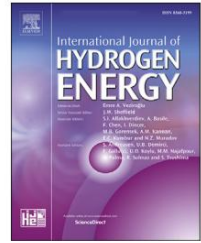


可在www.sciencedirect.com在线获取

ScienceDirect

期刊主页: www.elsevier.com/locate/he

一种基于K-means聚类的离散隐马尔可夫模型故障诊断策略 有轨电车 PEM 燃料电池系统

Jiawei Liu^A, Qi Li^{a,*}, Weirong Chen^A, Taiqiang Cao^Z^A 西南交通大学电气工程学院, 四川省 成都 611756^Z 西华大学工程与电力信息学院, 四川省 成都 610039

文章信息

文章历史:

2017 年 10 月 1 日收到

以修订后的形式收到

2018 年 4 月 11 日

2018 年 4 月 22 日接受

2018 年 5 月 30 日上线

关键词:

燃料电池有轨电车

故障诊断

离散隐马尔可夫模型

K-均值聚类

标量量化

摘要

针对有轨电车燃料电池(FC)各种健康状态下的故障分类问题,提出一种基于K均值聚类的离散隐马尔可夫模型(DHMM)故障诊断策略。本文采用K-means聚类算法过滤掉与实际类别标签不一致的样本点。采用Lloyd算法对样本向量集进行量化,得到训练样本和测试样本的离散编码组合。分别提出Baum-Welch算法和前向-后向算法来训练和推导DHMM。分类结果表明,6个相关故障均能被检测和隔离。针对的故障类型包括气压低、去离子乙二醇入口温度高、去离子加湿泵低压、去离子乙二醇出口温度信号电压超范围、正常状态和氢气泄漏。新方法的故障识别率最高可达 94.17%。

© 2018 氢能出版有限公司。由爱思唯尔有限公司出版。保留所有权利。

介绍

燃料电池通过电化学装置将氢和氧的化学能转化为电能[1e3]。具有能量转换率高、噪声低、动态响应快、模块化设计等优点。在分布式发电、城市有轨电车[4,5]、城市公交车、电动汽车等交通领域[6e8]具有广阔的前景。然而,燃料电池堆系统(FCSS)在实际运行中很容易出现故障。轻微的故障可能会导致输出功率降低和堆关闭。严重故障可能会永久损坏 FC [9e11]。因此,故障检测和

燃料电池系统的隔离(FDI)已成为最重要的问题之一[12e14]。

近年来,人工智能(AI)技术已广泛应用于质子交换膜燃料电池(PEMFC)系统的故障诊断[15]。在参考文献中。[16,17],基于二阶滑模技术,提出了扩展状态观测器(ESO)的级联控制器,用于将 PEMFC 空气供给系统的氧气过量率调节至其期望值。参考文献首先考虑了故障诊断问题。[18]针对一类非线性系统并成功应用于燃料电池供气系统。毛雷等人。[19,20]提出了一种新颖的传感器选择算法,并研究了其在 PEMFC 在线诊断中的性能。结果表明,

* 通讯作者。

邮箱地址: liqi0800@163.com (问李)。<https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2018.04.163>

0360-3199/© 2018 氢能出版有限公司。由爱思唯尔有限公司出版。保留所有权利。

所提出的算法可以用更少的计算时间提供更有有效的传感器选择结果。在参考文献中。[\[21,22\]](#),提出了一个故障诊断的通用框架来处理多个传感器测量。结果表明,使用奇异值分解 (SVD)选择的特征可以提供更有效的分类结果。 E.帕洪等人。 [\[23\]](#)提出了一种基于信号的新型 PEMFC 故障诊断方法,其重点是检测高空气化学计量 (HAS)故障。小波变换 (WT) 用于快速诊断 PEMFC 系统的空气供应过剩。为了描述 PEMFC 的非线性电压和电流特性,D. Ritzberger 等人。 [\[24\]](#)提出了一种基于具有外生输入的多项式非线性自回归模型 (NARX)和Volterra级数的故障诊断方法。阿里·穆罕默迪等人。 [\[25\]](#)提出了 PEMFC 的两步诊断方法。首先,建立 3D 断层敏感模型来模拟具有 2 个严重级别 (“洪水”、“干燥”、“高洪水”和“高干旱”)的不同断层 (干旱和洪水)。然后,开发了一个两层前馈人工神经网络 (ANN),用于将每个故障定位在单个单元内 9 个考虑的片段中。储层计算 (RC) 已被引入FC诊断领域[\[26\]](#)。目标故障类型包括一氧化碳中毒、低空气流量、冷却回路故障和系统老化。赵兴旺等人。文献[\[27\]](#)提出了一种基于多传感器信号和主成分分析 (PCA)的故障诊断方法。严重的系统故障和单个传感器故障已成功诊断和区分。支持向量机 (SVM)和设计的诊断规则已被用来实现实时 FDI [\[28\]](#)。

已诊断出四个相关故障,包括膜干燥、低空气化学计量、低压故障和高压故障。小波变换模极大值 (WTMM)和模式识别方法相结合,实现了质子交换膜燃料电池的故障诊断[\[29,30\]](#)。采用连续小波变换 (CWT)和多重分形来计算电压信号的奇异谱。 SVM 和 K 最近邻 (KNN) 算法已用于对频谱进行分类。结果表明,该方法能够区分阴极流量、气体压力、冷却回路和 CO中毒等故障。通过离散小波分解从输出端电压信号 (OTVS)中提取PEMFC电化学特征信息[\[31\]](#)。莫娜·易卜拉希马等人。 [\[32\]](#)提出了离散小波变换 (DWT)来识别膜干燥和水淹故障。

研究表明,DWT 比 DWT 更有效
CWT在燃料电池故障诊断领域。塞德里克·达穆尔等人。 [\[33\]](#)提出了一种专门针对 PEMFC 的基于经验模式分解 (EMD)的新型诊断方法。

可以通过比较第一和第九本征模态函数 (IMF) 之间的电压贡献来诊断洪水和干燥故障。为了寻找一种PEMFC在线诊断工具,文献[\[34,35\]](#)从诊断准确性和计算复杂度方面比较了各种类型的PEMFC诊断方法。 PCA、Fisher 判别分析 (FDA)、核主成分分析 (KPCA) 和核 Fisher 判别分析 (KFDA) 已用于从 PEMFC 电压中提取特征。高斯混合模型 (GMM) 、 KNN 和 SVM 已被用来

做决定。实验结果表明,基于FDA和SVM的策略比其他方法具有更高的性能和更少的计算成本。

然而,大多数研究工作都集中在中小型应用上。有轨电车大功率燃料电池系统故障诊断的研究几乎处于空白状态。电化学阻抗谱 (EIS)需要高度的专业知识,耗时且可视性差。 SVM的核函数受到Mercer条件的限制。相关向量机 (RVM)的训练时间随着训练样本的增加而迅速增加。神经网络 (NN)样本量较大,容易陷入“局部极小值”和“过拟合”。只能通过聚类将故障样本分为几个子类。专家系统获取经验知识的能力较差,不能满足实时性的要求。 PCA 可能会丢失重要信息。

隐马尔可夫模型 (HMM)是一种非平稳时间序列的统计建模方法[\[36,37\]](#)。它具有训练样本小、特征可解释的优点。

它可以同时反映对象的随机性和潜在结构。它适用于复杂动态非线性系统的建模问题。 HMM已成功应用于网络状态分析、电气设备状态检测、语音识别和计算机视觉等许多领域[\[38-41\]](#)。然而,据我们所知,很少有文献研究马尔可夫理论在 PEMFC 故障识别中的实际应用。贝叶斯评分 (K2)和马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC)算法相结合,构建了 FC 故障诊断的图形概率结构[\[42\]](#)。考虑了 PEMFC 中的四种类型的故障。

本文首次提出了一种专用于有轨电车PEM燃料电池系统的基于K均值聚类的DHMM故障诊断策略(DHMM-K)。对多种健康状态具有更高的识别准确率和更好的扩展性。 K-means聚类算法用于消除奇异样本点。采用Lloyd方法对样本向量集进行量化,得到训练样本和测试样本的离散编码组合。分别采用Baum-Welch算法和前向后算法来训练和推断 DHMM。

提出了有轨电车的实验数据来验证该新策略的可行性。通过与一对一 (OAO)SVM 的比较,进一步证明了该方法的优点。

有轨电车PEMFC典型故障分析

有轨电车燃料电池系统结构

FC/超级电容混合有轨电车由西南交通大学和北车唐山轨道客车有限公司共同开发,如图 1所示。有轨电车的配置如表1所示。

PEMFC系统的详细结构如图2所示,包括PEMFC子系统、供风子系统和冷却循环子系统。 150 kW Fcvelocity-HD6



图1 e 全球首个氢燃料电池/超级电容器混合动力有轨电车。

采用巴拉德动力系统公司的 PEMFC 堆栈作为燃料电池模块。燃料电池堆的配置有已列于表2。

150kW PEMFC发电示意图系统如图3所示。PEMFC子系统由FC电堆、氢气回路、空气回路和冷却回路。这泄压阀和压力监控开关分布在储氢模块中。氢气依次进入进气阀和压力传感器。

表 2 e 燃料电池的配置信息模块。			
范围	价值	范围	价值
输出电压 额定功率	465e730 V	输出电流 150 kW 最大功率	20e320A
净功率输出 110 kW		电池数量 电池组重量 404 kg 冷却液温度 63 C	170千瓦
第735版			
氢气压力 16 barg	空气压力 1.2 barg		

空气回路包括空气过滤器、空气压缩机和质量流量控制器（MFC）。采用油路循环系统用于空压泵的润滑和散热。冷却回路包括水泵、流量计、水箱和散热器。使用去离子冷却剂来实现利用油路、压缩机电机的热量进行冷却和控制器。

有轨电车燃料电池系统的安全分类

有轨电车燃料电池系统在实际工作中经常出现故障。轻微的故障都可能导致系统输出功率下降减少并停止。严重的故障可能会使堆栈永久性损坏和氢气爆炸。因此它是

表 1 e 有轨电车轨道的配置信息。			
范围	价值	范围	价值
环境温度	25e42°C	母线电压	750伏
最大运行速度	70 km h1	轴荷	10.5吨
最大坡度	50‰	列车长度	30.19米
列车宽度	2.65 m	列车高度	3.5米
旅客人数	267	列车重量	51.06吨
加速	1.2米·秒2	练习场	30公里
车轮滚动半径	0.42米	迎风区	7.28平方米
风阻系数	0.75	机械传动效率	0.97
传动比	6.0	惯性质量系数	0.05

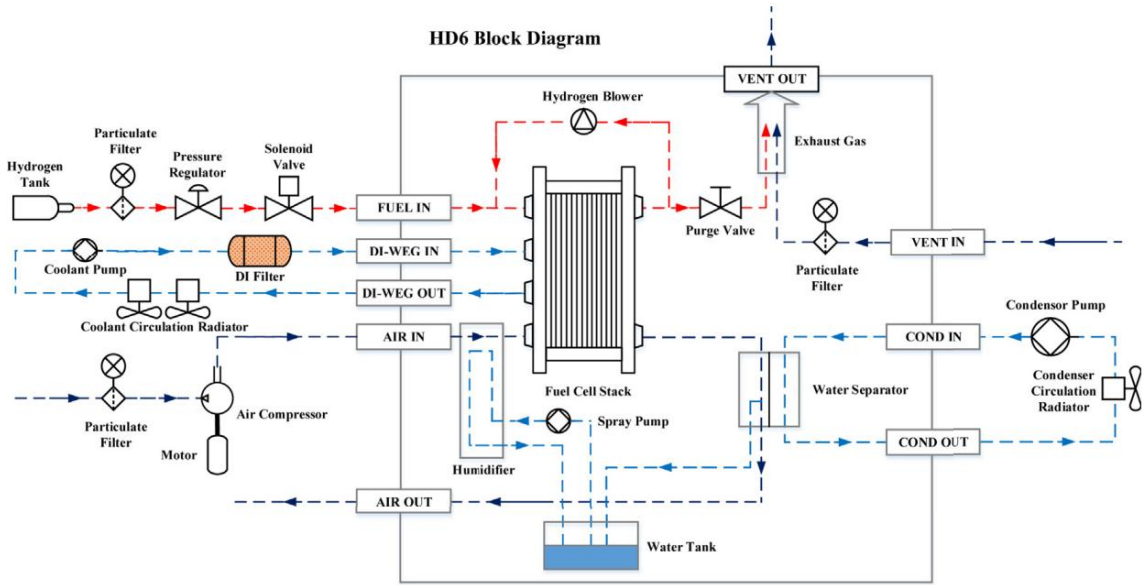


图2e 150 kW燃料电池发电系统示意图[4]。

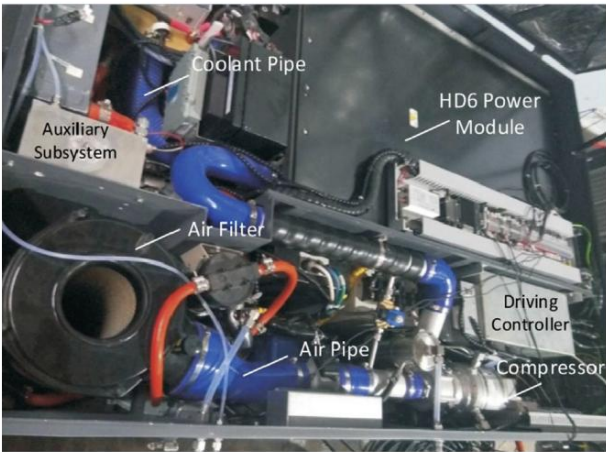


图3e 150 kW PEMFC 发电系统实物图。

需要从安全性和故障严重程度的角度完成故障分类。150 kW Fcvelocity-HD6燃料电池模块的故障分为四个级别,定义如表3。

0级报警对系统的正常运行没有任何影响。1级报警会降低燃料电池模块的输出功率,但不会导致系统停止。

电车轨道仍在牵引下运行。如果一级报警没有被立即检测和隔离,系统将进入二级(或三级)报警。如果系统处于二级(或三级)状态,燃料电池模块的数字输出将切换至故障状态。有轨电车立即进入停机模式,燃料电池模块停止工作。必须立即关闭电池堆,直到问题解决后再重新启动燃料电池。这将严重影响有轨电车的安全运营。因此,一级告警的检测和隔离可以使堆叠保持所需的电源运行并避免系统关闭。确保有轨电车安全稳定运行具有重要意义。

考虑的故障

根据从150 kW PEMFC堆中提取的数据,图4中所示的饼图显示了最常见的PEMFC故障的百分比。忽略PEMFC的老化影响,假设PEMFC的组件没有退化

运营期间的有轨电车。故障包括去离子乙二醇入口温度高、去离子加湿泵压力低、去离子乙二醇出口温度信号电压超范围、气压低和氢气泄漏。

氢气泄漏氢气泄漏意味着没有足够的燃料到达PEMFC反应地点,这将直接降低电堆的输出功率水平。当氢气和氧气的浓度在[4%、75%]时,可能会发生氢气爆炸。氢气泄漏的原因包括:储罐氢气堵塞或泄漏、电堆(或单电池)阳极和阴极之间压差过大导致质子交换膜(PEM)破裂、燃料渗透。具体泄漏原因及相应修复方法见表4。

去离子加湿泵低压去离子加湿泵低压会降低液态水和反应气体的相对湿度。

如果PEM没有充分加湿,可能会出现干燥故障。膜干燥会增加FC的欧姆极化和内阻,导致输出功率降低。

故障原因及排除方法见表5。

去离子乙二醇入口温度高 去离子乙二醇入口温度高会导致燃料电池堆入口端局部温度升高,导致燃料电池堆温度分布不均匀。PEM可能会因电堆的高温而脱水甚至损坏。质子的传输速率会受到影响。去离子乙二醇的高入口温度可能会降低电导率并使电堆性能变差。可能的原因及修复方法见表6。

去离子乙二醇出口温度信号电压超范围温度和压力传感器实时监测去离子冷却剂出口端的温度和压力。冷却液入口温度由散热器风扇和循环水泵控制。电堆出口端的温度传感器可能会因去离子乙二醇出口温度信号电压超范围而损坏。冷却液温度在

表3e 有轨电车燃料电池系统的安全等级。	
安全等级	说明
0级报警	不向驱动系统报告,系统无反应。仅供参考。
一级报警	系统参数超出正常范围。当故障发生时,燃料电池模块(FCM)的输出功率可能会降低。不会导致关闭。
二级报警	系统参数超出了可接受的工作范围,燃料电池模块将关闭。一旦测量到的电流降至0,FCM将切换到待机状态,然后切换到故障状态。如果2级故障持续时间超过10秒,FCM将立即进入故障状态。
三级警报	系统参数超出安全工作范围,必须立即关闭燃料电池模块。FCM将立即进入故障状态。发生三级故障后,在确定并解决故障原因之前,不得重新启动燃料电池模块。在 此外,还应应对模块进行安全运行检查。

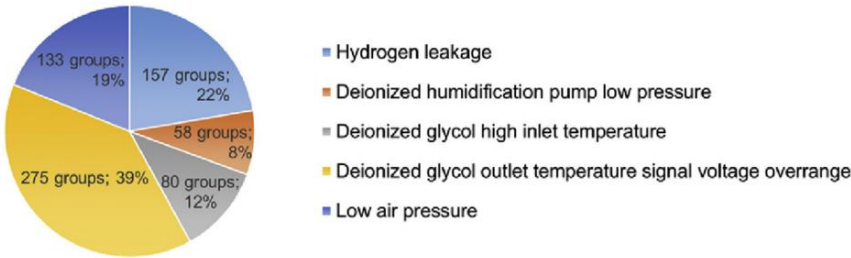


图4e 燃料电池系统一级报警故障百分比。

堆栈的出口端将失去控制并导致热管理系统故障。的性能可能会损坏电堆并缩短使用寿命FC内部短期高温。失败原因消除方法见表7。

气压低
气压是不断积累的结果
阴极氧气流量。电堆内部空气流量低

会导致供氧不足。当空气过量时系数太低,可能出现“缺氧”故障。电堆的输出电压会大幅衰减电压均匀性会受到严重破坏。这电压最低的单体电池已接近极限状态当前密度。PEM 表面出现“热点”并且甚至烧毁,可能会缩短电堆的使用寿命。可能原因及维修措施见表8。

表4e 氢气泄漏故障排除表。	
可能的原因	修复方法
氢气传感器未校准 吹扫阀故障 空气系统无法启动 燃料电池中氢气内部传输泄漏 泄压阀未正确密封 氢气传感器故障或接线问题 FC 模块（燃料电池、软管、管道等）	检查氢气传感器 检查放气阀操作情况 检查空气系统运行情况 执行模块传输泄漏测试 执行模块传输泄漏测试 检查氢气传感器功能和接线 执行模块外部泄漏测试
氢传感器安装块通风盒漏气 模块通风过滤器堵塞 模块通风不足	检查安装块密封完整性。 检查模块通风过滤器 检查通风运行情况

表5e 去离子加湿泵低压故障排除表。	
可能的原因	修复方法
喷雾水箱已空 喷雾泵内有空气 喷水回路严重漏水 喷雾泵故障 喷水颗粒过滤器堵塞 喷雾泵磨损 压力传感器故障或接线问题 喷淋水系统漏水 燃料电池模块/冷凝器故障 燃料电池模块进气压力过低	加满喷雾水箱 调节喷淋水箱水位 检查喷水回路是否有泄漏 检查喷雾泵运行情况 检查颗粒过滤器 改造喷雾泵 检查压力传感器功能和接线 检查喷水系统 检查冷凝器系统的流量和温度是否正确 检查空气系统（空气压缩机、空气旁通阀、空气背压阀门）

表 6 e 去离子乙二醇入口温度高故障排除表。	
可能的原因	修复方法
燃料电池模块冷却系统中有空气 冷却系统故障（加热器、热交换器等） 压力传感器故障或接线问题 进入烟囱的冷却剂高于温度规格 冷却液加热器系统故障 温度传感器故障或接线问题	检查冷却液排放口、冷却系统排气 检查冷却系统运行情况 检查压力传感器功能和接线 检查冷却液系统运行情况 检查冷却液加热器系统运行情况 检查温度传感器功能和接线

表7e 去离子乙二醇出口温度信号电压超范围故障排除表。	
可能的原因	修复方法
压力传感器故障或接线问题	检查压力传感器功能和接线
温度传感器故障或接线问题	检查温度传感器功能和接线

表 8 e 低气压故障排除表。	
可能的原因	修复方法
模块供气系统故障	检查供气系统运行情况
模块背压阀故障	检查背压阀设置和操作
空气旁通阀故障	检查空气旁通阀的工作情况
模块排气口堵塞	检查排气口是否堵塞
温度传感器故障或接线问题	检查温度传感器功能和接线

DHMM-K

本文结合DHMM和K-means聚类构建了一种新型有轨电车燃料电池系统故障诊断模型。DHMM和K-means聚类的建立过程介绍如下：

DHMM原理与算法

DHMM原理DHMM是一种具有时序识别能力的状态分类器,通常用五个元素来描述,即 $\{N;M;p;A;B\}$ 。具体参数定义如下[41]:

- (1) 模型中马尔可夫链的状态数为N。
该状态由 S_1, S_2, \dots, S_N 表示,其中时间 t 的状态为 q_t 。

- (2) 隐藏状态下的观测值数量为M。
观察的状态对应于系统的物理输出。这些状态表示为 V_1, V_2, \dots, V_M 。

- (3) 初始状态概率向量为 $P = [p_1, p_2, \dots, p_N]$ 。
$$p_i = P(q_1 = S_i) \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

pi表示初始状态为Si的概率。

- (4) 状态转移概率矩阵为 $A = [a_{ij}]$ 。
$$a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i) \quad i, j=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

aij是从状态Si到状态Sj的转移概率。

- (5) 观测概率矩阵为 $B = [b_j]$ 。
$$b_j = P(O_t = v_j | q_t = S_i) \quad j=1, 2, \dots, M \quad (3)$$

bj表示在状态j处观察到的概率分布。

隐马尔可夫模型分为两部分:一是隐马尔可夫链,其中状态序列由p和A组合而成; DHMM 的组成如图5所示,其中 T 为观测序列的时间长度。

六态DHMM的马尔可夫链结构为
如图6所示。 $S_i \rightarrow S_j$ 表示马尔可夫链的第 i 个状态。艾吉迪; p_{ij} 表示从状态Si到状态Sj的状态转移概率。

DHMM算法为了将DHMM应用到实际系统中,需要解决三个关键问题(即概率估计、最优状态序列和参数估计)。相应的有效数学方法如下[36,43]:

- (1)前向-后向算法
观察序列 $O = [O_1, O_2, \dots, O_T]$ 和模型 λ 是已知的。 $P(O|\lambda)$ 需要解决。

将前向变量定义为:
$$F_t(i) = P(O_1, O_2, \dots, O_t, q_t = S_i) \quad (4)$$

初始化:
$$F_1(i) = p_i b_i \quad (5)$$

递归:
$$F_t(i) = \sum_{j=1}^N F_{t-1}(j) a_{ji} b_i \quad (6)$$

终止:
$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N F_T(i) \quad (7)$$

前向概率是通过初始化和递归两步来计算的,即联合概率



图5e DHMM的组成图。

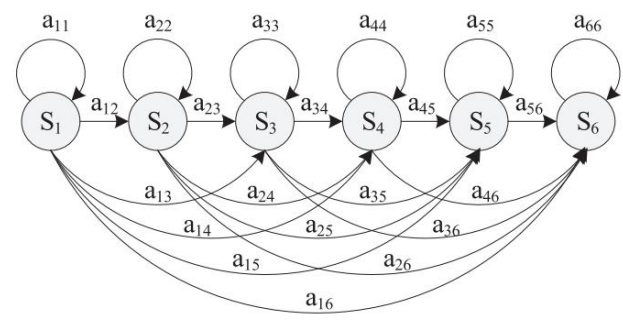


图 6 e 六态 DHMM

隐藏状态和初始观察。决赛总和
前向变量用作最后一步中 PδOjlp 的值。

类似地,后向变量的定义为:

bt ¼ P Ot+1; Ot+2;...;加班; qt 1/4西尔; 1 t T 1 (8)

初始化:

bTδip 1/4; 1 氮 (9)

递归:

btdip ¼ XN aijbjδOtp1pbtplδjp; 1 t T 1; 1 i N j=1 (10)

终止:

PδOjlp ¼ XN btdip i=1 (11)

(2)维特比算法

观察序列O 1/4 fO1;氧气;/; OTg和模型 l 是已知的。最可能的状态序列q 1/4 fq1; q2;/;需要找到qTg。通过调整模型参数l ¼ δp使PδOjlp最大; A; BP [38,44]。

状态序列O1的最大概率;氧气;/; Ot定义为dtδip,其中路径为q1; q2;/; qt和qt ¼ Si。

最大 dtδip ¼ P q1; q2;...; qt 1/4硅; O1;氧气;...;奥特l q1;q2;...;qt1 (12)

寻找最优状态序列的过程如下:

初始化:

d1δip ¼ pibidO1p; 1 氮 (13)

41δp 1/4 0; 1 氮 (14)

递归:

dtδip ¼ 最大 dt1δipaijbjδOtp; 2吨T; 1 jN 1英寸N (15)

4tδjp ¼ argmax dt1δipaij; 1吨T; 1 jN 1英寸N (16)

终止:

P* ¼ 最大 ½dtδip 1英寸N (17)

q* ¼ argmax 1N ½dtδip (18)

(3)鲍姆-韦尔奇算法

观察序列O 1/4 fO1;氧气;/; OTg和初始条件是已知的。最可能的状态序列q 1/4 fq1; q2;/;需要找到qTg。通过调整模型参数l ¼ δp使PδOjlp最大; A; BP [37,45]。

定义两个变量:

xtdi; jp 1/4 P qt 1/4 si; qt+1 1/4 sjjO;我 (19)

gtδip 1/4 P qt 1/4 si jO;我 (20)

根据前向变量和后向变量的定义:

xtδi; jp ¼ atδipaijbjδOtp1pbtplδjp 普德奥伊利 atδipaijbjδOtp1pbtplδjp PN PN atδipaijbjδOtp1pbtplδjp i=1 j=1 (21)

gtδip ¼ XN xtdi; jp j=1 (22)

参数重估的公式由最大似然原理推导出来:

p̄i ¼ glδip (23)

aij 1/4 TP1 xtdi; jp t=1 TP1 gtδip t=1 (24)

bjδkp ¼ PT gtδjp t=1 PT gtδjp t=1 (25)

根据观测序列O和初始模型l0 ¼ δp; A; BP,以获得训练后的参数l ¼ δp; A; BP,利用递归公式(23)e(25)反复计算,直至PδOjlp收敛。

K-均值聚类

K-means聚类算法是一种著名的划分聚类分割方法[46e49]。从数据集中随机选取K个点作为初始聚类中心。计算每个样本到聚类中心的欧氏距离。样本返回到最近的聚类中心 [50e52]。通过计算每个簇新形成的数据对象的平均值得到新的聚类中心。如果相邻的两个聚类没有变化,则表明样本调整结束,聚类准则函数已经收敛。

样本的欧洲距离x 1/4 δx1; x2;/; xn和初始聚类中心 z ¼ δz1; z2;/; zn用 dδxi 表示; ziP:

$$d(x_i, z_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - z_{jk})^2} \quad (26)$$

以类内距离J之和作为评价
聚类质量函数:

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{n_j} d(x_i, z_j) \quad (27)$$

其中: n_j 为子类 C_j 的样本量; z_j 是子类 C_j 、 $d(x_i, z_j)$ 的聚类中心; z_j 是样本 x_i 与聚类中心 z_j 之间的距离; J 是所有同级距离的总和。J的值越小,聚类效果越好。算法流程如图7所示。

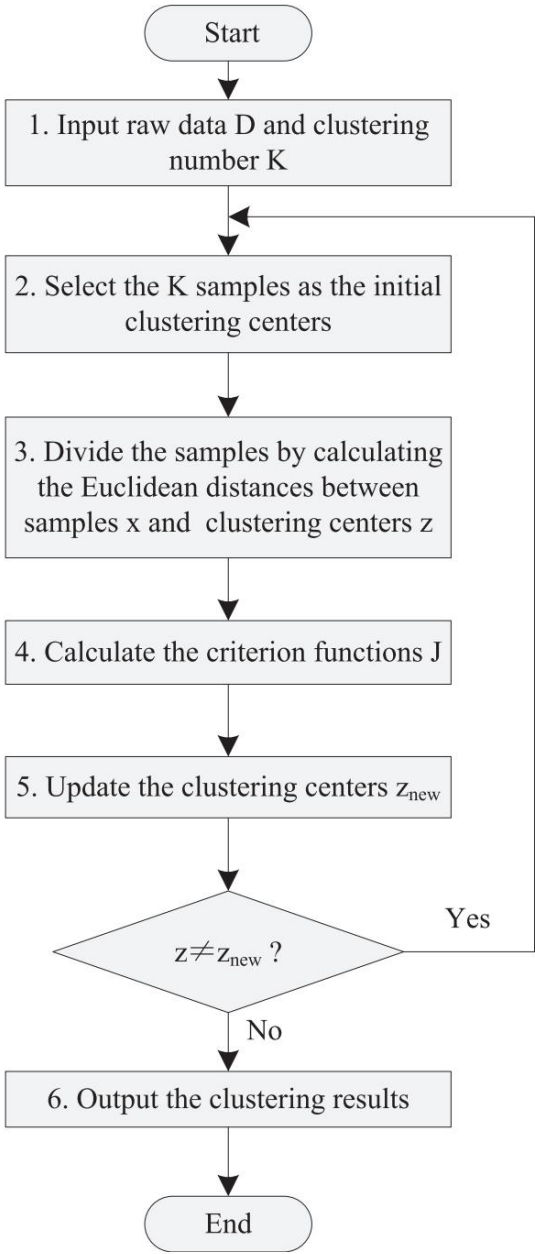


图 7 e K-means 聚类算法流程图。

PEMFC故障诊断流程

该方法的故障诊断过程可分为两个阶段:模型训练和故障分类。

模型训练阶段的实现步骤如下:

- (1)选取有轨电车运行的故障数据作为原始数据集;
- (2)选择能够直接反映燃料电池系统运行状态的特性作为诊断变量;
- (3)对故障特征数据进行归一化处理;
- (4)采用K-means聚类算法剔除与实际类别标签不匹配的样本点;
- (5)采用Lloyd算法将数据集转换为离散码本索引序列; (6)采用Baum-Welch算法建立有轨电车燃料电池系统各种故障状态对应的DHMM。

故障分类阶段的实现步骤如下:

- (1)按照模型训练阶段的步骤(1)e(5),输入未知故障数据集,提取特征,得到观测序列; (2)将观测序列发送到每个离散隐马尔可夫诊断模型。采用前向-后向算法计算各模型中观测序列的概率; (3) 将输出概率最大的模型作为观测序列对应的模型。对应的故障类型是当前观测序列的健康状态。

DHMM-K的故障分类流程图如图8所示。

故障诊断实例分析

示例说明

通过有轨电车的实验测试,将相关实测数据作为原始数据集。选取150 kW燃料电池1号电堆的800组实验数据作为原始数据集。健康状态共有六种,其中正常状态93组、氢气泄漏157组、去离子加湿泵低压58组、去离子乙二醇入口温度高80组、去离子乙二醇出口温度信号电压超限275组、气压低133组。

故障特征向量提取

选择直接反映FCSS运行状态的13个重要信号作为特征向量。十三个参数的符号说明已列出

表9. 特征向量经过归一化并且每个特征向量的值属性限制在 [0, 1] 范围内。

K-means 聚类 and 过滤

为了提高故障诊断算法的准确性,需要对样本进行过滤。 K-means算法用于对800个归一化数据进行聚类,并排除与实际类别标签不匹配的样本点。对于每个健康状态,选取50组数据作为样本特征向量集,其中前30组用于训练模型,后20组作为测试数据集。

DHMM的训练与识别

故障诊断过程分为训练阶段和测试阶段。首先利用Lloyd算法对样本特征向量进行量化。得到训练样本和测试样本的离散编码组合。设置最大量化码字为8,最小量化码字为1,即码级为8。则第i个训练样本的状态转移概率矩阵 δ_i 1/4 1; 2;/;输入6p类健康状态,训练第i类故障的模型参数。最后输入待识别样本的观测序列和概率值

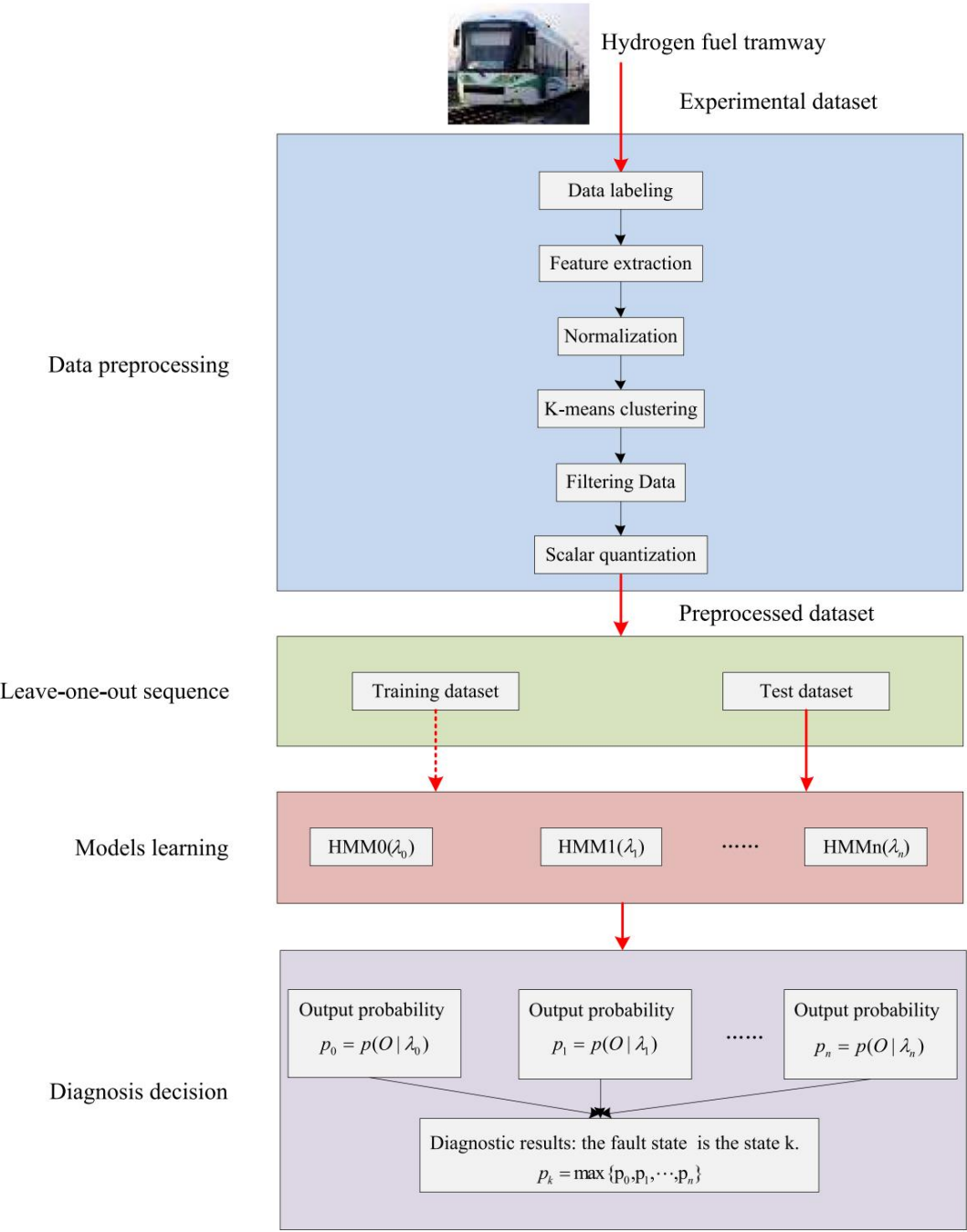


图8e 故障分类程序的流程图。

表 9 e FCSS 的变量。

诊断变量	象征
堆输出氢气压力	PHsk 出
堆输入氢气压力	PHsk in
冷却液入口压力	Pco 输入
进气压力	配对
烟囱冷却剂出口温度	出水
烟囱冷却剂入口温度	推特中
空压机进气温度	设置于
出风温度	配对
模块入口氢气压力	PHmo
模块冷却剂入口温度	TMo水在
堆栈电流	伊塔尔
堆电压	总电压
氢气压力	PH值

为每个 DHMM 计算序列的数量。该模型
最大概率对应的数是
故障类型。

分类结果

本文中,DHMM 的数量为 $Q\ 1/4\ 12$,
观测值的数量为 $O\ 1/4\ 8$ 。观测值的数量相等
到代码级别。当使用DHMM进行分类时
故障,发现代码大小影响很大
识别率。如果代码级别太小,分类精度会大大降低。如果代码级别是

太大,识别率会下降,计算复杂度会显着增加。因此,这

论文选择代码级别为8,可以保证

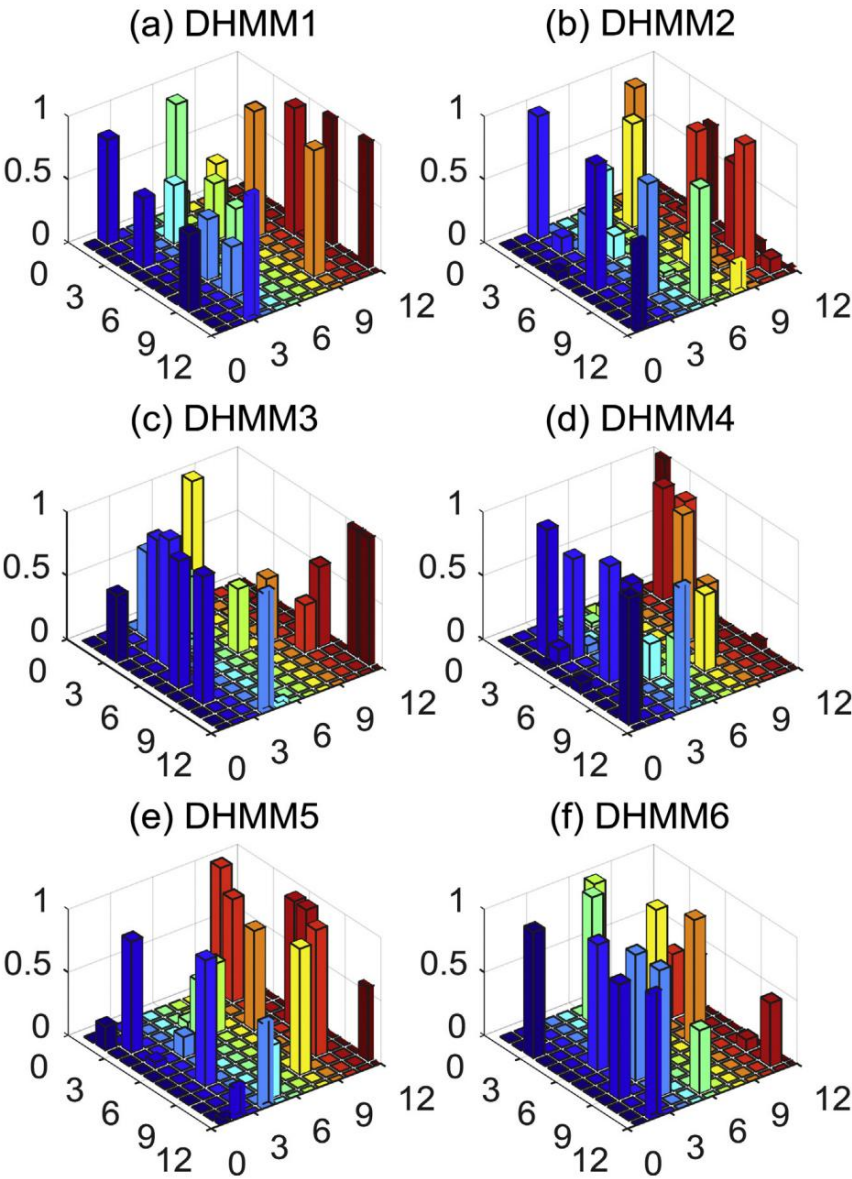


图 9 e DHMM 的状态转移矩阵。

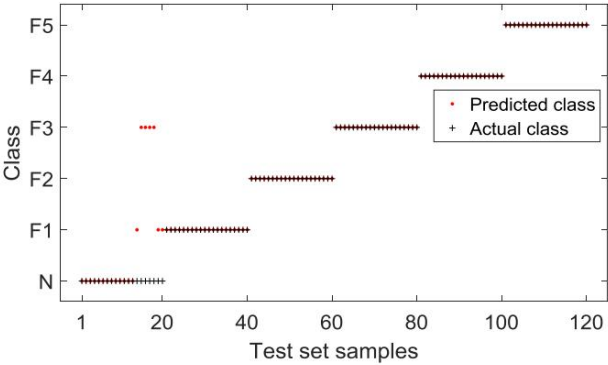


图10 e 训练数据的分类结果。

不增加计算量的情况下识别准确率成本。训练后的状态转移概率矩阵为如图9所示。

六种故障测试样本的分类结果如图10所示,统计结果见表10。

根据表10分析,故障诊断DHMM-K方法具有良好的分类能力。这平均识别率为94.17%。分类准确率正常状态下的识别率为65%,其他五项的识别率各类故障合格率100%。正常状态共7组误诊。其中,三组正常状态分别是误诊为氢气泄漏,四组正常状态误诊为去离子乙二醇高入口温度。

基于SVM的故障诊断方法

基于统计理论和结构原理迷失方向最小化（SRM），SVM具有学习速度快、预测精度高、功能强大的特点

非线性系统建模能力和适用性小样本[28,53]。

在本文中,关于所有的13个重要信号FCSS的子系统直接反映为特征向量的故障诊断。采集300组PEMFC样品的故障诊断。采集300组PEMFC样品从715个单细胞中建立SVM模型。数据集包含六种 PEMFC 状态。 180个样品随机选择训练模型,使用剩下的120个数据测试 SVM 模型。这 180 个样本由 30 个低样本组成气压样品、30 个去离子乙二醇高入口温度样品、30 个去离子加湿泵低压样品

样品,30个去离子乙二醇出口温度信号电压超范围样品、30 个正常状态样品和 30 个氢气泄漏样品。 120个测试样品中,有20个样品低气压,20 个去离子乙二醇样品高入口温度,去离子加湿泵低压20个样品 低压,去离子乙二醇20个样品

出口温度信号电压超范围,20个样本正常状态和20个氢气泄漏样品。

惩罚参数c和核函数参数g对SVM的性能影响很大。在本文中,采用5折交叉验证来确定正则化因子和核函数的适当值

宽度。在交叉验证中,SVM训练数据集为

表10 e 试验分类诊断统计结果数据。				
故障类型	数字 样品数	认出		认出 速度
		结果		
纠正错误				
正常状态	20	13	7	65%
氢气泄漏	20	20	0	100%
去离子 加湿	20	20	0	100%
泵低压				
去离子乙二醇高 入口温度	20	20	0	100%
去离子乙二醇 出口温度	20	20	0	100%
信号电压 范围外				
气压低	20	20	0	100%
全部的	120	113	7	94.17%

随机分为 5 个近似相等的互斥子集尺寸。保留方法重复5次,然后计算所有 5 次试验的平均误差。SVM 分类器获得的最佳参数是 g 1/4 2 和 c 1/4 0.35,训练准确率达到98.33%。的示意图给出了 PEMFC 训练样本的参数选择如图 11所示。

采用基于一对一SVM与故障度相结合的故障诊断策略来实现故障

诊断和隔离[27,33]。分类结果为测试集如图12所示,故障诊断结果为如表11所示。平均识别率为87.5%。这正常状态和氢气泄漏的分类精度是75%。去离子加湿识别率泵低压和去离子乙二醇高入口温度为95%。低气压误诊率（EDR）

是15%。去离子乙二醇出口分级精度温度信号电压超范围为100%。

算法对比分析

这些算法在配备 CORE i7 的计算机下运行 7700HQ 和 8G DDR4 内存。如表 12 所示,不同的方法是从占用的角度进行评估的。内存和计算时间。分类准确率

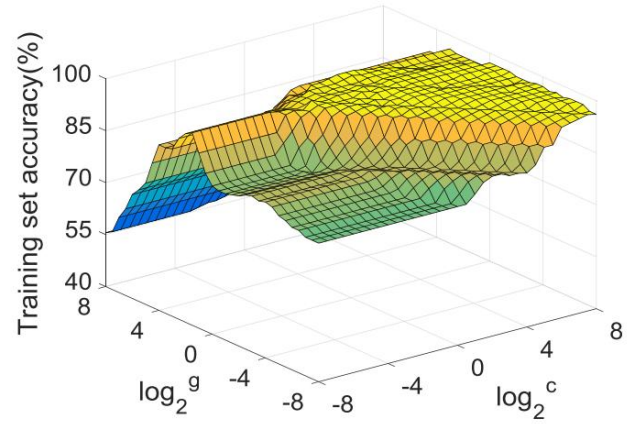


图 11 e 参数选择图。

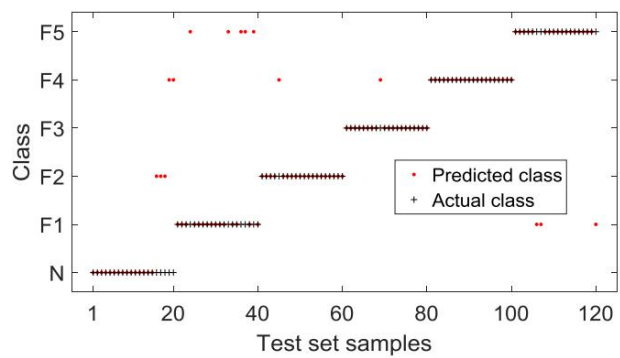


图12 e SVM测试数据的分类结果。

表11 e SVM故障诊断结果。

故障类型 数量	样品数	认出	认出	
		结果	速度	纠正错误
正常状态	20	15	5	75%
氢气泄漏	20	15	5	75%
去离子	20	19	1	95%
加湿				
泵低压				
去离子乙二醇高	20	19	1	95%
入口温度				
去离子乙二醇出口	20	20	0	100%
温度信号				
电压超范围				
气压低	20	17号	3	85%
全部的	120	105	15	87.5%

表 12 e 的计算时间和精度算法。

算法	DHMM-K	支持向量机
计算时间/s	1.48	9.06
准确性/%	94.17%	87.5%

新方法的准确率为 94.17%,高于 SVM 有轨电车的六种健康状态。这表明新颖的方法具有更高的识别准确率。除了分类精度、计算成本是关键因素需要考虑到这一点。计算时间为这里用来描述计算成本。该方法的计算时间为 1.48 s,比

低于 SVM。它表明,计算成本所提出的方法比 SVM 的方法要少。

从该表可以看出,与SVM相比小说的方法、占用内存和计算时间方法都比较小。因此,综合考虑EDR的性能和在线实施的可行性,

最终选择DHMM-K的故障诊断策略我们案例中的解决方案[34]。

结论

本文提出了DHMM-K的故障诊断策略。采用K-means聚类算法消除

样本点与实际不符
类标签。采用Lloyd算法对样本进行量化
特征。提出了 Baum-Welch 算法和前向-后向算法来训练和推断 DHMM。根据
有轨电车实测数据,平均识别度
6个故障样本的合格率为94.17%。结果证明
该方法在燃油故障诊断中的有效性
有轨电车的蜂窝系统。与支持向量机相比
方法中,DHMM-K方法的优点是计算量小
计算量小,分类精度高,简单
扩张。当出现新的故障类型时,只需要新的样本
被训练生成具有良好性能的隐马尔可夫模型
可扩展性。 DHMM-K策略计算量低
复杂度高,适合小样本数据。它奠定了
为在线故障诊断提供重要依据
有轨电车燃料电池系统。
目前,嵌入式策略的编码工作
微处理器芯片和在线测试正在进行中。此外,为了识别未知的故障类型,需要
付出一些努力
正在改进当前的方法。

致谢

该工作得到国家自然科学基金 (61473238) 、杰出青年科学基金资助

四川省青年科学家 (2015JQ0016) ,
中国NEEC开放式基金 (NEEC-2017-B01) 。

参考

[1] Hong Ling, Chen Jian, Liu Zhiyang, Huang Lianghui, 吴中乐.燃油输送的非线性控制策略
考虑氮渗透的质子交换膜燃料电池.国际期刊
氢能源 2017;42:1565e76。
[2] Li Qi, Yang Hanqing, Han Ying, Li Ming, Chen Weirong. A
基于能量下垂控制的状态机策略
PEMFC-电池-超级电容器管理系统
混合动力有轨电车.国际氢能杂志 2016;41:16148e59。
[3] Liu Jianxing, Laghrouche Salah, Ahmed Fayed-Shakil, 古怪的马克西姆。 PEM燃料电池供气系统观测器设计
用于汽车应用:自适应数值
差异化方法.国际氢能杂志
2014;39:17210e21。
[4] Li Qi, Chen Weirong, Liu Zhixiang, Li Ming, Ma Lei.
基于能源管理系统的开发
燃料电池-电池-超级电容器的功率共享策略
混合动力有轨电车。《电源杂志》2015;279:267e80。
[5] Li Qi, Chen Weirong, Liu Zhixiang, Guo Ai, Huang Jin.
机车质子的非线性多变量建模
交换膜燃料电池系统.国际氢能杂志
2014;39:13777e86。
[6] Xie Changjun, Ogden Joan M, Quan Shuhai, Chen Qihong.
燃料电池全混合动力的最佳电源管理
测试站上的动力总成.国际电力杂志
2013;53:307e20。
[7] Jia Junbo, Wang Gucheng, Thean Cham Yew, Wang Youyi,
韩铭.混合型质子交换膜燃料电池的电特性研究
和超级电容器系统。 IEEE跨工业电子
2010;57:1945e53。
[8] Xie Changjun, Xu Xinyi, Bujlo Piotr, Shen Di, Zhao Hengbing,
全书海.燃料电池及磷酸铁锂电池

[9] Benmouna A,Becherif M,Depernet D,Gustin F,Ramadan HS。质子交换膜燃料电池系统故障诊断方法《国际氢能杂志》2017 年;42:1534e43。

[10] Sutharssan T,Montalvao D,Chen YK,Wang WC,Pisac C.质子交换膜燃料电池的预测和健康监测综述。更新维持能源修订版2017;75:440e50。

[11] Dijoux E,Steiner NY,Benne M、Pera M,Perez BG.应用于质子交换膜燃料电池系统的容错控制策略的综述。《电源杂志》2017 年;359:119e33。

[12]希塞尔·D,佩拉·MC.燃料诊断与健康管理细胞系统:问题和解决方案。年鉴修订控制2016;42:201e11。

[13]刘杰,吴超,王中,吴L.使用2型模糊框架的传感器网络可靠滤波器设计。IEEE Trans Ind Inform 2017;13:1742e52。

[14] Andu´jar JM,Segura F,Jsorna F,Calderson AJ.用于故障检测和识别以及风冷聚合物电解质燃料电池性能改进的综合诊断方法。更新维持能源修订版2018;38:193e207。

[15] Zhao Y,Shen Y,Bernard A,Cachard C,Liebgtt H.使用 3D 超声对当前活检针定位和跟踪方法的评估和比较。超声学2017 年;73:206e20。

[16]刘杰,高Y,苏X,Wack M,吴L.扰动观察者-通过滑模技术对PEM 燃料电池系统的空气管理进行基于控制。IEEE传输控制系统技术2018:1e10。

[17]吴丽,高燕,刘杰,李红.基于输出反馈的随机系统事件触发滑模控制。自动2017;82:79e92。

[18] Liu Jianxing, Luo Wensheng, Yang Xiaozhan, Wu Ligang. PEM 燃料电池供气系统基于模型的鲁棒故障诊断。IEEE Trans Ind Electron 2016;65:3261e9。

[19] Mao L,Jackson L,Davies B.新型传感器选择算法在质子交换膜燃料电池在线诊断中的有效性。IEEE Trans Ind Electron 2018:1。

[20] Mao L,Davies B,Jackson L.传感器的应用聚合物电解质膜燃料电池预测和健康管理中在选择方法。能源2017;10:1511。

[21]毛琳,杰克逊·L,邓尼特·S.实用故障诊断采用数据驱动方法的聚合物电解质膜 (PEM)燃料电池系统。燃料电池2017 年;17:247e58。

[22] Mao L,Jackson L,Davies B.考虑传感器可靠性的 PEMFC 故障诊断研究。Int J 氢能源2017 年。https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2017.11.144。

[23] Pahon E,Steiner NY,Jemei S,Hissel D,Oteguay PM.一种基于信号的 PEMFC 快速诊断方法。应用能源2016 年;165:748e58。

[24] Ritzberger D,Jakubek S.用于诊断目的的聚合物电解质膜燃料电池的非线性数据驱动识别:Volterra 系列方法。《电源杂志》2017 年;361:144e52。

[25] Mohammadi A,Djerdir A,Steiner NY,Khaburi D.基于单个 PEMFC 中的温度和电流密度分布的高级诊断。国际氢能杂志2015;40:15845e55。

[26]郑Z, Morando S, Pera MC, Hissel D, Larger L.致力于质子交换膜燃料电池堆故障诊断的脑启发计算范式。国际氢能杂志2017;42:5410e25。

[27]赵旭,徐立,李健,方成,欧阳明.基于多传感器信号和主成分分析方法的质子交换膜燃料电池系统故障诊断[J]. Int J 氢能源2017;42:18524e31。

[28] Li Z, Outbib R, Giurgea S, Hissel D, Jemei S. 在线基于SVM的PEMFC系统故障诊断策略的实现应用能源2016;164:284e93。

[29] Benouioua D, Candusso D, Harel F, Oukhellou L. PEMFC 堆栈电压奇点测量和故障分类。国际氢能杂志2014;39:21631e7。

[30] Benouioua D, Candusso D, Harel F, Oukhellou L.基于电堆电压信号多重形分析的燃料电池诊断方法。《国际氢能杂志》2014 年;39:2236e45。

[31] Kim J,Tak Y.基于离散小波变换的聚合物电解质膜燃料电池判别和健康状态诊断的实现。国际氢能杂志2014;39:10664e82。

[32] Ibrahim M,Anthony U,Steiner NY,Jemei S,Coconut C.质子交换膜燃料电池的小波变换基于信号的诊断。能源 Procedia 2015;74:1508e16。

[33]达穆尔 C,本尼 M,格隆丁-佩雷斯 B,贝萨菲 M,希塞尔 D.基于经验模态分解的聚合物电解质膜燃料电池故障诊断《电源杂志》2015;299:596e603。

[34] Li Z, Outbib R, Hissel D, Giurgea S. PEM 燃料电池的数据驱动诊断:比较研究。控制工程实践2014 年;28:1e12。

[35] Li Z. PEMFC 系统数据驱动的故障诊断:自动。艾克斯-马赛大学;2014年。

[36] Vamsikrishna KM,Dogra DP,Desarkar MS.具有监督学习的计算机视觉辅助手掌康复。IEEE Trans Bio Med Eng 2016;63:991e1001。

[37]张 C,刘 Y,夏 Y,王 X,李 C.用于多口音中文语音识别的具有判别性动态高斯混合选择的可靠口音特定单元生成。IEEE 音频传输语音处理2013;21:2073e84。

[38] Befekadu GK,Gupta V,Antsaklis PJ.马尔可夫调制拒绝服务 (DoS) 攻击策略下的风险敏感控制。IEEE 传输自动控制2015;60:3299e304。

[39]李B,侯杰,李X,南Y,Nallanathan A,赵C.时空双选择信道的深度感知:当主用户移动且信道为平坦瑞利衰落时。IEEE传输信号处理2016;64:3362e75。

[40] Raman R,Sa PK,Majhi B,Bakshi S.智慧城市中行人监控系统方向估计:基于 HMM 的方法。IEEE 访问2016;4:5788e808。

[41] Missaoui O, Frigui H, Gader P. 地雷探测使用多流离散隐马尔可夫模型的探地雷达。IEEE Trans Geosci Remote 2011;49:2080e99。

[42] Luis Alberto M,Riascos,Simoes Marcelo G,Miyagi Paulo E.质子交换膜燃料电池的贝叶斯网络故障诊断系统。《电源杂志》2007 年;165:267e78。

[43] Ghosh AP,Kleiman E,Roitorshtein A.维特比路径泛函的大偏差界限。IEEE 传输信息理论2011;57:3932e7。

[44] Miguel A,Ortega A,Buera L,Lleida E.语音识别中离散观察分布的贝叶斯网络。IEEE音频传输语音语言处理2011;19:1476e89。

[45] Sloin A,Burshtein D.支持向量机训练改进的隐马尔可夫模型。IEEE 传输信号处理2008;56:172e88。

[46] Xu J,Han J,Nie F,Li X.判别性重新加权用于多视图聚类的嵌入式 K-means。IEEE图像转换处理2017;26:3016e27。

[47]刘红,吴静,刘涛,陶德,付勇。基于加权K均值的谱系集成聚类:理论与实践证据。
IEEE Trans Knowl Data Eng 2017;29:1129e43。

[48]吴伟,彭明。K-均值聚类与 bagging 神经网络相结合的短期风电功率预测数据挖掘方法。IEEE 物联网 2017;4:979e86。

[49] Liang H, Chung W, Kuo S.用于空移键控 MIMO 系统的编码辅助 K 均值聚类盲收发器。 IEEE Trans Wirel Commun 2016;15:103e15。

[50] Adapa B, Biswas D, Bhardwaj S, Raghuraman S, Acharyya A, Maharatna K. 基于坐标旋转的低复杂度 K-
意思是集群架构。 IEEE Trans VLSI 系统2017;25:1568e72。

[51]邢克,胡超,余健,程旭,张峰。社会参与感知中相互隐私保护的K均值聚类。
IEEE Trans Ind Inform 2017;13:2066e76。

[52]杨霞,奚伟,孙勇,曾涛,龙涛,萨卡·TK。基于加权K均值聚类法的大型平面相控阵雷达子
阵划分优化IEEE J-STSP 2015;9:1460e8。

[53]吴学军,叶青。固体氧化物燃料电池故障诊断与预测。 《电源杂志》2016 年;321:
47e56。