

基于支持向量机的燃料电池发动机氢气泄漏检测方法

邹强¹, 田颖¹, 李红松², 秦顺顺²

(1.北京交通大学机械与电子控制工程学院, 北京100044; 2.潍柴动力股份有限公司, 山东潍坊261061)

摘要: 针对传统通过检测车内环境中氢气浓度大小对燃料电池汽车氢气泄漏故障进行诊断的方法, 其诊断效果容易受到传感器安装点位、数量及外部环境(例如风向、风速)影响的问题。提出了一种基于支持向量机的氢气泄漏检测方法, 利用质量守恒方程计算燃料电池发动机氢气泄漏故障特征指标, 采用经过粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化的径向基核函数支持向量机识别系统氢气泄漏, 并通过燃料电池发动机模型在车辆行驶新欧洲标准行驶循环(New European Driving Cycle, NEDC)工况时的仿真结果, 对该方法在车辆变工况行驶条件下检测氢气泄漏的效果进行验证。结果表明: 基于支持向量机的燃料电池发动机氢气泄漏检测方法在车辆变工况行驶条件下, 对燃料电池发动机系统氢气泄漏的诊断正确率均高于90%。所提出的方法能够较好地实现对燃料电池发动机系统氢气泄漏的检测, 并能为其他氢气泄漏检测方法的设计提供参考。

面对能源危机和环境

污染的双重压力, 发展各种类型的高效电动汽车已上升到国家战略层面^[1]

。燃料电池是利用氢氧电化学反应产生电的特殊装置, 使用氢气作为燃料的质子交换膜燃料电池汽车被广泛视为新能源汽车的重

要发展方向之一。然而

, 氢气属于易燃气体, 一旦发生氢气泄漏, 将有爆炸和燃烧的潜在危险^[2]

。因此, 研究燃料电池发动机系统氢气泄漏检测方法对于质子交换膜燃料电池汽车的进一步推广及发展具有重要意义。目前

, 国内外研究

人员在质子交换膜燃料电池

发动机系统氢气泄漏检测方法上开展了大量的研究, Mousa等^[3]

利用电化学阻抗法, 分析电堆在不同氧气浓度及不同泄漏率下电堆阻抗的变化情况, 实现电堆内氢气泄漏检测。

Barrett^[4]

利用氢气浓度传感器,

通过检测车内多点位氢气浓度, 实现对车辆氢气泄漏的检测。Maeda等^[5]

利用声音传感器, 通过检测气体泄漏声

音对车辆氢气泄漏进行识别。立花实等^[6-8]

通过相关操作, 使燃料电池发动机氢气供应系统内部形成密闭空间, 通过检测密闭空间内氢气压力的衰减情况判断是否出现氢气泄漏。奥井武彦^[9]

通

过增

加质子交

换膜燃料电池电堆

内膜电极湿度产生的电压回升现象判

断电堆内部是否出现氢气交叉泄漏。Liu等^[10]

采用离散隐马尔可夫模型实现了

对燃料电池汽车氢气泄漏故障数据的识别。Rosich等^[11]

从燃料电池空气系统模型中筛选出空气系统各变量的计算公式及冗余公式, 利用各变量计算公式与冗余公式各计算结果之间的残差实现对空气泄漏故障的识别。Escobet等^[12]

利用模糊归纳推理建立燃料电池发动机参数识别模型, 利用燃料电池发动机物理模型的数据对参数识别模型进行训练, 比较燃料电池发动机参数识别模型输出值与燃料电池发动机物理模型输出值之间的偏差, 实现空气供应管路泄漏的识别。In-gimundarson等^[13]基于质量守恒方程实现对燃料电池电堆内部氢气泄漏的检测。

目前, 针对燃料电池发动机氢气泄漏检测方法, 国内外学者进行了大量的研究, 但还存在一些问题, 例如氢气浓度

检测法易受到外界环境干扰、部分研究人员在研究过程中对于车辆行驶工况的假设与实际车辆行驶情况相差较大等。针对目前燃料电池发动机氢气泄漏检测存在的一些不足，本文作者提出了一种基于支持向量机的氢气泄漏检测方法，通过质量守恒方程获取燃料电池发动机氢气泄漏故障特征指标^[13]

，并针对在氢气泄漏检测过程中系统小流量氢气泄漏难以识别的问题，采用经过PSO优化的径向基核函数支持向量机对氢气泄漏进行识别。最后，通过AMESim软件提供的燃料电池发动机模型在车辆行驶NEDC循环工况时的仿真结果，对该方法在车辆变工况行驶条件下检测氢气泄漏的效果进行了验证，并将不同支持向量机在不同样本容量下对系统氢气泄漏识别的正确率进行了对比。

1支持向量机

研究燃料电池发动机氢气泄漏检测的最终目的是开发在线燃料电池汽车氢气泄漏检测系统，由于嵌入式系统的数据运算性能与普通计算机相比相差很多，因此，采用计算量过大的数据识别算法会导致嵌入式系统识别泄漏数据时间过长，无法实现对燃料电池汽车氢气泄漏的快速检测。文献[14]在嵌入式系统中采用支持向量机故障诊断算法实现了对燃料电池电堆4种故障的诊断，表明了嵌入式系统中通过支持向量机故障诊断算法实现数据在线识别的可行性，因此本文采用基于支持向量机的模式识别方法对燃料电池发动机氢气泄漏进行识别。

1.1 支持向量机的基本原理

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种监督式分类的方法^[15],可以通过非线性变换将输入数据变换到一个更高维的空间,然后在这个高维空间内寻找数据最优分类面,将正常数据与故障数据分开,其基本原理为:设一组线性可分数据为 $x_i (1 \leq i \leq N)$, 它们的类别为 $y_i (1 \leq i \leq N)$, 对于 d 维空间, $x_i \in \mathbf{R}^d$ 且 $y_i = \pm 1$, 分类超平面 $g(x)$ 的方程为

$$g(x) = w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

式中: w, b 均为实数参数.

当超平面对所有数据样本进行正确分类时, 会满足

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 \quad (2)$$

第 i 个样本数据点 x_i 到分类超平面的距离 D 为

$$D = \frac{1}{\|w\|} |w^T x_i + b| \quad (3)$$

为了提高系统的鲁棒性, 要求分类超平面距离两端各个数据点的最小距离尽可能大, 即

$$\max(\min(D)) = \max_{w, b} \left(\min_{x_i} \frac{1}{\|w\|} |w^T x_i + b| \right) \quad (4)$$

将式(2)代入式(4)后可得

$$\max_{w, b} \left(\min_{x_i} \frac{1}{\|w\|} |w^T x_i + b| \right) = \min_{w, b} \left(\frac{1}{2} w^T w \right) \quad (5)$$

式(5)可以通过定义拉格朗日函数及强对偶关系进行求解, 式(5)求解方式由文献[2]可知.

1.2 支持向量机的参数优化

在实际使用中, 为了增加支持向量机的鲁棒性, 通常将式(5)改写为

$$\max_{w, b} \left(\min_{x_i} \frac{1}{\|w\|} |w^T x_i + b| \right) = \min_{w, b} \left(\frac{1}{2} w^T w \right) + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (6)$$

式中: C 为惩罚因子; ξ 为松弛变量, $\xi_i = 1 - y_i (w^T x_i + b)$, $\xi_i \geq 0$. 但是在利用支持向量机解决实际问题时, 通常会遇到在低维空间中数据不可分的问题. 因此需要引入核函数将数据映射至高维空间内, 综合考虑支持向量机分类性能和其计算量, 选择了计算量小, 且只有一个核宽度 σ 参数的径向基函数做为支持向量机的核函数.

不同的 C 和 σ 对支持向量机分类的准确率及其泛化能力影响较大, 合理的选择 C 和 σ 可以显著提高支持向量机的故障诊断能力. 因此, 采用了 PSO 优化算法对 C 和 σ 进行优化^[1], 该算法是根据粒子的个体和全局历史极值更新各个粒子的速度和位置, 具体迭代公式为

$$V_{n+1} = \omega \cdot V_n + c_1 r_1 \cdot (pB - X_i) + c_2 r_2 \cdot (gB - X_i) \quad (7)$$

$$X_{n+1} = X_n + V_{n+1} \quad (8)$$

式中: V 为速度; ω 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为随机数; pB 为个体历史极值; gB 为全局历史极值; X_i 为第 i 个粒子位置; n 为迭代次数. 通过对各个粒子所处位置及速度的不断更新, 实现对支持向量机 C 和 σ 的优化, 以提高支持向量机的数据分类正确率.

2 氢气泄漏识别方法

2.1 燃料电池发动机系统

燃料电池是一种能够把燃料具有的化学能直接转换为电能的装置，但是单片燃料电池的电压很低。为了获取较大的功率输出，通常需要将多片单电池串联构成电堆，并与其他辅助子系统一起组成燃料电池发动机。如图1所示，燃料电池发动机通常可以分为氢气供给子系统、空气供给子系统、加湿子系统、冷却子系统、电堆等。氢气供给子系统主要用于向电堆供应一定压力和流量的氢气，氢气从氢气瓶内流出，经过减压阀减压后进入燃料电池电堆阳极。反应剩余的气体从阳极出口流出后经过氢气循环风机回流至电堆阳极入口，实现再利用。控制系统控制尾气阀定时打开，将电堆阴极跨膜泄漏至氢气供给系统中的氮气和蒸气排出。

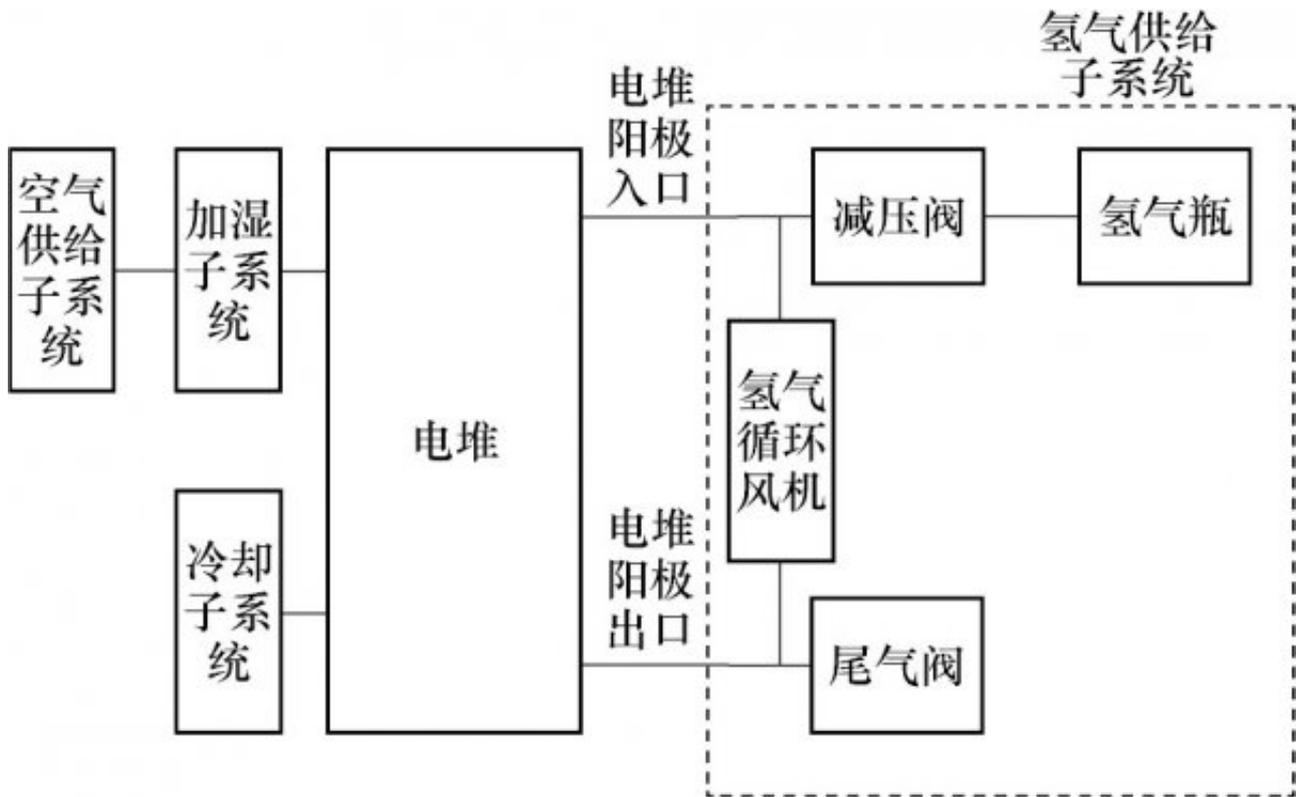


图 1 质子交换膜燃料电池发动机结构示意图

Fig.1 Structure diagram of proton exchange membrane fuel cell engine

2.2 基于质量守恒的氢气泄漏识别方法

根据质量守恒方程,燃料电池发动机正常运行时,氢气瓶输出氢气流量 $Q_{H_2,t}$ 应等于电堆阳极流道内氢气反应量 Q_r 、尾气阀氢气排出量 $Q_{H_2,v}$ 、阳极流道内氢气质量变化率 Q_{Pan} 、燃料电池发动机完好时系统内氢气通过各密封件缝隙的泄漏流量 $Q_{H_2,nl}$ 及各段管路内氢气质量的变化率 $Q_{H_2,p}$ 之和,即

$$Q_{H_2,t} - Q_r - Q_{H_2,v} - Q_{Pan} - Q_{H_2,nl} - Q_{H_2,p} = 0 \quad (9)$$

由于燃料电池发动机完好时,系统内氢气通过各密封件缝隙的泄漏流量很小,且相对于电堆阳极流道,氢气供应系统各段管道的容积较小,所以忽略燃料电池发动机完好时,氢气通过各密封件缝隙泄漏的质量流量及各段管路内氢气质量的变化率,可得

$$Q_{H_2,t} - Q_r - Q_{H_2,v} - Q_{Pan} \approx 0 \quad (10)$$

取燃料电池发动机氢气泄漏特征指标 $T(t)$, 令^[12]

$$T(t) = Q_{H_2,t} - Q_r - Q_{H_2,v} - Q_{Pan} \quad (11)$$

在燃料电池发动机系统无氢气泄漏的情况下, $T(t) \approx 0$, 当燃料电池发动机系统发生氢气泄漏时, 氢气瓶输出氢气流量 $Q_{H_2,t} > Q_r + Q_{H_2,v} + Q_{Pan}$, 即 $T(t) > 0$, 因此检测系统可以通过特征指标 $T(t)$ 值的大小, 判断出燃料电池发动机是否发生氢气泄漏.

3 氢气泄漏检测效果验证

3.1 燃料电池发动机模型

通过AMESim仿真软件提供的质子交换膜燃料电池发动机系统模型，对基于支持向量机的燃料电池发动机氢气泄漏检测方法的检测效果进行验证。如图2所示，该模型为燃料电池发动机物理模型，在假设氢气、空气符合理想气体定律并且忽略电堆阴极内氮气及水蒸气跨膜泄漏至阳极的前提下，利用运动学、动力学、传热学等相关物理公式对车辆行驶NEDC循环工况时燃料电池发动机内部各点位气体状态变化及系统各部件的动态特性进行了仿真。该模型主要包括电堆、空气供给及加湿子系统、氢气供给子系统3部分。电堆用于将氢气的化学能转化为电能，空气供给及加湿子系统用于向燃料电池电堆阴极侧提供空气，并通过加湿器对进入电堆的空气进行加湿，氢气供给子系统用于向燃料电池电堆阳极侧供应氢气，未参加反应的氢气从电堆阳极出口排出，并通过氢气供给系统中的氢气循环风机回流至阳极入口实现再利用。模型运行时间为1180s，在运行过程中，电堆最大输出功率为31.7kW，最大输出电流为119.3A。

在燃料电池发动机氢气泄漏检测方法的研究中，主要关注在模型运行过程中系统氢气回路的动态特性，图3所示为氢气供应装置模型，氢气瓶内氢气初始压力为70MPa，氢气瓶容积为50L，一级减压阀出口压力设定值为2.07MPa，二级减压阀出口压力设定值为0.15MPa。

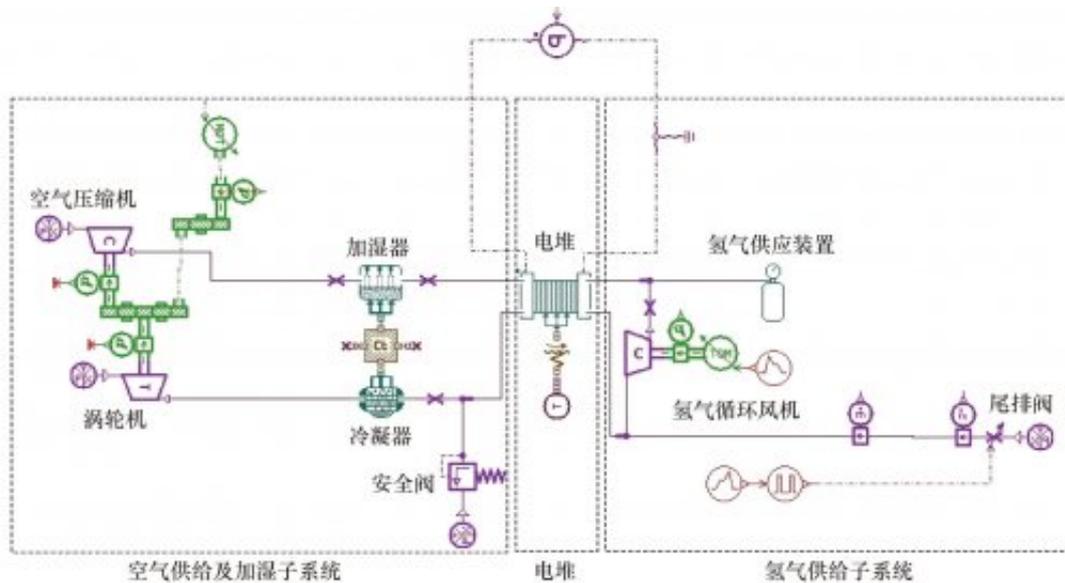


图 2 质子交换膜燃料电池发动机系统模型

Fig.2 System model of proton exchange membrane fuel cell engine

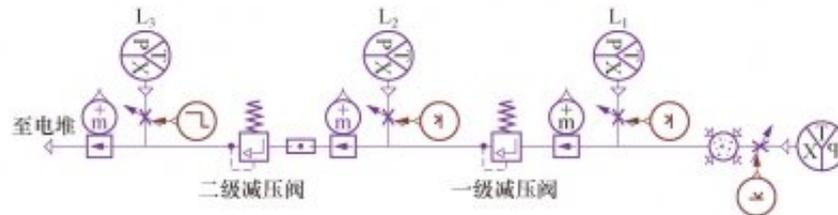


图 3 氢气供应装置模型

Fig.3 Hydrogen supply model

由于在氢气供应装置中需要将氢气压力从 70 MPa 高压减压至燃料电池电堆阳极标称压力,通常单级减压难以满足要求,因此,如图 4 所示,为了更加贴近实际情况,将模型修改为高压氢气经两级气体减压后输出至燃料电池电堆,电堆输出电流如图 5 所示.模型中 $Q_{H_2,t}$ 、 Q_r 、 $Q_{H_2,v}$ 和 Q_{Pan} 的计算公式分别为

$$Q_{H_2,t} = x_{re} \cdot A_{m,re} \cdot \sqrt{\frac{2\gamma}{r(\gamma+1)}} \left(\frac{2}{\gamma+1}\right)^{\frac{1}{\gamma-1}} \cdot \frac{P_{u,re}}{\sqrt{T_{u,re}}} \quad (12)$$

$$Q_r = \frac{I_{st} \cdot N_c}{2F} \quad (13)$$

$$Q_{H_2,v} = sig \cdot A_{m,v} \cdot C_{q,v} \cdot \sqrt{\frac{2\gamma}{r(\gamma-1)}} \cdot \sqrt{\left(\frac{p_{d,v}}{p_{u,v}}\right)^{\frac{2}{\gamma}} - \left(\frac{p_{d,v}}{p_{u,v}}\right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma}}} \cdot \frac{p_{u,v}}{\sqrt{T_{u,v}}} \quad (14)$$

$$Q_{Pan} = \frac{d}{dt} \left(\frac{P_{an} V_{an}}{r T_{an}} \right) \quad (15)$$

式中: $Q_{H_2,t}$ 为氢气瓶输出氢气流量, kg/s; x_{re} 为减压阀阀口开度, 0~1; $A_{m,re}$ 为减压阀最大阀口面积, m^2 ; γ 为氢气比热容比; r 为氢气气体常数, J/(kg·K); $P_{u,re}$ 为减压阀上口气体压力, Pa; $T_{u,re}$ 为减压阀上口气体温度, K; I_{st} 为电堆输出电流, A; N_c 为燃料电池单池数量; F 为法拉第常数, C/mol; sig 为尾排阀控制信号, 0~1; $A_{m,v}$ 为尾排阀最大阀口面积, m^2 ; $C_{q,v}$ 为尾排阀流量系数; $p_{u,v}$ 为尾排阀上口气体压力, Pa; $p_{d,v}$ 为尾排阀下口气体压力, Pa; $T_{u,v}$ 为尾排阀上口气体温度, K; P_{an} 为电堆阳极流道压力, Pa; V_{an} 为电堆阳极流道体积, m^3 ; T_{an} 为电堆阳极温度, K.

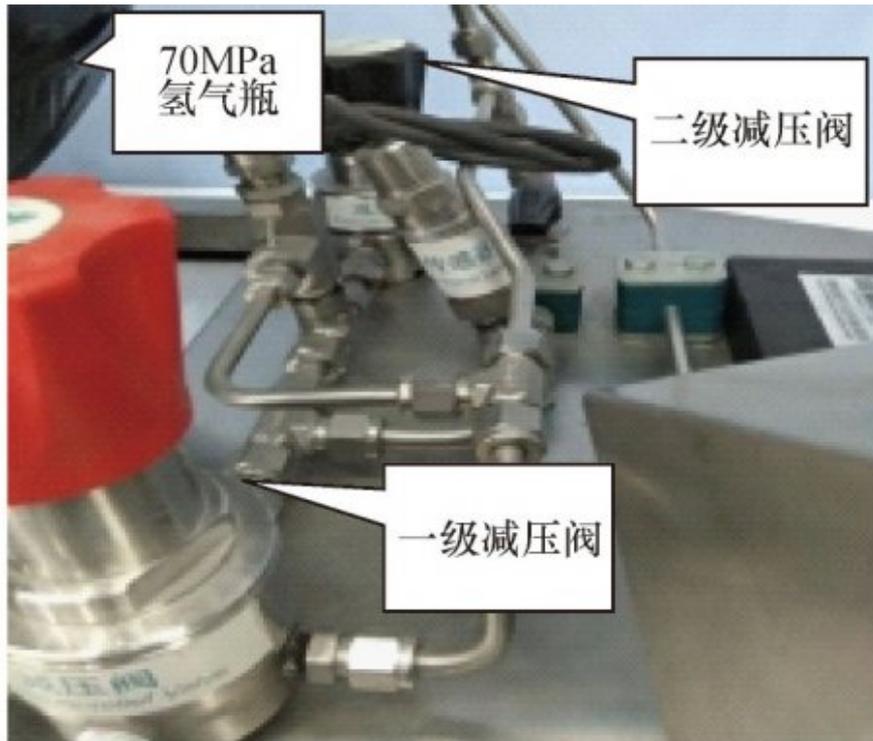


图 4 某型号燃料电池发动机氢气供应装置

Fig.4 Hydrogen supply device of a certain type of fuel cell engine

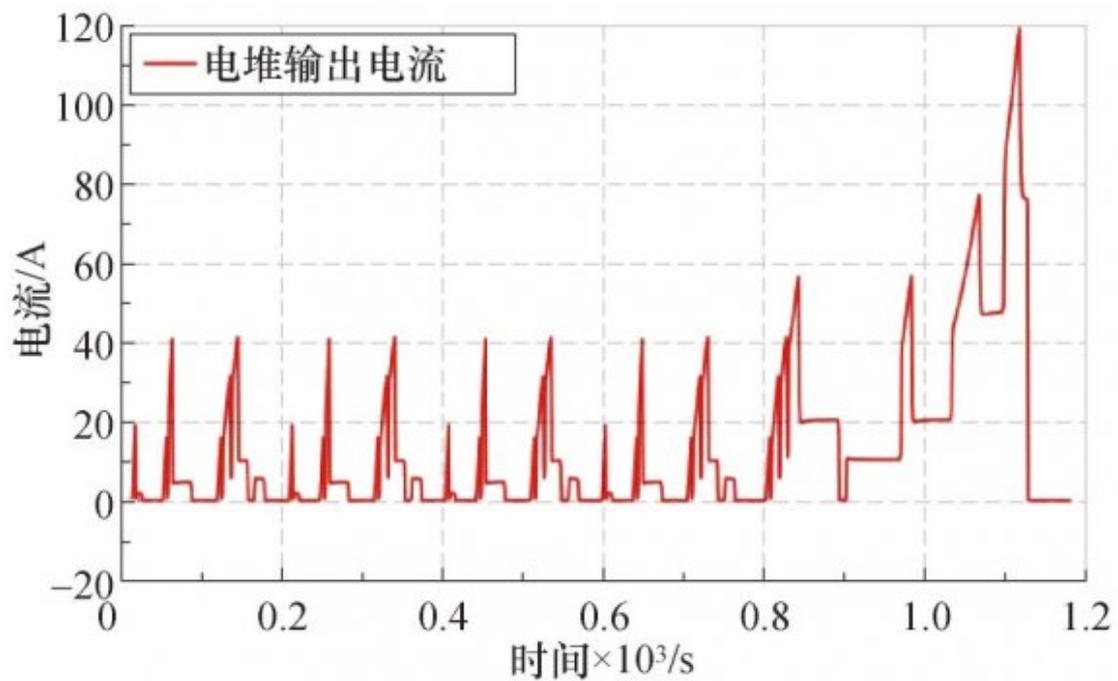


图 5 电堆输出电流

Fig.5 Current outputted by electric piles

3.2 基于支持向量机的氢气泄漏检测

为了研究基于支持向量机的燃料电池发动机氢气泄漏检测方法的检测效果，分别在模型氢气供应装置一级减压阀上口、下口和二级减压阀下口设置了泄漏点位L1、L2、L3，以模拟燃料电池发动机发生的大流量、中流量和小流量氢气泄漏，如图3所示。其中，L1点位与L2点位泄漏孔

面积设置为 0.1mm^2

，L3点位泄漏孔面积设置参照文献[16]中氢气渗透和泄漏量在稳态条件下不超过 $0.15\text{NL}/\text{min}$ 的要求，将泄漏孔面积设置为 0.004mm^2 ，使该点位在模型运行过程中氢气泄漏流量约为 $0.15\text{NL}/\text{min}$ 。

在单独开启泄漏点L1、泄漏点L2、泄漏点L3和未开启泄漏点的情况下，分别运行燃料电池发动机模型，模型信号采样周期为 0.1s ，模型运行过程中各点位氢气泄漏流量如图6所示，L2与L3点位氢气泄漏流量较为平稳，L1点位氢气泄漏流量随时间减小，这是由于氢气泄漏流量过大，氢气瓶内气体压力快速降低造成的。依照公式(11)对模型4次仿真结果进行处理，分别得到 $T1(t)$ 、 $T2(t)$ 、 $T3(t)$ 、 $T0(t)$ ，如图7所示。由于受到电堆输出电流不断变化、系统排阀开启、氢气循环风机进出口压力不同等原因的影响，故障特征指标 $T1(t)$ 、 $T2(t)$ 、 $T3(t)$ 、 $T0(t)$ 均具有较大地波动。当L1点出现泄漏时，故障特征指标 $T1(t)$ 与无泄漏时的故障特征指标 $T0(t)$ 相差较大，且数值未出现混叠，但当L2及L3点位出现泄漏时，故障特征指标 $T2(t)$ 、 $T3(t)$ 与 $T0(t)$ 相差较小，且出现大量的数值混叠。图8为当L3点出现泄漏时，故障特征指标 $T3(t)$ 与 $T0(t)$ 的对比图，从图中可以看出在系统出现小流量泄漏的情况下，故障特征指标 $T3(t)$ 与 $T0(t)$ 存在大量的混叠，难以对系统小流量氢气泄漏进行识别。径向基核函数支持向量机可以将低维空间中的数据映射至高维空间，以实现对数据的准确分类，因此在燃料电池发动机氢气泄漏检测方法研究过程中，采用径向基核函数支持向量机对燃料电池发动机系统氢气泄漏进行识别，并采用PSO优化算法对径向基核函数支持向量机的两个内部参数进行优化。

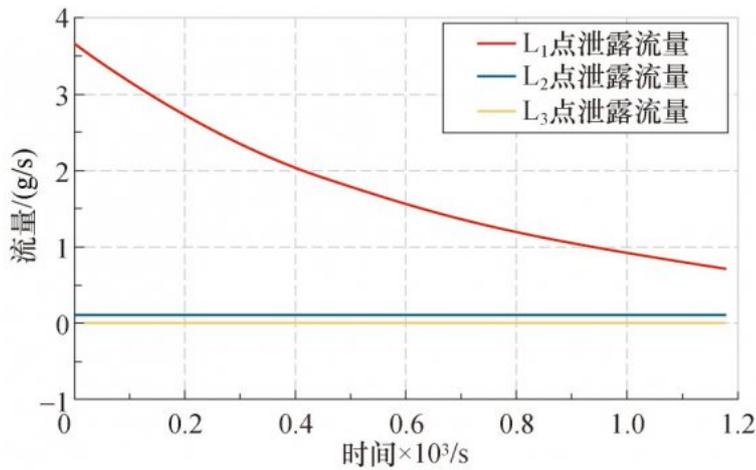


图 6 L_1 、 L_2 、 L_3 点位氢气泄漏流量

Fig.6 Hydrogen leakage flowrate at L_1 , L_2 , L_3

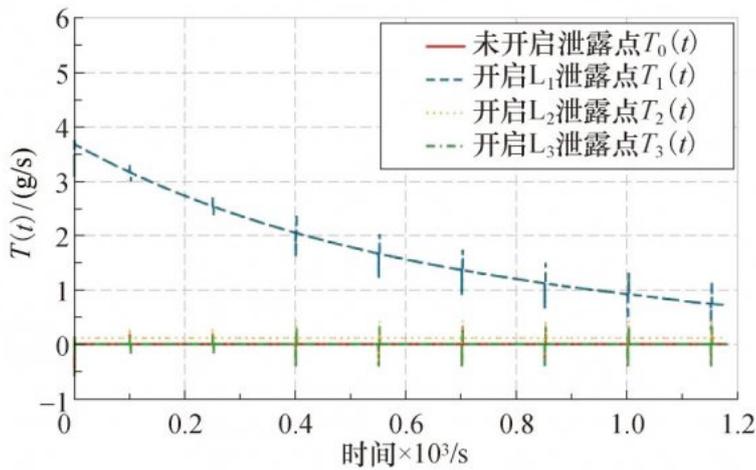


图 7 不同泄漏状态下 $T(t)$

Fig.7 $T(t)$ under different leak conditions

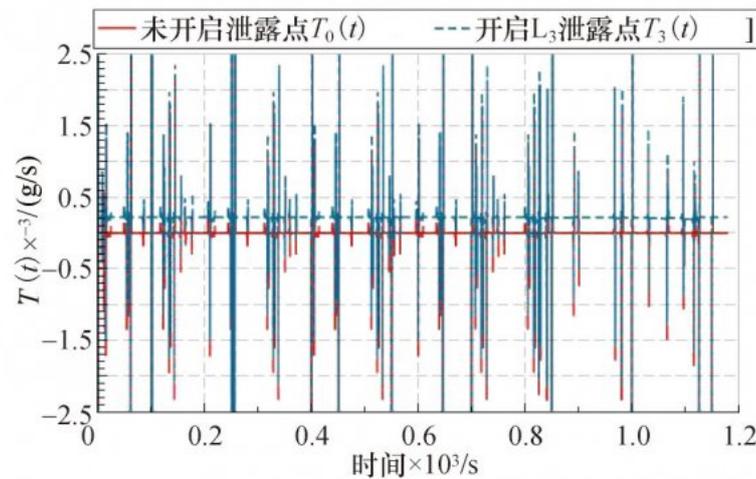


图 8 系统 L_3 点位泄漏与系统无泄漏时 $T(t)$ 对比

Fig.8 Comparison of $T(t)$ between L_3

Point leakage and no leakage of system

不同情况下故障特征指标 $T_1(t)$ 、 $T_2(t)$ 、 $T_3(t)$ 、 $T_0(t)$ 数据个数均为11800个。为研究数据样本容量对支持向量机识别燃料电池发动机氢气泄漏的影响，分别将连续10个 $T(t)$ 数据（即 $T(t-9)$ ， $T(t-8)$ ，...， $T(t)$ ）、连续5个 $T(t)$ 数据（即 $T(t-4)$ ， $T(t-3)$ ，...， $T(t)$ ）和单一 $T(t)$ 数据做为1个数据样本，将每种情况下的数据样本拆分为训练样本和测试样本，并将各种情况下的训练样本和测试样本组合成训练样本集和测试样本集，两种样本集样本容量一致，训练样本见表1。

表 1 不同泄漏情况下训练样本数量及样本标签

Tab.1 Size and labels of training samples for different leakage points

泄漏流量	样本容量			样本标签
	10	5	1	
无泄漏	590	1 180	5 900	0
L_1 (大流量泄漏)	590	1 180	5 900	1
L_2 (中等流量泄漏)	590	1 180	5 900	1
L_3 (小流量泄漏)	590	1 180	5 900	1

为了将使用PSO算法优化后的径向基核函数支持向量机的氢气泄漏识别效果与未经优化的径向基核函数支持向量机及线性核函数支持向量机的识别效果进行对比，利用不同样本容量的训练样本集分别对3种支持向量机进行训练，并使用不同样本容量的测试样本集对3种支持向量机的氢气泄漏识别效果进行测试，测试结果如表2中所示。

由表2中数据可知，线性核函数支持向量机（Linear Kernel Support Vector Machine, LKSVM）与未经优化的径向基核函数支持向量机（Radial Basis Function Support Vector Machine, RBF SVM）未能对系统无泄漏 $T_0(t)$ 和小流量氢气泄漏 $T_3(t)$ 进行区分，错误地将所有测试数据都认为是系统发生氢气泄漏。当系统发生各种流量氢气泄漏时，经过PSO算法优化后的支持向量机都能够准确识别出系统氢气泄漏的发生，其中，当样本容量为5时，经过优化后的径向基核函数支持向量机对于各种泄漏情况的识别正确率均不低于99%。因此，经过PSO算法优化后的径向基核函数支持向量机能够在车辆行驶工况不断变化的情况下实现对燃料电池发动机系统氢气泄漏的准确识别。

表 2 不同支持向量机氢气泄漏识别正确率

Tab.2 Accuracy rate of hydrogen leak detection with different support vector machines %

泄漏流量	LKSVM 测试样本集容量			RBF SVM(未优化) 测试样本集容量			RBF SVM(PSO 优化) 测试样本集容量		
	10	5	1	10	5	1	10	5	1
	无泄漏	0	0	0	0	0	0	98.6	99
L_1 (大流量泄漏)	100	100	100	100	100	100	100	100	100
L_2 (中等流量泄漏)	100	100	100	100	100	100	100	100	100
L_3 (小流量泄漏)	100	100	100	100	100	100	99.3	99.7	98.8

4结论

1) 所提出的基于支持向量机的燃料电池发动机系统氢气泄漏检测方法能够在车辆行驶工况不断变化的情况下对燃料电池发动机系统氢气泄漏进行检测，且检测正确率均高于90%，为未来燃料电池汽车氢气泄漏检测方法的设计提供了新的思路。

2) 与LKSVM及未经优化的RBFSVNS相比, 经过PSO算法优化的RBFSVM能够较好地识别系统无氢气泄漏及出现小流量氢气泄漏时的故障特征指标, 且识别正确率高于90%, 对其他气体泄漏检测方法的设计具有一定的参考价值。

3) 所提出的基于支持向量机的燃料电池发动机系统氢气泄漏检测方法虽然在仿真验证中取得了较好的结果, 但所采用的仿真模型与真实的燃料电池发动机系统依然存在着一一定的差距。因此, 在未来需要进行进一步实验验证, 并根据实验结果优化和完善所提出的氢气泄漏检测方法, 提升检测效果。

参考文献 (References) :

- [1] 姜涛, 耿聪, 薛奇成, 等. 基于能耗优化的前后轴独立驱动电动汽车转矩分配策略[J]. 北京交通大学学报, 2019, 43(5): 102–109.
JIANG Tao, GENG Cong, XUE Qicheng, et al. Torque distribution strategy of FRID EV based on energy consumption optimization[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2019, 43(5): 102–109. (in Chinese)
- [2] 全睿. 车用燃料电池系统故障诊断与维护若干关键问题研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2011.
QUAN Rui. Study on some key problems of fault diagnosis and maintenance for automotive fuel cell system[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2011. (in Chinese)
- [3] MOUSA G, DEVAAL J, GOLNARAGHI F. Diagnosis of hydrogen crossover and emission in proton exchange membrane fuel cells[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2014, 39(36): 21154–21164.
- [4] BARRETT S. Hydrogen safety monitoring on challenge X vehicle[J]. International Journal of Green Energy, 2009, 6(6): 565–570.
- [5] MAEDA K, TAMURA Y. Characteristics of hydrogen leakage sound from a fuel-cell vehicle by hearing[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(11): 7331–7339.
- [6] 立花实. 燃料电池系统及氢气泄漏检测方法: 201510772174[P]. 2016-05-25.
LI Huashi. Fuel cell system and hydrogen leak detection method: 201510772174[P]. 2016-05-25. (in Chinese)
- [7] J.P. 萨尔瓦多, J.N. 罗夫里亚. 燃料电池系统中的轻微阳极泄露检测: 201110131777.8[P]. 2011-12-21.
SALVADOR J P, ROVRIA J N. Slight anode leakage detection in fuel cell systems: 201110131777.8[P]. 2011-

- 12-21.(in Chinese)
- [8] 宋琛,刘常福,侯中军,等.一种燃料电池堆在线气密性检测装置及方法:201410099289.7[P].2014-07-02.
SONG Chen, LIU Changfu, HOU Zhongjun, et al. Fuel cell stack online air tightness detecting device and method:201410099289.7[P].2014-07-02.(in Chinese)
- [9] 奥井武彦.燃料电池系统以及燃料电池汽车:201380071267.3[P].2015-09-30.
AOJING Wuyan. Fuel cell system and fuel cell vehicle: 201380071267.3[P].2015-09-30.(in Chinese)
- [10] LIU J W, LI Q, CHEN W R, et al. A discrete hidden Markov model fault diagnosis strategy based on K-means clustering dedicated to PEM fuel cell systems of tramways [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2018, 43 (27): 12428–12441.
- [11] ROSICH A, SARRATE R, NEJJARI F. On-line model-based fault detection and isolation for PEM fuel cell stack systems[J]. Applied Mathematical Modelling, 2014, 38 (11/12): 2744–2757.
- [12] ESCOBET A, NEBOT À, MUGICA F. PEM fuel cell fault diagnosis via a hybrid methodology based on fuzzy and pattern recognition techniques[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 36: 40–53.
- [13] 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.
- [14] LI Z L, OUTBIB R, GIURGEA S, et al. Online implementation of SVM based fault diagnosis strategy for PEMFC systems[J]. Applied Energy, 2016, 164: 284–293.
- [15] 戴雪瑞,袁雪,乐国庆,等.复杂场景下基于颜色对和MSER的交通标志检测方法[J].北京交通大学学报, 2018, 42(5): 107–115.
DAI Xuerui, YUAN Xue, YUE Guoqing, et al. Detection method of traffic signs based on color pair and MSER in the complex environment[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2018, 42(5): 107–115.(in Chinese)
- [16] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会.燃料电池电动汽车-车载氢系统-技术条件:GB/T 26990—2011[S].北京:中国标准出版社, 2012.
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration. Fuel cell electric vehicles-onboard hydrogen system-specifications: GB/T 26990—2011 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2012. (in Chinese)

原文地址：<http://www.china-nengyuan.com/tech/159558.html>