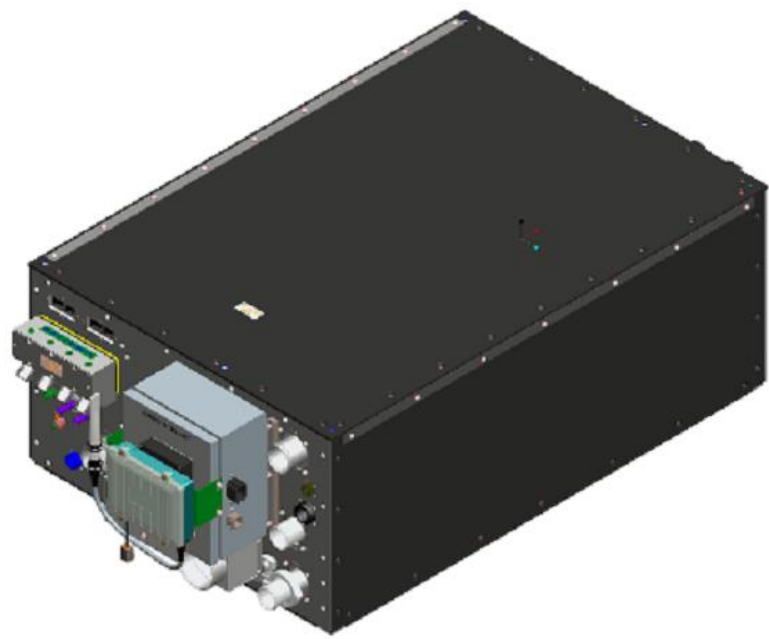


图 4-2 HD6 燃料电池模块

表 4-1 燃料电池参数

参数	取值	单位
重量	404	kg
体积	1530x871x495	mm
额定功率	150	kW
工作电压	465-730	V
最大工作电流	300	A
燃料	氢气	/
氧化剂	空气	/
冷却剂	水和乙二醇	/
燃料最小压力	16	Bar
冷却液温度（标称）	63	℃

HD6 燃料电池模块包含必要的组件和子系统，以控制输入反应物（燃料和空气）、控制燃料循环以及管理水的冷凝。HD6 模块的控制单元监视 HD6 的运行和系统安全，并为系统提供反馈信息。

4.2.2 样本采集和数据标记

将有轨电车实测数据作为原始数据集，依据燃料电池的特性，结合燃料电池典型故障数据提取技术和前文的分析可知，正常工作时，有轨电车的相关参数都应处于允许的工作范围以内。当出现某种故障时，与故障相关的参数会偏离这一范围，出现或高或低的故障信息，据此筛选出能直接反映燃料电池运行状态监测量到的变量作为诊断变量，总共选取了 12 个诊断变量。各诊断变量如下表 4-2。

表 4-2 PEMFC 诊断变量

序号	变量	单位	序号	变量	单位
1	电堆电流	A	7	电堆入口氢气压力	MPa
2	电堆电压	V	8	空压机入口空气温度	℃
3	冷却液入口压力	MPa	9	空气出口温度	℃
4	空气入口压力	MPa	10	电堆冷却液出口温度	℃
5	模块入口氢气压力	MPa	11	模块冷却液入口温度	℃
6	电堆出口氢气压力	MPa	12	电堆冷却液入口温度	℃

有轨电车使用的燃料电池模块是基于 Ballard 最新 PEM 电池堆技术的燃料电池模块。单电池堆提供高达 75kW 的净功率输出，双电池堆提供高达 150kW 的净功率输出。通过适当的集成和维护，正常操作条件下该模块是安全的，并且需要具备有效检测不容许或不安全因素的可靠保障手段。由燃料电池模块提供了数字故障代码输出以指示电堆所处故障状态及其严重等级。分为四个严重等级，分别为：0 级预警状态（仅用于参考，对系统性能无影响）；1 级报警状态（系统性能降低，但不会引起停机）；2 级报警状态（燃料电池模块停止运行，停止功率输出，必须立即停机进行检修，直到解决故障才能重新启动电堆）；3 级报警状态（燃料电池模块某部件发生致命故障，无法再次启动，需进行相应更换）。因此，应在系统停机前诊断并排除故障，保证系统运行可靠性。

本文整理和汇总有轨电车在行车过程中的包括正常状态和 1 级报警在内的的运行数据共 5579 组，其中，正常样本数据 3000 组（这里暂且将正常状态作为一种特殊的

故障), 空气压力过低故障样本数据 643 组, 去离子水入口温度过高故障样本数据 347 组, 氢气泄漏故障样本数据 1589 组。各故障标记情况如表 4-3。

表 4-3 各燃料电池电堆故障标记图

健康状态	正常状态	去离子水入口 温度过高故障	氢气泄漏故障	空气压力 过低故障
标签	N1	F1	F2	F3
训练样本	1500	173	794	321
测试样本	1500	174	795	322
样本总量	3000	347	1589	643

各个状态比在燃料电池系统故障分类之前, 首先要对数据做预处理, 包括归一化和数据标记两部分。对选取的诊断变量做归一化处理, 公式如式 4-1。

$$b_i = \frac{a_i - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}$$

(4-1)

其中, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为数据长度, a_i 为选取的诊断变量, b_i 为归一化后的变量。

4.3 基于 PCA 的故障特征提取

本文采用 PCA 进行特征的提取, 同时达到降维效果。对于高功率应用, 例如车辆, 大多数燃料电池通常串联堆以满足功率要求。因此, 必须处理大尺寸数据。为了降低计算的复杂性, 有必要通过某些特征提取方法来降低数据维度。同时, 特征提取过程的动机是绘制用于诊断的有用特征。

原始数据维数为 12, 为了提高数据的可视性, 采用 PCA 对归一化后的数据降维, 结果如图 4-3。将原 12 维的预处理数据选取其中 4 维故障特征向量, 其成分在所有成分中的贡献率总和已经非常接近 90%, 表明原 12 维向量数据可以用 4 维的新的特征向量表示。在不同的类中, 数据的前三个特性可以被可视化地观察到。图 4-4 和图 4-5 分别显示了 2 维与 3 维空间特征空间的数据可视化结果。可以看出, 数据点分散在整个尺度上, 其中正常状态下的数据与另外三种故障状态之间的重叠区域会非常小。

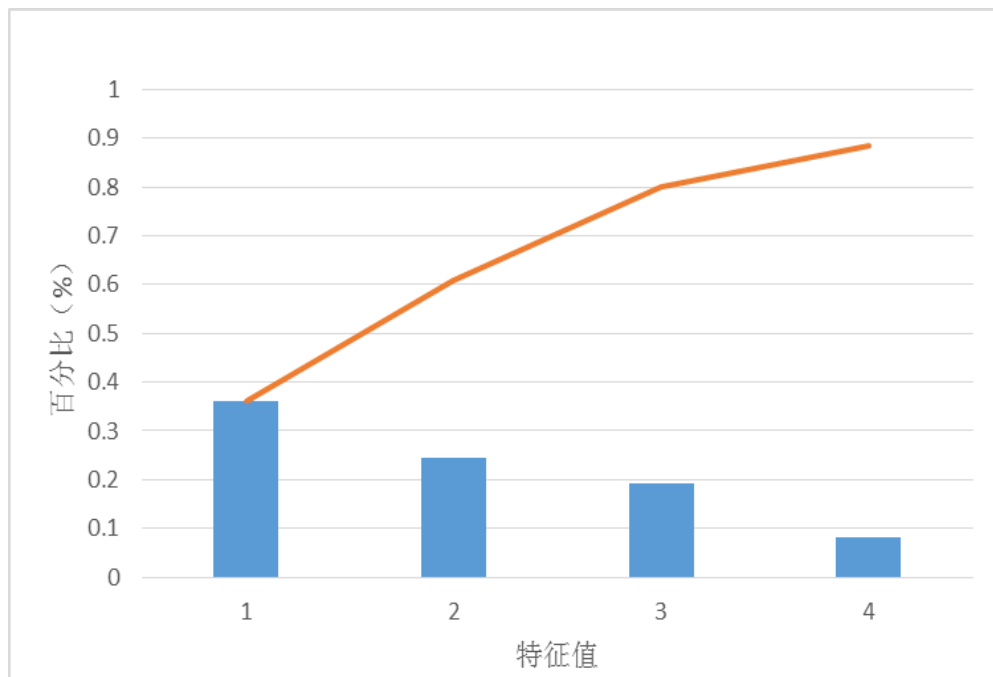


图 4-3 原始数据 PCA 降维图

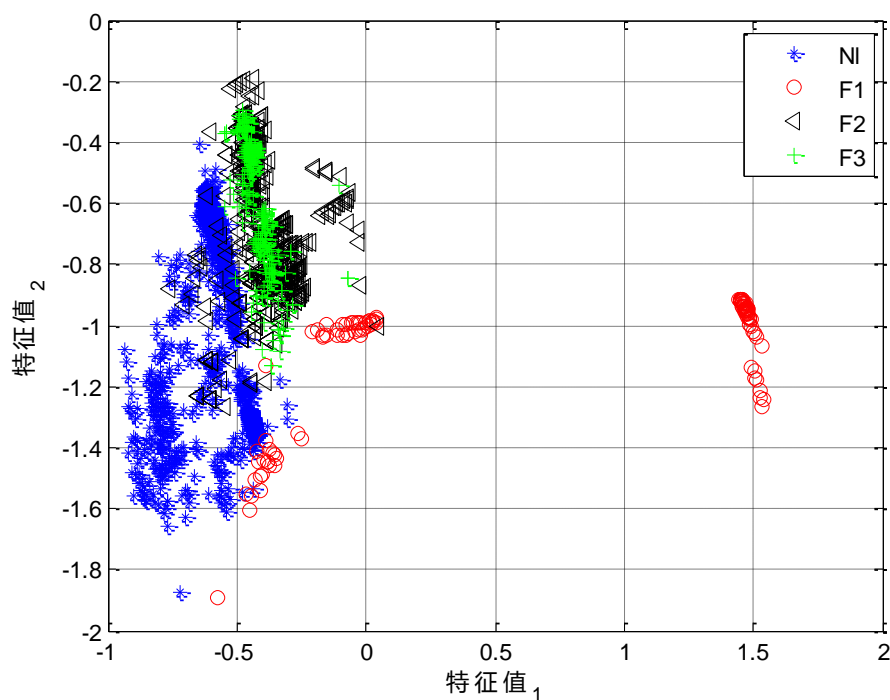


图 4-4 2 维空间特征空间数据

在特征空间维度的选择上，一方面，可以在更高维度的特征空间中保留更多的判别信息，提高故障诊断准确率；另一方面，随着特征空间维度的增加，执行故障分类的计算成本将会增加。综合考虑两点选取 4 维特征空间作为接下来的故障分类的输入量。

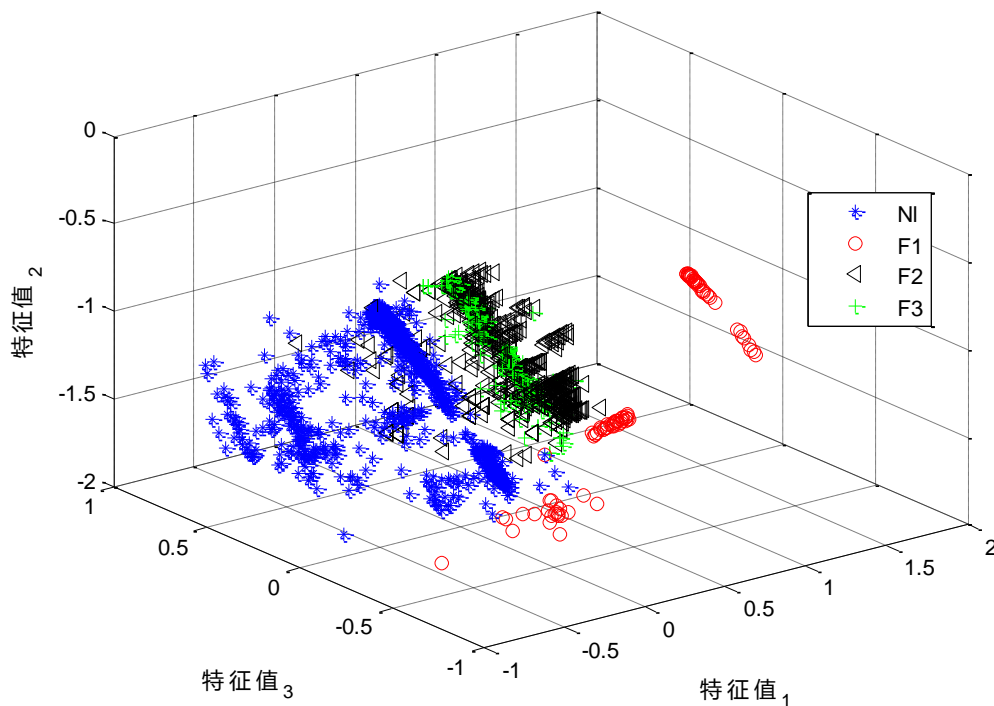


图 4-5 3 维空间特征空间数据

4.4 基于 ELM 的机车用 PEMFC 电堆故障诊断

4.4.1 诊断流程

经 PCA 特征提取之后, 对所生成的特征进行分类采用 ELM 算法, 并将其归类到相关的类中。基于 ELM 故障诊断的实现是建立在特征提取的基础上, 本文将各故障的特征作为 ELM 的输入变量; 同时将故障特征对应的故障类型作为故障类别变量, 即输出变量。为选取较好的激活函数, 以提高 ELM 的故障识别准确率, 笔者比选 Hardlim 函数、Sigmoidal 函数、Tribas 函数、Radbas 函数和 Sine 函数等五种激活函数, 分析不同激活函数对故障识别准确率的影响。

基于 ELM 的 PEMFC 电堆故障诊断流程如图 4-6 所示。

ELM 在训练时只需确定隐含层神经元激活函数和隐含层神经元个数, 这是因为它可以随机产生 ω 和 b 。ELM 学习算法主要包含以下几个具体步骤:

- (1) 选择一个无限可微的函数作为隐含层神经元的激活函数 $g(x)$, 进而计算隐含层输出矩阵 H ;
- (2) 确定隐含层神经元个数, 以达到预期训练效果和训练时间的要求;

(3) 计算输出层权值 $\hat{\beta}$ ($\hat{\beta} = H^+ \cdot Y$)。

通过以上步骤分析可得, ELM 在训练时只需设置隐含层神经元个数, 无需调整过多的参数。在有限的时间内, 根据相应算法来调整隐含层与输出层间的连接权值, 即可获得全局最优解。

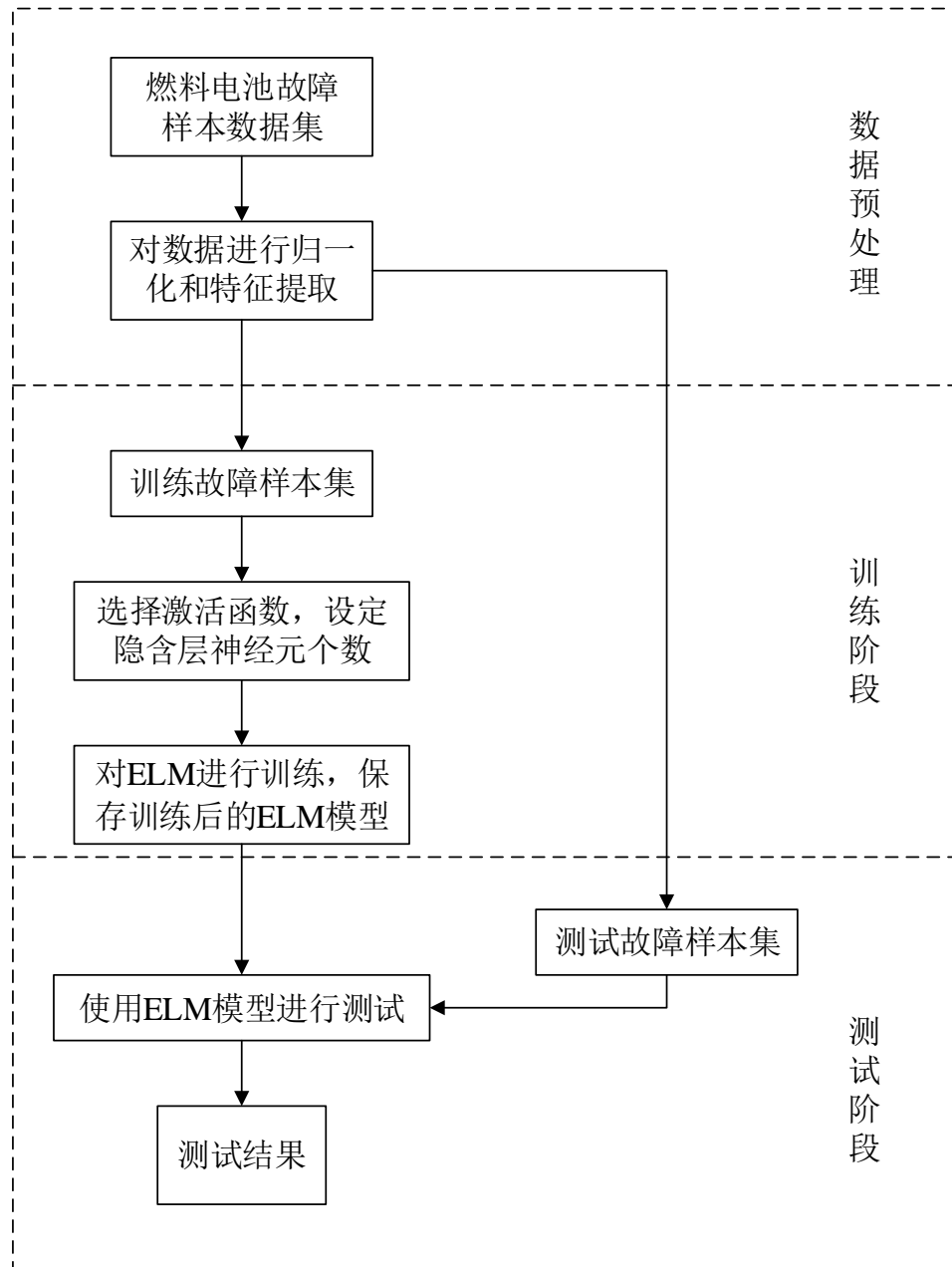


图 4-6 基于 ELM 的燃料电池故障诊断流程图

4.4.2 结果分析

本小节综合考虑样本的故障诊断准确率, 初始隐含层神经元个数为 100, 通过大量对比分析最终选用 Hardlim 函数作为 ELM 的激活函数, 选取隐含层神经元的个数为

300。基于 ELM 机用 PEMFC 各故障类型分类结果如表 4-4 和表 4-5 所示。综合训练正确率可达 89.17%，测试准确率可达 87.50%。考虑到故障诊断的时间成本问题，本小节分别统计了故障分类的训练所用时间和测试所用时间，如表 4-6 所示。

表 4-4 基于 ELM 的机用 PEMFC 各故障类型分类结果（训练样本）

故障样本类型	样本个数	分类结果对应的故障类型			
		NI	F1	F2	F3
NI	1500	0.9920	0.0007	0.0073	0
F1	173	0	1.0000	0	0
F2	794	0.0102	0.0010	0.7513	0.2375
F3	321	0	0	0.3433	0.6567

表 4-5 基于 ELM 的机用 PEMFC 各故障类型分类结果（测试样本）

故障样本类型	样本个数	分类结果对应的故障类型			
		NI	F1	F2	F3
NI	1500	0.9708	0.0019	0.0272	0
F1	174	0.0057	0.9714	0.0229	0
F2	795	0.0010	0.0010	0.7241	0.2739
F3	322	0	0	0.3188	0.6812

表 4-6 基于 ELM 的机用 PEMFC 故障分类时间

	训练	测试
使用时间（s）	0.4056	0.0624

通过实验结果三张表的对比分析可以看出，该诊断策略很好的将正常状态和去离子水入口温度过高故障两种健康状态与其他类型故障可靠识别出来，测试结果的识别准确率分别为 97.08%和 97.14%。对于氢气泄漏故障测试结果的识别准确率达到了 72.41%。空气压力过低故障测试结果的识别准确率也达到了 68.12%。

4.5 基于 SVM 的机车用 PEMFC 电堆故障诊断

4.5.1 诊断流程

为比与 ELM 算法对比, 选出较好分类方法, 本小节采用支持向量机分类算法进行故障分类。经 PCA 特征提取之后, 采用 SVM 算法进行分类, 并将其归类到相关的类中。基于 SVM 故障诊断的实现是建立在特征提取的基础上, 具体流程为将特征提取后的故障特征向量作为 SVM 的输入变量; 输出变量则为其对应的故障类型。在 SVM 模型训练的参数设置阶段, 本节选取 RBF 函数作为模型训练的核函数。

基于 SVM 的 PEMFC 电堆故障诊断流程如图 4-7 所示。

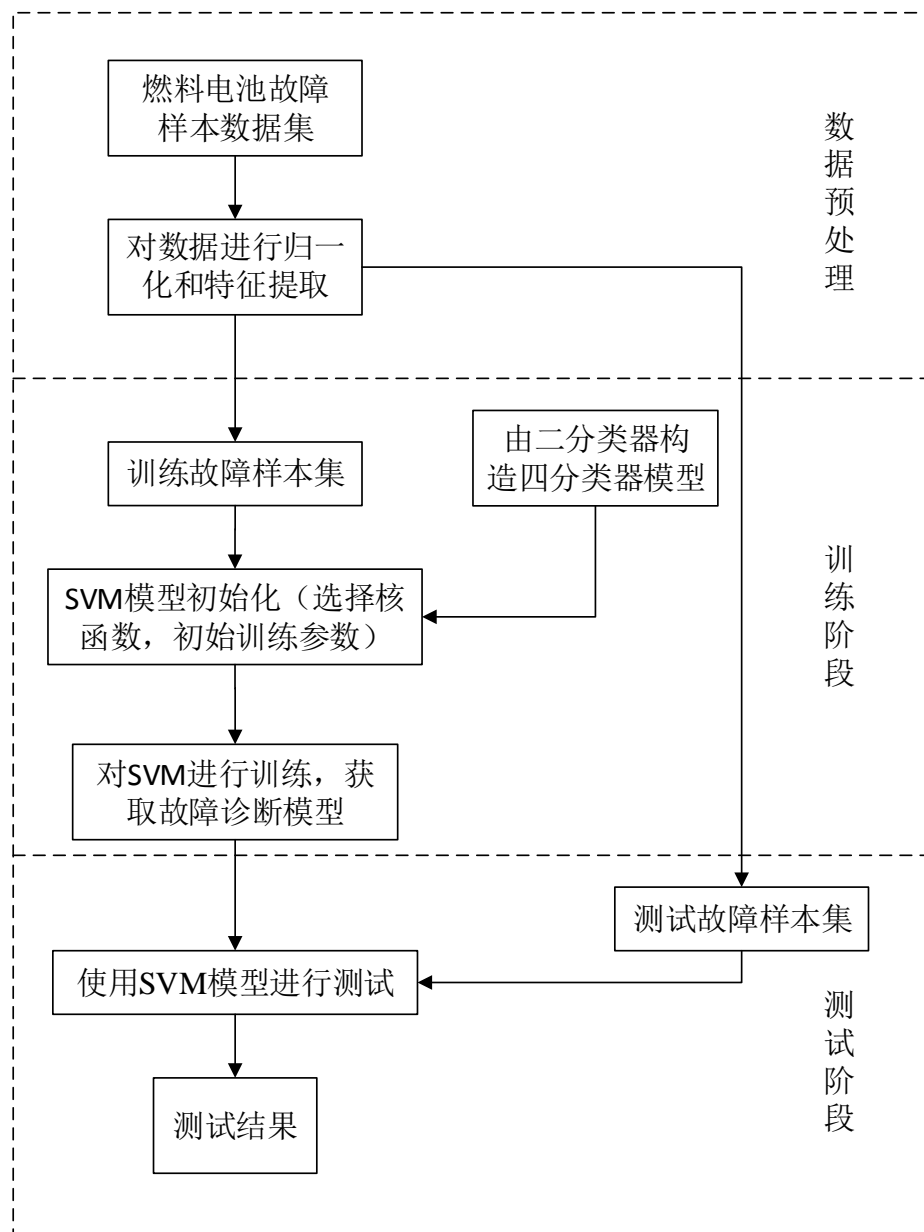


图 4-7 基于 SVM 的燃料电池故障诊断流程图

4.5.2 结果分析

本小节综合考虑样本的故障诊断准确率，基于 SVM 机用 PEMFC 各故障类型分类结果如表 4-7 表 4-8 示。综合测试正确率可达 86.24%。考虑到故障诊断的时间成本问题，本小节分别统计了故障分类的训练所用时间和测试所用时间，如表 4-9 示。

表 4-7 基于 SVM 的机用 PEMFC 各故障类型分类结果（训练样本）

故障样本类型	样本个数	分类结果对应的故障类型			
		N1	F1	F2	F3
N1	1500	0.9993	0.0007	0	0
F1	173	0.0057	0.9942	0	0
F2	794	0.0025	0	0.9270	0.0705
F3	321	0	0	0.4330	0.5670

表 4-8 基于 SVM 的机用 PEMFC 各故障类型分类结果（测试样本）

故障样本类型	样本个数	分类结果对应的故障类型			
		N1	F1	F2	F3
N1	1500	0.9973	0.0027	0	0
F1	174	0.0057	0.9943	0	0
F2	795	0.0214	0.0025	0.7547	0.2164
F3	322	0.0093	0	0.5621	0.4286

表 4-9 基于的 SVM 的机用 PEMFC 故障分类时间

	训练	测试
使用时间（s）	0.7619	0.0888

通过实验结果三张表的对比分析可以看出，该诊断策略很好的将正常状态和去离子水入口温度过高故障两种健康状态与其他类型故障可靠识别出来，测试结果的识别准确率分别为 99.73%和 99.43%。对于氢气泄漏故障测试结果的识别准确率达到了

75.47%。但空气压力过低故障测试结果的识别准确率只有 42.86%，分析发现不能诊断识别空气压力过低故障与氢气泄漏故障，今后可考虑与其他方法结合。

4.6 故障分类结果对比与分析

上文中，样本数据按 1:1 比例被随机分为训练集和测试集。针对机车用 PEMFC 燃料电池的四种健康状态,第 4.4 小节与第 4.5 小节分别采用基于 ELM 和基于 SVM 两种分类方法，进行故障诊断。在 MATLAB2014b 软件下进行模型训练和测试验证。接下来分别就故障识别准确率和时间运行成本角度进行对比分析。两种方法的故障识别准确率结果见表 4-10。考虑应用及成本问题对两种方法时间也做了对比，如表 4-11。

表 4-10 不同分类方法的故障故障诊断准确率

分类 方法	故障类型			
	Nl	F1	F2	F3
SVM	0.9973	0.9943	0.7547	0.4286
ELM	0.9708	0.9714	0.7241	0.6812

从表 4-10 可以看出，基于 SVM 和 ELM 两种燃料电池故障诊断方法的测试准确率与故障类型有关，不同故障类型的结果不尽相同，两种方法对正常状态和 F1 故障的准确率都非常高，而两种方法对 F2 故障故障诊断准确率也比较相近。值得一提的是基于 SVM 的方法对 F3 故障诊断准确率很低，而基于 ELM 的燃料电池故障诊断要远远优于基于 SVM 的诊断方法。

表 4-11 基于的 SVM 的机用 PEMFC 故障分类时间

分类 方法	使用时间（s）	
	训练	测试
SVM	0.7619	0.0888
ELM	0.4056	0.0624

从表 4-11 可以看出，与 SVM 相比，基于 ELM 的燃料电池故障诊断方法所用的训练时间和测试时间都较少，且模型训练时的运算速度比 SVM 方法提高了 46.8%。因此若从

故障诊断时间成本角度分析，基于 ELM 的燃料电池故障诊断方法更优。

结论与展望

虽然质子交换膜燃料电池具有诸多优势，并且已经开始逐步进入市场应用阶段，但是仍有许多方面需要进一步完善，特别是可靠性问题依然是制约其大规模商业化应用的重要因素之一。因此，研究如何提高燃料电池可靠性是非常有必要的。由于 PEMFC 系统的高度复杂性，影响质子交换膜燃料电池可靠性的因素有很多，主要包括运行控制策略、材料制造、故障诊断等。本文主要针对质子交换膜燃料电池的故障诊断进行研究，包括故障诊断的方法与工具介绍，故障诊断可用数据来源以及特征提取的分析和故障诊断分类方法策略研究。

主要结论

(1) 针对 14.4kW PEMFC 进行性能恶化实验分析，分析了低阴极过量系数、电堆进气温度不良对 PEMFC 的运行性能的影响，结果表明两种情况下均降低了各单体电池电压和均衡性。在此基础上，以 2014 IEEE PHM 数据为对象，分析了单体电池电压均衡性。以上研究为 PEMFC 基于数据驱动的故障诊断提供依据，对 PEMFC 寿命的延长有一定的实际意义。

(2) 在机车实车运行数据的基础上，提出了一种新的 PEMFC 故障诊断策略，该策略基于数据驱动的方法，可有效地实现故障的检测与分类，有利于 PEMFC 运行可靠性的提高，延长燃料电池寿命。同时，所提出的策略无需附加特别的故障诊断工具，可以有效地减少故障诊断的成本。

下一步工作展望

本文主要进行了质子交换膜燃料电池故障相关实验，提出了基于数据驱动的故障诊断方法，取得了一定的研究成果，但是实验中仍然有些内容需要进一步深入研究。虽然已经对高效可靠的 PEMFC 系统诊断进行了大量工作，但是用于燃料电池系统的诊断方法的开发仍然相对滞后于燃料电池技术中的其他开发领域。一些挑战仍然存在，这激发我们对这个课题采取更多的研究。今后可以在以下几个方面继续本文的研究工作：

(1) 基于数据驱动的故障诊断方法首先要求足够的样本量，因不同燃料电池的性能输出特征均有差异，从广泛适用上讲也需要大量样本集。所以从这个角度考虑，若能结合基于模型的诊断理论似乎是更好的。将两种方法进行有效的结合，各取优势，这样在未来广泛适用上将会有很大的帮助。

(2) 可用的方法主要集中在检测一些特定故障的分析，较少注意故障隔离。为了使诊断程序更加完善和更有效，故障隔离应更加重要。为此，应该进一步研究故障隔离及控制措施。

(3) 目前诊断策略大多在测试阶段。为了应用和验证这些策略，特别是对于车载应用，在线故障诊断策略有待进一步研究。

(4) 故障诊断通常涉及与系统操作相关的故障，但系统退化也可以由老化效应引起，其被认为是自然老化。因此，诊断策略应该能够区分由故障引起的退化和导致老化效应的退化，同时适用于故障及自然老化引起的退化的诊断策略有待进一步开发。

致 谢

衷心感谢西南交通大学给予我这个接受良好优质的教育的机会，让我不仅能够在学术的海洋遨游，同时也让我遇到了严谨治学的老师们和热情友好的同学们。当我毕业走出校门，我将时刻谨记母校对我的教诲，谨记一日为交大人，终生为交大人。同时也希望母校未来办得越来越好。

感谢导师张雪霞副教授对本人的精心的指导。在我三年的学术生涯和生活中张雪霞老师给予了我无私的关怀与帮助，每当我遇到科研困惑时，她都会用渊博的知识和精准的视角帮我指引方向；如果当我偶尔心存懈怠时，她都会用严谨的态度鼓励我继续前进，一直对我进行认真的指导与悉心的教诲；每当我碰到困难时，她都会用入微的关怀伴我渡过难关。张老师渊博的知识、严谨的治学作风以及谦和的为人，给我在今后人生中工作、学习和生活树立了良好的榜样。

感谢课题组陈维荣教授，给我们学生营造了这么优秀的研究平台，让我们能在科研道路上畅通无阻，陈老师是我们学生最坚强的学术后盾，可以说课题组每一名同学的课题研究都离不开陈老师的帮助与支持，陈老师的谆谆教诲和人格魅力，令我永生难忘、终身受益。

感谢戴朝华、刘志祥、郭爱、李奇等本课题组老师们在我搭建平台、开展实验和数据处理过程中给予的无私帮助与支持。

感谢张家玮、韩莹、李涵、曹思扬、张杰夫、魏博渊、卓煜、赵雨晴、邓惠文、史青、燕振刚、向红吉、黄锐森、曹楠、刘涛、李岩、杨寒卿、李伦、张国瑞、明杰、蒋楠、黄明、卜庆元等本课题组师兄师姐们平时对我的关心帮助，无论在工作学习还是在生活中，他们都给了我热心的帮助与鼓励。

感谢在三年研途中，与我一起成长共同进步的唐启迪、朱丽侠、周郑、郭智祺、周思宇、丁一、赵传、邬明亮、郭高易、付洋、刘优贤、何丽、韩喆、牛茁、伍翔、邱宜彬、王伟颖、李诗涵、于爽、洪志湖、潘俊刚、张玉瑾、尹良震、罗一鸣等同学们，你们使我的研究生生活更加丰富多彩。

感谢孙腾飞、谭凯峰、李密、高雨璇、袁爽、高岩等师弟师妹们，感谢你们一直以来的支持、帮助和关心。

最后，感谢我的父母亲人，感谢他们这二十多年养育之恩，他们永远是我精神上最坚强的后盾。同样，还感谢所有曾经关心过或帮助过我的人，向他们表示最衷心的感谢！

参考文献

- [1] 魏巍, 李兴源, 徐娇, 廖萍. 传统变电站接入燃料电池发电系统的动态特性[J]. 电网技术, 2008, 32(23): 72-81.
- [2] Abbott D. Keeping the Energy Debate Clean: How Do We Supply the World's Energy Needs?[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(1):42-66.
- [3] Docter A, Lamm A. Fuel Cell Systems Explained[M]. Wiley, 2000.
- [4] Kurtz J, Sprik S, Ainscough C, et al. Fuel Cell Electric Vehicle Evaluation; NREL (National Renewable Energy Laboratory)[J]. 2015.
- [5] Electrical and Electronics Technical Team Roadmap[J]. 2013.
- [6] Wu J, Xiao Z Y, Martin J J, et al. A review of PEM fuel cell durability: Degradation mechanisms and mitigation strategies[J]. Journal of Power Sources, 2008, 184(1):104-119.
- [7] 张丽彬, 陈晓宁, 吴文健,等. 质子交换膜燃料电池发展前景探讨[J]. 农业工程技术(新能源产业), 2011(4):15-19.
- [8] Litster S, Pharoah J G, Mclean G, et al. Computational analysis of heat and mass transfer in a micro-structured PEMFC cathode[J]. Journal of Power Sources, 2006, 156(2):334-344.
- [9] Hermann A, Chaudhuri T, Spagnol P. Bipolar plates for PEM fuel cells: A review[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2005, 30(12):1297-1302.
- [10] Zheng Q, Cheng X, Jao T C, et al. Degradation analyses of Ru 85 Se 15, catalyst layer in proton exchange membrane fuel cells[J]. Journal of Power Sources, 2012, 218(12):79-87.
- [11] Zhang F Y, Advani S G, Prasad A K, et al. Quantitative characterization of catalyst layer degradation in PEM fuel cells by X-ray photoelectron spectroscopy[J]. Electrochimica Acta, 2009, 54(16):4025-4030.
- [12] Jao T C, Jung G B, Kuo S C, et al. Degradation mechanism study of PTFE/Nafion membrane in MEA utilizing an accelerated degradation technique[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2012, 37(18):13623-13630.
- [13] Jao T C, Ke S T, Chi P H, et al. Degradation on a PTFE/Nafion membrane electrode assembly with accelerating degradation technique[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2010, 35(13):6941-6949.

-
- [14]Eom K S, Cho E A, Nam S W, et al. Degradation behavior of a polymer electrolyte membrane fuel cell employing metallic bipolar plates under reverse current condition[J]. *Electrochimica Acta*, 2012, 78(78):324-330.
- [15]Lin C H. Surface roughness effect on the metallic bipolar plates of a proton exchange membrane fuel cell[J]. *Applied Energy*, 2013, 104(2):898-904.
- [16]Alcaide F, Álvarez G, Blázquez J A, et al. Development of a novel portable-size PEMFC short stack with electrodeposited Pt hydrogen diffusion anodes[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2010, 35(11):5521-5527.
- [17]Yuan X, Wang H, Jian C S, et al. AC impedance technique in PEM fuel cell diagnosis—A review[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2007, 32(17):4365-4380.
- [18]Zhu W H, Payne R U, Cahela D R, et al. Uniformity analysis at MEA and stack Levels for a Nexa PEM fuel cell system[J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 128(2):231-238.
- [19]Adzakpa K P, Ramousse J, Dubé Y, et al. Transient air cooling thermal modeling of a PEM fuel cell[J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 179(1):164-176.
- [20]The Department of Energy hydrogen and fuel cells program plan. An integrated strategic plan for the research, development, and demonstration of hydrogen and fuel cell technologies. US Department of Energy. 2011: 1-105.
- [21]Ingimundarson A, Stefanopoulou A G, McKay D A. Model-Based Detection of Hydrogen Leaks in a Fuel Cell Stack[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2008, 16(5):1004-1012.
- [22]Tian G, Wasterlain S, Candusso D, et al. Identification of failed cells inside PEMFC stacks in two cases: Anode/cathode crossover and anode/cooling compartment leak[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2010, 35(7):2772-2776.
- [23]Tian G, Wasterlain S, Endichi I, et al. Diagnosis methods dedicated to the localisation of failed cells within PEMFC stacks[J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 182(2):449-461.
- [24]Zhan Y, Wang H, Zhu J, et al. Fault monitoring and control of PEM fuel cell as backup power for UPS applications[C]// *Energy Conversion Congress and Exposition*, 2009. Ecce. IEEE, 2009:631-638.
- [25]Debe M K, Schmoeckel A K, Vernstrom G D, et al. High voltage stability of nanostructured thin film catalysts for PEM fuel cells[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 161(2):1002-1011.
-

-
- [26] Borup R L, Davey J R, Garzon F H, et al. PEM fuel cell electrocatalyst durability measurements[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 163(1):76-81.
- [27] Taniguchi A, Akita T, Yasuda K, et al. Analysis of electrocatalyst degradation in PEMFC caused by cell reversal during fuel starvation[J]. *Journal of Power Sources*, 2004, 130(1-2):42-49.
- [28] Liu Z, Yang L, Mao Z, et al. Behavior of PEMFC in starvation[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 157(1):166-176.
- [29] Taniguchi A, Akita T, Yasuda K, et al. Analysis of degradation in PEMFC caused by cell reversal during air starvation[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2008, 33(9):2323-2329.
- [30] Tang H, Shen P, Jiang S P, et al. A degradation study of Nafion proton exchange membrane of PEM fuel cells[J]. *Journal of Power Sources*, 2007, 170(1):85-92.
- [31] Escobet T, Feroldi D, Lira S D. Model-based fault diagnosis in PEM fuel cell systems[J]. *Journal of Power Sources*, 2009, 192(1):216-223.
- [32] Pukrushpan J T, Stefanopoulou A G. Control-Oriented Modeling and Analysis for Automotive Fuel Cell Systems[J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement & Control*, 2004, 126(1):14-25.
- [33] Hissel D, Candusso D, Harel F. Fuzzy-Clustering Durability Diagnosis of Polymer Electrolyte Fuel Cells Dedicated to Transportation Applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2007, 56(5):2414-2420.
- [34] Benouioua D, Candusso D, Harel F, et al. Fuel cell diagnosis method based on multifractal analysis of stack voltage signal[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2014, 39(5):2236-2245.
- [35] Lopes V V, Novais A Q, Rangel C M. Hydrogen PEMFC stack performance analysis: A data-driven approach[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2010, 35(18):9973-9982.
- [36] Kim J, Lee I, Tak Y, et al. State-of-health diagnosis based on hamming neural network using output voltage pattern recognition for a PEM fuel cell[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2012, 37(5):4280-4289.
- [37] Zheng Z, Petrone R, Pera M C, et al. Diagnosis of a commercial PEM fuel cell stack via incomplete spectra and fuzzy clustering[C]// *Industrial Electronics Society, IECON 2013 - , Conference of the IEEE. IEEE*, 2014:1595-1600.
-

-
- [38]Wasterlain S, Candusso D, Harel F, et al. Diagnosis of a fuel cell stack using electrochemical impedance spectroscopy and Bayesian Networks[C]// Vehicle Power and Propulsion Conference. IEEE, 2011:1-6.
- [39]Narjiss A, Depernet D, Candusso D, et al. Online diagnosis of PEM Fuel Cell[C]// Power Electronics and Motion Control Conference, 2008. Epe-Pemc 2008. IEEE, 2008:734-739.
- [40]Zhongliang Li. Data-driven fault diagnosis for PEMFC systems[D]. 2014.
- [41]Fouquet N, Doulet C. Model based PEM fuel cell state-of-health monitoring via ac impedance measurements[J]. Journal of Power Sources, 2006, 159(2):905-913.
- [42]Wahdame B, Girardot L, Hissel D, et al. Impact of power converter current ripple on the durability of a fuel cell stack[C]// IEEE International Symposium on Industrial Electronics. IEEE, 2008:1495-1500.
- [43]Wasterlain S, Candusso D, Harel F, et al. Development of new test instruments and protocols for the diagnostic of fuel cell stacks[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(12):5325-5333.
- [44]Hua J, Li J, Ouyang M, et al. Proton exchange membrane fuel cell system diagnosis based on the multivariate statistical method[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2011, 36(16):9896-9905.
- [45]张媛,张燕平.一种 PCA 算法及其应用[J].微机发展,2005,15(2): 67-69.
- [46]Pearson. On lines and planes of closest fit to systems of points in space[C]// The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science. 1901:559-572.
- [47]Murtagh F. Applied multivariate methods for data analysts[M]. Higher Education Press, 2005.
- [48]蒋胜利.高维数据的特征选择与特征提取研究[D].西安:西安电子科技大学,2011.
- [49]C. Cortes, V. N. Vapnik. Support vector networks[J]. Machine Learning, i995, 20:273-297.
- [50]V. N. Vapnik. The nature of statistical learning theory[M]. Germany: Springer Verlag, 1995.
- [51]Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks[C]. 2004 IEEE International Joint Conference on. IEEE, 2004, 2: 985-990.
- [52]Huang G B , Chert L . Convex Incremental Extreme Learning Machine[J]. Neurocomputing, 2007, 70(16-18): 3056-3062.
-

-
- [53]Platt J C. Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines[C]// Advances in Kernel Methods-support Vector Learning. 1998: p ágs. 212-223.
- [54]衣宝廉. 燃料电池——原理•技术•应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2003.
- [55]侯明, 衣宝廉. 燃料电池技术发展现状与展望[J]. 电化学. 2012(1): 1-13.
- [56]张浩, 杨代军, 李冰, 等. 国产质子交换膜燃料电池电堆研究[J]. 太阳能学报. 2012(07): 1248-1252.
- [57]Ahn S Y, Shin S J, Ha H Y, et al. Performance and lifetime analysis of the kW-class PEMFC stack[J]. Journal of Power Sources, 2002, 106(1–2):295-303.
- [58]Pei P, Yuan X, Chao P, et al. Analysis on the PEM fuel cells after accelerated life experiment[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2010, 35(7):3147-3151.
- [59]Mennola T, Mikkola M, Nojonen M, et al. Measurement of ohmic voltage losses in individual cells of a PEMFC stack[J]. Journal of Power Sources, 2002, 112(1):261-272.
- [60]Lee H I, Lee C H, Oh T Y, et al. Development of 1 kW class polymer electrolyte membrane fuel cell power generation system[J]. Journal of Power Sources, 2002, 107(1):110-119.
- [61]Corbo P, Migliardini F, Veneri O. Experimental analysis and management issues of a hydrogen fuel cell system for stationary and mobile application[J]. Energy Conversion & Management, 2007, 48(8):2365-2374.
- [62]2014 IEEE PHM Data Challenge, <http://eng.fclab.fr/ieee-phm-2014-data-challenge/>. 2014.
- [63]Jouin M, Gouriveau R, Hissel D, et al. Prognostics and Health Management of PEMFC – State of the art and remaining challenges[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2013, 38(35):15307-15317.
- [64] Corbo P, Migliardini F, Veneri O. Experimental analysis of a 20 kWe PEM fuel cell system in dynamic conditions representative of automotive applications[J]. Energy Conversion & Management, 2008, 49(10):2688-2697.
- [65] Corbo P, Migliardini F, Veneri O. Performance investigation of 2.4 kW PEM fuel cell stack in vehicles[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2007, 32(17):4340-4349.
-

攻读硕士学位期间发表的论文及科研成果

学术论文：

1. Li H, Zhang X, Guo Z, **Wang X**, et al. Reconfiguration of distribution network based on improved dynamic multi-swarm particle swarm optimization[C]// Control Conference. IEEE, 2016:9952-9956. (EI 会议论文)

发明专利：

1. 张雪霞，王兴娣，陈维荣，孙腾飞.一种非侵入式燃料电池故障诊断方法.申请号：201810025477.3
2. 张雪霞，王兴娣，陈维荣，孙腾飞.一种燃料电池故障诊断实验平台. 申请号：201820042930.7

参研项目：

1. 国家自然科学基金：机车用多堆燃料电池系统健康状态评估及故障预测研究
2. 国家科技支撑项目：燃料电池/超级电容混合动力 100%低地板有轨电车研制