

汽车发动机失火故障诊断方法研究综述

郑太雄¹ 张瑜¹ 李永福²

摘 要 失火故障诊断是汽车车载诊断系统 (On-board diagnostic, OBD) 的重要组成部分, 其直接关系到车辆行驶过程中的排放、燃油消耗和发动机损伤. 本文对近年来国内外关于失火故障诊断方法的研究工作进行了系统性地总结和分析, 重点介绍了汽车发动机失火故障诊断的判别依据、失火诊断方法分类、观测器设计等问题. 最后对失火故障诊断的未来发展作了几点展望.

关键词 汽车发动机, 失火故障诊断, 失火判别依据, 诊断方法分类, 观测器设计

引用格式 郑太雄, 张瑜, 李永福. 汽车发动机失火故障诊断方法研究综述. 自动化学报, 2017, 43(4): 509–527

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160276

Misfire Fault Diagnosis of Automobile Engine: A Review

ZHENG Tai-Xiong¹ ZHANG Yu¹ LI Yong-Fu²

Abstract Misfire fault diagnosis is an important issue in on-board diagnosis (OBD) system, which has significant impacts on emissions, fuel consumption, and engine damage during vehicle movement. This study systematically reviews and summarizes the progress of misfire fault diagnosis methods, i.e., judgement basis, misfire diagnosis classification, and observer design. Finally, some perspectives on misfire fault diagnosis are also discussed.

Key words Automobile engine, misfire fault diagnosis, misfire judgement basis, diagnosis methods classification, observer design

Citation Zheng Tai-Xiong, Zhang Yu, Li Yong-Fu. Misfire fault diagnosis of automobile engine: a review. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(4): 509–527

自 20 世纪 80 年代以来, 随着人们环保意识的增强以及法律法规对汽车排放标准的要求不断提高, 美国政府制定法规要求汽车必须配备 OBD (On-board diagnosis) 系统, 以实时诊断发动机故障. 目前美国已实施 OBD II 标准, 欧洲相继实施 EOBD (European on-board diagnostics) 标准, 而国内国 V 排放标准也进一步提高了排放控制要求, 其中氮

氧化物排放严格限值在 25 % 至 28 %, PM_{2.5} 在内的颗粒物排放严格限值在 82 % 以内, 并增加了颗粒物粒子数量污染控制新指标, 对该指标的控制水平相当于欧洲正在实施的第五阶段轻型车排放法规, 由此可见 OBD 对于汽车发动机控制的重要性.

汽车发动机运行过程中, 实时状态复杂, 不确定性因素较多, 使得故障及时诊断存在一定的难度, 而实现故障的早期预测, 将故障严重程度限制在可控范围可有效地减少经济损失, 降低环境破坏, 并对保证安全具有十分重要的意义. 通常, 发动机故障的检测包括燃油系统、失火和爆震、废气再循环系统、传感器、执行机构、燃油蒸汽泄露以及碳罐堵塞等^[1]. 在石油化学工业中, 美国每一年都会因为不同程度故障发生导致经济损失近 200 亿美元, 而故障事件诊断是其亟需解决的首要问题^[2]. 其中, 失火故障检测吸引了众多学者和工业从业者的关注^[3], 发动机失火将直接导致汽车发动机动力性能大幅度降低, 并有可能损坏催化转换器, 导致废气排放量增加. 在实际工况中, 引起失火的因素颇多, 根据发动机工作循环必备的几个基本条件, 如空气、燃料、压缩和火花, 发动机失火原因大致可归结为以下几个方面: 1) 燃油质量不良、积炭、机油黏度高; 2) 射频干扰 (音响、无线电通信设备等); 3) 废气再循环阀卡死在开启位置; 4) 点火系统不良; 5) 燃油供

收稿日期 2016-03-18 录用日期 2016-09-30

Manuscript received March 18, 2016; accepted September 30, 2016

国家自然科学基金 (61304197), 重庆市自然科学基金 (CSTC2014JCYJA60003), 国家重点研发计划项目 (2016YFB0100906), 重庆科技人才培养计划 (CSTC2014KJRC-QNRC30002), 重庆市第七届科慧杯研究生创新创业大赛 (渝教研 [2015]13 号) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61304197), Natural Science Foundation of Chongqing (CSTC2014JCYJA60003), National Key Research and Development Project (2016YFB0100906), Chongqing Scientific and Technical Talent Project (CSTC2014KJRC-QNRC30002), The Seventh Kehui Cup Innovation & Entrepreneurship Competition for Postgraduate (Chongqing Teaching Research [2015] No.13)

本文责任编辑 钟麦英

Recommended by Associate Editor ZHONG Mai-Ying

1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065 2. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065

1. College of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065
2. College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065

给不足; 6) 发动机机械问题等. 需要指出的是, 从上述众多的故障情形中诊断出具体失火原因具有很大的挑战, 通常故障诊断过程包括三个阶段: 故障检测、故障诊断、故障估计. 故障检测是整个诊断过程的首要任务, 关键在于要求检测单元及时检测甚至预测出故障发生时刻, 尽量使损失最小化; 而故障诊断要求识别出不同类型的故障原因; 故障估计将进一步判断出故障发生时刻的严重程度, 有助于增强发动机部件保护意识, 并提高故障后维修质量. 因此, 这三个诊断步骤构成了失火故障诊断的完整过程.

汽车 OBD 系统施行起始, 失火故障诊断内容便成为其重要的组成部分, 越来越多地引起了车企和研究人员的关注, 他们相继将过程控制理论、观测器设计、等价空间理论、人工智能、统计学分析理论等发展应用于故障诊断系统. 上述故障诊断技术的有效性已得到证明, 并成功结合到汽车控制系统、机器人系统、交通运输系统、动力系统、制造过程、过程控制系统以及其他工业领域^[4], 例如美国研发出发动机燃烧过程分析系统, 英国成立机械领域的机械诊疗中心, 日本三菱公司推出震动健康监测系统, 随即加拿大太平洋公司研发出针对发动机油液分析的 EDMS (Engine diagnosis maintenance system) 系统, 它将故障诊断系统带入了智能化行列^[5]. 进一步地, 美国空军研究室成功把神经网络应用于 EHM (Engine health management) 的实时诊断系统, 而 Ford 公司也推出了基于信息库的 SBDS (Service by diagnosis system) 诊断系统^[6]. 然而, 随着现代科学技术的发展, 汽车发动机控制系统集成化和智能化程度不断提高, 其动力学系统更加复杂化, 传统的故障诊断方法适用性和可靠性逐渐减弱, 主要的改进目标在于增强单个系统部件诸如传感器、执行器以及控制器的品质、可靠性和鲁棒性. 但该方法不能从根本上实现传统故障诊断理论的延伸与发展, 且大多实时性不够, 导致故障诊断过程失效. 通常, 失火故障诊断策略可从过程数据、算法和模型复杂度的角度进行简化, 以提高故障诊断的精度与实时性.

从 20 世纪 90 年代起, 汽车发动机失火故障诊断领域发展迅速, 涌现出了许多新方法, 例如多层神经网络设计、残差生成方法、统计学分析方法等, 从发表在 ACC (American Control Conference)、CDC (IEEE Conference on Decision and Control) 等知名国际会议上的相关论文数量增长情况便可看出其研究发展程度. 2001 年, Merkisz 等^[7]总结了配备有 OBD 系统的汽车失火故障诊断方法, 全面深入地比较了各类方法的优缺点, 并总结了各类方法操作实现的困难性. 但是 Merkisz 等

只是单纯地从信号处理的角度总结了故障诊断方法, 而没有从具体检测方法实现的角度进行全面分析. 2003 年, Venkatasubramanian 等^[8-10]系统性地描述了故障检测和隔离 (Fault detection and isolation, FDI) 的实现过程, 总结出了过程控制系统故障诊断框架结构, 并提出故障诊断系统期望得到的常用故障特征以及其特征的应用分类过程, 有利于不同故障诊断方法进行对比分析; 进一步地, Venkatasubramanian 等分别从基于定量模型、基于定性模型和基于历史过程数据方法的角度具体全面地阐述了故障诊断策略的实现, 对从事失火故障诊断领域的研究人员具有很好的借鉴意义. 2008 年, Ding^[4]在其专著中以基于模型方法的角度归纳了故障诊断技术的策略与发展情况, 多方面地总结了残差向量的产生与计算方法, 并分析指出故障诊断过程中故障检测、故障隔离与故障识别计划的关键步骤, 提出了有效的故障诊断分析方法和工具, 可为实现基于模型的失火故障诊断策略提供理论参考与实践指导. 值得指出的是, 2010 年到 2012 年, 汽车制造商生产技术发生转变, 要求实现发动机单缸完全失火故障的诊断, 同时故障诊断方法更加多样化, 新能源汽车的故障诊断也提上了日程. 2013 年开始, 汽车制造商进一步将失火故障诊断范围扩展至全工况下单缸及多缸失火的故障识别, 并要求能诊断间断性失火的情况. 其中, HCCI (Homogeneous charge compression ignition) 等新技术发动机^[11-13]以及乙醇、天然气等新能源汽车的失火故障诊断方法的研究也开始涌现^[14], 而文献 [1, 15-16] 则对近些年失火故障诊断方法研究的进展情况给出了比较详细而深入的介绍. 遗憾的是, 目前多缸失火故障诊断仍具有极大的挑战, 尤其在高速、低载、缸数较多、多缸失火发生情形, 其故障缸识别难度较大, 且诊断精度受影响严重, 同时, 由于过程参数变量与数据的增多, 进一步加大了在线失火故障诊断实现的难度. 因此, 深入研究合理有效的失火故障诊断方法十分关键.

而从实际的角度出发, 国内外汽车厂商对汽车发动机失火故障诊断问题的解决方案需求可从多方面考虑. 1) 失火检测的实时性问题, 失火故障诊断功能需满足快速响应能力. 其目的在于有效防止催化器损坏, 并探测尾管是否过度排放. 目前的智能失火诊断方法大多实时性不够, 譬如结合神经网络学习的故障诊断方法, 需要耗费大量的时间, 从而获得较为可观的失火诊断率^[17-18]. 2) 车载端的失火检测器需要能够确定哪个气缸或哪几个气缸失火, 以便于后期维护和修理. 而目前复杂工况下的多缸失火故障诊断具有较大的挑战. 3) 不同汽车发动机在实际工作过程中, 造成其失火的具体原因十分复杂.

目前失火的 OBD 故障诊断码仅能指示发动机某气缸发生失火, 以及常见的失火故障原因 (包括点火、喷油、废气再循环系统空气泄露、机械性气缸故障等), 还需继续加入燃料质量不良、积炭等更多具体原因分析方法, 以减小后期维修人员的故障排查工作量^[19]. 4) 根据 OBD II 要求, 在特定工况下可以暂时性禁止失火监测, 比如关闭节气门减速、车速或发动机转速限制模式断油等情况, 通常汽车的动力系统控制模块 (Power control management, PCM) 在发动机扭矩输出工况下进行失火监测, 包括当汽车静止时, 发动机转速从 700 r/min 到 3 000 r/min; 当车辆行驶时, 发动机转速变化范围从 700 r/min 到 4 500 r/min. 目前文献中失火研究内容多止于稳定转速工况. 然而, 实际行车路况复杂, 车速大多处于不稳定状态. 因此, 瞬态工况的失火故障诊断显得尤为重要^[19]. 5) 实际行车路况复杂多变, 理论上的失火检测方法受影响严重, 如路面凹坑会使发动机转速不平稳, 为此 PCM 通常需要计算含非现实的加速度 (大于发动机实际能产生的加速度) 的曲轴传感器信号. 当检测到非现实加速度时, 利用处理器将此非现实加速度之前和之后的 15 个气缸点火忽略不计, 从而防止失火误检测^[19]. 而理论失火故障诊断研究中, 一般需进行实车测试验证, 故该过程中应考虑检测信号的预处理过程, 并进行干扰过滤, 以增加失火故障诊断方法的有效性和适用性.

近年来, 随着排放标准的日益严格以及检测手段的不断进步, 新的失火故障诊断方法不断涌现, 取得了许多新的研究成果. 为此, 本文将对近些年来汽车发动机失火故障诊断方法的主要进展和部分有代表性的研究成果进行介绍, 为从事汽车发动机失火故障诊断研究的科研人员提供参考. 本文后续的安排如下: 第 1 节总结了汽车发动机失火故障方法的判别依据; 第 2 节对汽车发动机失火故障诊断方法进行了分类, 比较了基于模型和基于数据方法各自的优缺点, 并重点介绍了基于观测器设计的汽车发动机失火故障诊断方面的内容; 第 3 节则介绍了汽车发动机失火故障诊断面临的挑战, 并讨论了其未来的几点发展趋势.

1 失火故障判别依据

整体上来讲, 汽车发动机失火故障发生的判别依据可以归纳为气缸外部因素 (Post-cylinder factor) 和气缸内部因素 (In-cylinder factor), 其具体内容如图 1 所示. 本节将介绍失火诊断方法主要判别依据的研究进展.

1.1 气缸外部因素

1.1.1 曲轴瞬时角速度

气缸每一次点火成功, 发动机即会获得动力输

入, 进而引起发动机速度波动. 如果忽略惯性扭矩、负载扭矩、摩擦扭矩和泵吸扭矩等因素, 则发动机曲轴角速度的波动与燃烧动力产生的波形将是直接相关的. 因此, 研究曲轴角速度的变化规律, 即可提供一种失火检测的方法.

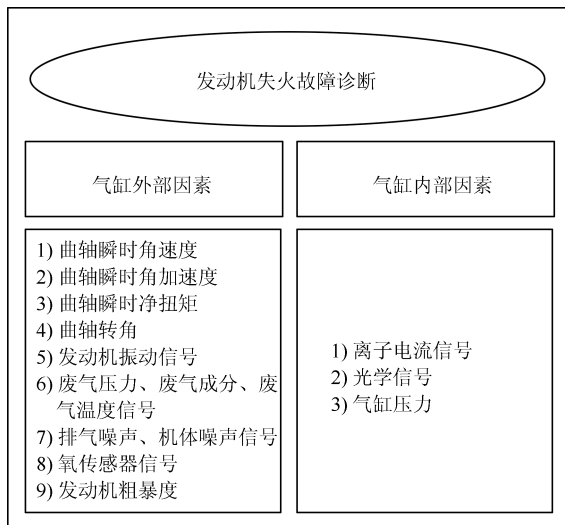


图 1 发动机失火故障诊断依据

Fig. 1 Misfire fault diagnostic basis of automobile engine

由于曲轴角速度容易测量, 所以曲轴瞬时角速度是目前应用最广泛的一种失火判别依据. 然而, 需要注意的是, 曲轴瞬时角速度在发动机高速和轻载运行时, 测量误差较大, 导致失火诊断精度不高, 并且容易受外界干扰和摩擦的影响, 如曲轴速度传感器误差、曲轴旋转振荡、速度变化和负荷变化以及路况等影响, 因此对角速度进行预处理十分重要. 针对曲轴角速度中包含大量噪声的问题, 文献 [7] 对曲轴角速度进行信号调制和阶次分析, 提高了失火诊断精度. 针对曲轴角速度的不稳定问题, 文献 [20] 对其进行归一化处理, 提高了发动机失火检测性能. 为了提高曲轴角速度检测方法的精度, 一方面, 从信号变换的角度, 例如利用傅里叶变换、小波分析、时频分析以及主成分分析等方法可对曲轴速度进行处理, 提取失火诊断的有用成分, 减少运算量, 提高诊断精度; 另一方面, 从残差生成的角度, 利用卡尔曼滤波器等可对含噪声的曲轴角速度进行重构, 实现状态观测器设计, 完成对目标参数的估计. 此外, 滑模跟踪控制器和神经网络可实现失火检测、定位与严重性判断等.

1.1.2 曲轴瞬时角加速度

研究发现, 相比于曲轴瞬时角速度, 曲轴瞬时角加速度用于发动机失火故障诊断效果更好^[21]. 根据牛顿第二定律, 旋转体的角加速度与恰好起作用的力偶成正比, 每缸在一定的点火顺序下进行点火, 曲轴间断性地获得能量和角加速度, 且失火时曲轴角

加速度将出现更大的峰值以便识别,因此,曲轴瞬时角加速度比曲轴角速度更能直接反映发动机的实际工作运行状态。

曲轴角加速度在正常状态和失火状态下,其波形具有一定的规律性,失火诊断可通过观测波形变化实现失火诊断。由于角加速度中包含着失火的瞬时信息,通过合适的特征提取方法可得到理想的失火信号。文献 [22] 在自相关和三重相关算法的基础上,提出一种多重相关算法用于失火瞬时信息的频域提取,可实现失火故障实时监测。也有文献利用希尔伯特变换对加速度进行处理,将得到的相位调制信号进行分析,用以失火故障检测,可有效剔除信号中的噪声,提高诊断精度。而文献 [23] 针对曲轴转速的瞬态变化规律,引入曲轴转速段加速度的概念。该方法能更实时、精确地完成内燃机失火故障诊断。通过发动机硬件平台搭建,曲轴角加速度信号可利用加速度传感器进行采集。但在实际发动机中,曲轴角加速度传感器并不存在,导致该方法的实际应用受到一定程度影响。针对此问题,一种常见的解决方法是将曲轴角速度作为输入,利用观测器对曲轴角加速度进行估计。

1.1.3 曲轴瞬时净扭矩

运用测量的瞬时净扭矩是实现失火诊断的另一种方法^[24]。发动机曲轴扭矩的产生源于两个因素:燃烧压力和其他旋转部件的动力,因此这种方法易受发动机性能的影响,特别是在高速和低载运行情形下。如在曲轴高速旋转时,旋转体惯性的影响较大,可能会诱导扭矩减小,而导致失火误判。

由于曲轴扭矩不能直接测量,通常采用间接估计方法获得。文献 [25] 分别建立单缸和多缸的发动机模型,利用参数估计的方法,实现了对气缸扭矩和摩擦扭矩的合扭矩的估计,用于多缸发动机失火诊断及失火缸定位。文献 [26] 利用二阶滑模技术实现了对发动机指示扭矩的在线估计。文献 [27] 结合交互式多模型算法,利用发动机测试平台进行指示扭矩测量和变载荷操作,建立了参数化的发动机扭矩模型,进而运用卡尔曼滤波器实现了燃烧扭矩估计。为提高基于扭矩测量的失火诊断精度,可对不同时刻或不同状态的扭矩进行重要性分析,文献 [28] 在分析正常状态和失火故障状态数据各自特征的基础上,运用支持向量机获得了对应缸、速度和载荷在正常状态与失火状态下估计扭矩数据之间的距离的最优加权值,进而运用加权估计扭矩值实现了失火故障诊断。

1.1.4 曲轴转角

曲轴转角的物理意义即是曲轴的位置,进行曲轴角域分析实质是对曲轴位置变化情况的研究。从

数学意义上分析,曲轴转角便是曲轴瞬时角速度的积分值。尽管曲轴转角信号并未直接用于失火诊断,但可通过间接转换的方式用于失火故障诊断方法的实现。Molinar-Monterrubbio 等^[29-30] 提出一种基于曲轴转角的发动机离散动力学模型,分别运用滑模观测器和递归最小二乘法对气缸压力进行估计,进而运用产生的残差有效地实现了失火故障诊断。而文献 [31] 通过对曲轴角域信号进行分析,提出了一种用于失火故障在线诊断的能量模型,实现了对发动机工作参数的修正。

1.1.5 发动机振动信号

发动机振动信号主要包括机体振动信号和曲轴旋转振动信号^[32]。振动信号的测量位置一般为发动机缸盖和气缸表面,其中缸盖振动信号可在上止点处的缸盖中心或者缸盖右排测量,也可在缸盖的不同位置分布多个传感器进行测量。根据发动机振动机理可知,发动机振动是一种多振源、形态复杂的振动形式,其机体表面振动是内部各种激振力共同作用的综合反映,因此发动机振动信号中包含着丰富的信息。

发动机振动的主要激励源包括:气体压力变化、活塞横向撞击脉冲、活塞往复惯性力通过连杆与曲轴而产生的周期性激励以及曲轴本身由于各种原因产生的激励、气门机构运动冲击、其他机构激励及若干随机激励。其中,缸内气体压力变化、活塞横向撞击和曲轴连杆机构的往复惯性力是机体表面振动的主要激励源。此外,在实车测试时还叠加了车辆底盘引起的附加振动。当发生失火故障时,由于转速失稳引起曲轴连杆机构的往复惯性力的改变,由机构间隙形成的撞击力增大,这些冲击力将产生宽频带的振动信号;同时,车体振动增大,这些因素共同作用,使得机体振动信号增强。因此要从众多振动源中提取有用的故障特征信息,是一项具有挑战性的工作。文献 [33] 运用压电加速度计测量了实车发动机的机体振动信号及瞬时转速信号,分别对其进行了时域和频域分析,并通过小波分析方法提取了振动信号能量特征,通过复杂度分析方法提取了转速信号的复杂度特征,并用于故障诊断,可靠性较高。发动机振动信号可通过统计分析方法获取潜在的失火故障信息,如峰态、标准差、平均值、中值等,也可运用粗糙集、遗传算法、自适应多尺度算法等对信号进行属性约简和特征提取,用于神经网络输入实现失火故障严重程度判断或用于决策树算法实现失火故障诊断等^[17, 34]。

1.1.6 废气压力、废气成分和废气温度信号

发动机废气是气缸内混合气体燃烧过程的产物,废气中包含着燃烧过程大量的信息,研究废气中潜

在的失火特征信息是一项重要的工作。目前文献中运用废气中包含的信息用于失火诊断的大致分为三类: 废气压力、废气成分和废气温度。

利用瞬时废气压力判别失火的方法, 需额外安装一个压力传感器, 同时需另外匹配一个挠性连接器与之连接。通常压力传感器安装于排气管和催化器之间, 且压力传感器膜片的最高温度不超过 85°C , 与压力传感器匹配的挠性连接器长度应在 165 mm 范围内^[7]。因此, 这在一定程度上限制了该方法的应用。

在发动机气缸周期循环变化过程中, 排气门会周期性地打开。根据废气产物和活塞运动变化情况, 排气管道内的压力会随着燃烧特性变化产生波动, 失火故障发生时, 废气压力会迅速下降, 由此, 根据产生的低压气缸判定失火缸。一般失火情况下的废气压力比正常燃烧状态下的废气压力大约降低 3 至 4 倍, 诊断精度在 85% 以上^[35]。鉴于废气压力波动特性呈周期性变化, 文献 [36] 采用经验筛法对正常状态和失火状态情形下测得的压力波数据进行分解分析, 有效滤除了干扰信号, 得到的数据可用于失火故障诊断。忽略发动机的负荷和循环周期的影响, 文献 [37] 定义了一种压力上升率的新特征, 通过比较每个循环废气压力上升率的变化情况, 即可有效地检测出失火缸。

发动机废气成分含量的变化情况可反映混合气的燃烧质量, 当利用废气成分进行失火诊断时, 需要对废气进行分类与成分含量测量或估计。发动机废气成分主要包括 HC、NO_x、CO、CO₂、O₂ 和水蒸气等, 由于运行工况变化及各类机械电子故障, 不同条件下的废气排放量会在一定范围内变动。因此, 分析废气参数变化可判别发动机是否处于不良状态。目前关于废气成分含量或体积分数与发动机工作性能之间关系的研究已比较成熟。主要包括专家系统、神经网络和模糊数学等理论方法。由于废气成分包含大量的冗余信息, 严重影响网络响应速度, 不利于实车在线失火诊断, 所以对废气成分的预处理将是有效的方法。文献 [38–39] 便将不同失火程度的废气成分数据进行粗糙集约简, 进而作为神经网络路的输入, 实现了对数据的简化, 提高了网路训练速度和失火诊断精度。文献 [40] 提出一种新的智能诊断方法, 建立了汽车尾气中各气体的体积分数与失火故障原因的映射关系, 对已归一化处理的数据进行机器训练, 并用粒子群算法对超参数进行了优化, 将优化训练后的相关向量机模型用于失火故障诊断, 增强了模型的鲁棒性, 且提高了算法诊断精度。尽管目前分析废气成分已有专业仪器, 如废气成分分析仪, 但该仪器价格昂贵, 安装成本较高。

当发动机失火时, 废气温度也包含着发动机潜

在的失火信息。废气温度的波形变化情况是可获取的, 通过比较正常状态和失火状态的废气温度变化情况即可识别发动机气缸是否存在失火。理论上废气温度相对正常情况降到一定阈值, 便可判别失火故障存在。但实车环境复杂且易受测量传感器精度的影响, 简单的判别不能达到准确诊断的目的。废气温度采用传统的温度传感器采集, 需保证传感器温度采集的稳定性。为此, 文献 [41] 提出将废气温度传感器安装于各缸废气歧管内, 以低采样率的温度传感器采集的废气温度信号作为分析对象, 并分别对正常状态下和失火状态下的特征波形进行了分析, 进而实现了失火故障的有效诊断。该方法的关键是波形区分算法需要对过程参数 (如温度门限值, 不同的发动机温度门限值不同) 进行设定, 并最大化失火检测成功率 (Successful detection rate, SDR) 和最小化故障误报率 (False alarm rate, FAR)。

1.1.7 排气噪声、机体噪声信号

近几年, 利用声音信号进行发动机失火诊断的研究有所增加。发动机运转过程中, 汽车会产生不同频段的声音信号, 包括排气噪声和主要的机体噪声污染源, 噪声污染源大致可归结为呜呜声、长鸣声、撞击声、咯咯声等异响。噪声源中包含着汽车各种状态信息, 有效地处理这些声音信号或者直接提取其中的有效成分、特征信息等是失火诊断的关键。

发动机一个工作循环内, 燃爆次数等于发动机的气缸数, 燃爆产生的振动信号频率与转速相关, 且排气噪声强度随燃爆振动强度变化。但低频的燃爆振动信号通常淹没在宽频的活塞撞击、气门开启及关闭等的振动声内, 为有效利用燃爆振动信号, 可选择在发动机排气管附近安装声传感器, 以获得低频的排气噪声信号。文献 [42] 利用 VoldKalman 阶比跟踪方法从排气噪声信号中提取的特定阶比分量, 有效消除了高频噪声的污染, 实现了发动机失火故障的在线诊断。因此, 将阶比分量能量与总能量的比值作为分析排气噪声信号的特征参量, 能有效地克服发动机变速运行时, 因各采集样本转速变化不同而导致特征参量的不稳定。文献 [43] 测取了实车不同状态下排气口附近的噪声信号, 利用局域均值分解 (Local mean decomposition, LMD) 方法获得了具有明显幅值调制特征的排气噪声主频率成分, 进而将包络信号最大幅值归一化后的标准差作为特征参数, 提出了一种柴油机气缸工作不均匀性评价与失火故障检测的新方法。此外, 也有研究利用确定性混沌理论对发动机排气声振动信号作非线性分析, 发现失火发生时 Lyapunov 指数将发生改变^[44]。另外一方面, 汽车的机体噪声信号可从幅值的角度进行分析, 将不同状态下噪声信号的平均幅值作为故

障诊断数据库,进而判别实际工况下发动机的工作状态^[45]。但该方法需测量发动机不同故障状态下大量的声音信号,推广具有一定的难度。

1.1.8 氧传感器信号

氧传感器在发动机电子燃油喷射系统中扮演着重要的角色,它的变化特征反映着气缸内部变化情况。发动机氧传感器包括前氧传感器和后氧传感器,前氧传感器位于三元催化转换器与排气歧管之间,测量前一刻废气中的氧含量,氧传感器信号的显著变化可反映失火等典型故障的发生。氧传感器不易受极端温升的影响,但在实际工况中,易受年限、燃料腐蚀等因素影响,因此,保证氧传感器稳定的工作十分重要^[46]。

利用氧传感器波形变化可分析发动机故障状态:怠速工况下,发动机故障时,与发动机正常状态相比,氧传感器信号变化有小幅上升;中速时,气缸的燃油切断,氧传感器几乎没有信号;气缸未成功点火时,氧传感器信号比正常状态变化更小^[47]。此方法只适用于故障的判断,并不能准确识别故障的发生类型。由于氧传感器失效这个潜在因素的存在,在故障诊断的过程中应考虑其失效特性,以有效避免故障诊断的失效或误判,但运用于工程实践指导发动机故障的诊断,具有一定的实践意义。

1.1.9 发动机粗暴度

发动机粗暴度 (Engine roughness, ER) 是近几年才被提出来的新术语,其表征的是发动机角加速度变化,用来评估发动机运转的平顺性,可用于发动机失火故障诊断,当 ER 值高于设定的阈值时,便可判定发动机燃烧时发生了失火。该失火诊断方法计算量小且精度高,符合美国加州空气资源局 (California Air Resources Board, CARB) 制定的标准,实践意义重大。该方法的经济性和精确性已在大量的实车测试中得以验证,是目前比较常用的失火检测方法,具有十分广阔的发展前景^[48]。

粗暴度是根据曲轴转速波动分析计算而来,在进行失火检测时,系统首先由曲轴信号计算半转周期,然后对计算出来的半转周期进行齿形修正,又俗称断油自学习。接着进行供油自学习修正,补偿供油系统、点火系统偏差导致的转速波动,最后便可计算出 ER 值,判断是否失火^[49]。需要指出的是,该失火诊断算法的精度主要取决于半转周期的测量是否准确,即断油修正和供油自学习修正算法能否完全消除半转周期中各种噪声引起的诊断误差。针对此问题,王银辉等^[50]提出的时域滑动平均修正算法和多重滤波失火诊断算法,有效解决了半转周期导致的误差,不需要进行断油自学习修正和供油自学习修正即可准确检测多缸随机失火。

1.1.10 其他判别方法

除了上文所介绍的失火判别方法之外,文献 [51] 提出了一种燃烧时间间隔预处理方法,通过对缸与缸之间燃烧时间信号的矫正,可有效地提高信噪比,改善失火故障诊断的性能,尤其是在发动机高速和低载运行的情形。文献 [52] 提出一种基于缸与缸之间段持续时间 (Segment duration) 的失火诊断方法,段持续时间被定义为两个连续段之间所消耗的时间,在发动机的每个循环内,段序号便对应着缸号。当发动机运行状态处于稳定时,突然失火将导致燃烧扭矩和曲轴速度减小,进而使得失火缸的段持续时间变长。针对慢型、重型发动机,将发动机气缸预热室的热敏元件电热塞作为传感器是不错的选择,在燃烧循环内热量信号的变化情况可用作失火故障判别的标准,但过程中接收信号的干扰较大。当失火发生时,电热塞温度的峰值大约将减小 300 K^[53]。

1.2 气缸内部因素

1.2.1 离子电流信号

发动机气缸内的燃油混合物燃烧过程中产生了大量的电离信号,燃烧室的电离信号提供了关于燃烧质量的相关信息。测量的离子电流可估计燃烧过程中的许多参数,包括燃烧室压力、燃烧起始空燃比、燃油混合物等,当离子电流信号特别微弱时,便暗示着气缸可能失火。对于 SI (Spark ignition) 发动机,火花塞便可用作离子电流测量的探头,在火花点火完成后进行测量,但需保证火花塞电极的电压达到 150 V,正确区分电流信号点火、火焰燃烧以及火焰消失后的 3 个相位,并对迟滞的电流信号进行处理,提取出失火的特征信息^[7]。此方法新颖,且拥有很好的前景,近几年研究热度有所上升。文献 [54] 进行了 HCCI 发动机闭环燃烧控制试验,通过分析正常燃烧、部分失火及完全失火三种状态的离子电流信号特征,发现离子信号幅值或积分值可实现失火判别,并将其作为反馈信息用于失火循环内补火燃烧控制,即在失火循环内通过火花塞补火实现缸内混合气后燃,有助于引燃混合气,降低碳氢排放。文献 [55] 进一步分析了正常燃烧、部分燃烧、失火和补火燃烧 4 种状态的离子电流信号特征,计算出冷启动工况下离子电流信号的失火门限值为 0.4 V,并给出了不同工况下门限值的计算方法,实现了可靠的失火检测功能。文献 [56] 对离子电流信号的功能进行了推广,通过在气缸垫内对称布置 8 个离子电流测量电极,采集了发动机正常燃烧、爆震和失火时气缸内的离子电流信号,进而给出了爆震和失火的诊断依据,由此测得的离子电流能够有效地避免点火信号的干扰,有助于获取发动机气缸内多个位置的燃烧信息。

1.2.2 光学信号

发动机燃烧室燃烧过程信息可通过光学的方法获取. 该方法本质上是一种视觉可见的方法, 通常需要记录或评估可见光和热辐射范围内的电磁辐射, 可直接对燃烧室内的燃料混合物情况、电荷运动情况、燃烧过程(点火、火焰扩散)等进行观测, 利用透镜的傅里叶变换效应处理获得的光学图像信息会是不错的选择. 文献[7]总结了立体摄影术和视频内窥镜方法, 可实现对燃烧过程信息的获取, 可用于失火故障的诊断. 该方法主要用于实验性研究, 并且实现过程简单. 文献[57–58]提出了一种探测燃烧过程的高速光学红外技术, 利用缸内光纤传感器研究了 SI 发动机起动初始阶段瞬态过程的燃烧与排放特性.

1.2.3 气缸压力

发动机运行过程中, 燃烧室的压力值与气缸内部的燃烧质量是直接相关的, 分析燃烧室压力值的变化情况, 可有效地用于失火故障诊断. Bahri 等^[14]便提出一种水冷型的压电式压力传感器安装于缸盖内侧上止点处, 研究失火对气缸压力的影响, 进而获取发动机缸压的度量标准用于失火检测. 由于失火故障与上止点处的指示平均有效压力、最大缸压、不同曲轴转角位置的缸压具有很大的相关性, 因此可用于区分失火和正常状态. 随后, 其进一步研究了失火对废气、缸压变化轨迹、指示平均有效扭矩、热释放率和燃烧相位度量标准的影响, 实验发现最大缸压对应的曲轴转角和燃烧起始参数变化对失火检测并没有作用, 而上止点处不同曲轴转角处的缸压变化与失火故障发生具有很强的相关性, 进而利用人工神经网络实现了 HCCI 发动机失火故障的诊断, 具有较高的精度. 但由于燃烧室内环境恶劣, 加之传感器的耐用性及制造成本高等问题, 使得这项技术的推广应用受到制约^[7].

综上所述, 对比气缸燃烧外部因素和气缸内部燃烧因素发现, 两种类型的失火故障判别依据都具有各自的优缺点, 它们适应于不同的应用环境和模拟仿真平台, 从整体评价的角度出发, 可以得出如图 2 所示的结论.

2 失火故障诊断方法分类

近几年, 针对失火故障诊断的研究, 国内外学者提出了许多有效的方法. 其中, 应用较为广泛的为神经网络和小波分析^[52, 59–62]. 文献[61]基于神经网络设计了一个基于曲轴角速度的失火诊断系统, 其响应迅速; 文献[59–60]利用小波算法分别实现了对失火故障的诊断与方法改进. 利用模型方法实现了对失火故障的诊断, 通常可结合适当的技术以改善失火检测的性能, 文献[20, 29, 63–64]分别从数据

归一化技术、状态观测器设计、统计分析方法等角度改善了失火故障诊断的效果, 其中文献[29]利用滑模观测器设计对失火故障诊断的方法具有较好的鲁棒性. 进一步地, Rizvi 等^[65–66]提出了一种新颖的混合模型, 简化了复杂的非线性发动机模型. 此外, 文献[52, 67]将失火故障诊断归结为模式识别问题, 其中文献[67]利用模式识别技术提出了具有挑战性的多缸失火故障诊断方法.



图 2 发动机失火故障诊断依据整体评价

Fig. 2 Overall evaluation of engine misfire fault diagnostic basis

在此基础上, 本文根据故障诊断方法具有的相似性, 将汽车发动机失火故障诊断方法大致分为四类: 1) 基于数据的失火故障诊断方法; 2) 基于模型的失火故障诊断方法; 3) 基于模型与数据结合的失火故障诊断方法; 4) 其他方法^[68]. 详细分类如图 3 所示. 本节将从以上几方面介绍主要的失火故障诊断方法的研究进展.

2.1 基于数据的失火故障诊断方法

基于数据的失火故障诊断方法的核心在于获取数据, 这些数据应具有较高的可靠性、实时性与准确性, 且应尽量涵盖所有可能的工况和故障类型. 其次, 便是数据的处理算法. 数据处理算法应能有效提取隐藏在数据中的特征, 并发现故障发生时数

据的变化规律,以达到失火故障诊断的目的.现有研究常用的失火故障诊断方法主要包括人工神经网络 (Artificial neural network, ANN)、小波分析 (Wavelet analysis)、遗传算法 (Genetic algorithm, GA)、经验筛法 (Empirical mode decomposition, EMD)、粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO)、支持向量机 (Support vector machine, SVM)、相关向量机 (Relevance vector machine, RVM)、极限学习机 (Extreme learning machine, ELM)、模糊理论 (Fuzzy theory)、灰色关联分析 (Grey relational analysis, GRA) 等.

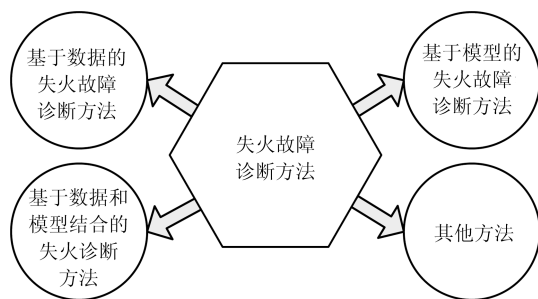


图3 失火故障诊断方法分类

Fig.3 Classification of misfire fault diagnosis methods

2.1.1 失火故障数据预处理

研究发现,信号处理与特征参数提取是基于数据的失火故障诊断方法实现的关键,它将有助于提高失火故障诊断的精度和诊断算法的收敛速度.故障数据处理过程如图4所示.其中,信号处理有助于进一步提高网络响应的速度.自适应多尺度形态梯度算法是信号处理的一种有效方法,综合利用小尺度下能保留信号细节(如冲击特征信息)和大尺度下抑制噪声能力强的优点,能够在强噪声背景下有效地提取振动信号中能够反映发动机工作状态的有用分量.基于此,文献[69]采用非负矩阵分解的特征提取方法对信号进行压缩,计算用于发动机故障诊断的特征参量.与传统的信号处理与特征参量提取方法相比,该方法具有更高的分类精度,为准确判断发动机故障状态提供了一种行之有效的新方法.

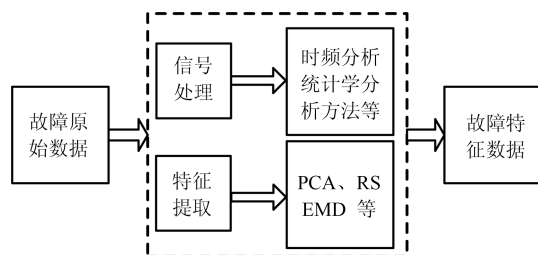


图4 故障数据预处理过程

Fig.4 Fault data pretreatment process

时频分析是一种有效的数据分析方法,有利于

提高失火故障诊断精度^[70].文献[71]基于Gabor变换分别对失火和正常状态的瞬时角速度进行了时频分析.尽管该方法计算量较大,但可简化时频成分幅值,相对于时域分析和高速情形,诊断效果有明显提高.文献[59]应用小波分析算法处理曲轴速度,在发动机高速状态时,诊断精度也有所上升.进一步地,小波包分析方法可将原始数据划分为不同精细频段上相异的特征信号,更利于故障诊断方法的实现.文献[33]将发动机机体的振动信号进行小波包分解,进而运用集成神经网络信息融合算法,实现了对失火故障的诊断,避免了在物理意义上对信号进行分类所带来的误判划分.值得指出的是,尽管小波包分解在小波分析基础上自适应性有所提高,但对于信号的分解不具有先验知识,且不能有效地处理复杂多次谐波分解.文献[72]充分利用频域分析和模糊逻辑的属性提出了一种准确而稳定的失火故障诊断方法,频域分析采用傅里叶变换快速地提取失火时曲轴速度所有振动信号特定的频域特征,模糊逻辑提供了一个在重要性和精度间的良好平衡,降低了干扰噪声和不平路面扰动引起的误警率.该方法能有效地用于失火故障诊断,然而,由于齿轮箱的负荷扰动和曲轴速度传感器的分辨率不高,仍存在失火误检测情形.

为进一步地提高失火故障诊断的精度,可对获取的原始数据进行特征提取.特征提取的方法十分关键,故障特征的质量将直接影响网络的鲁棒性以及算法的识别精度.从故障数据源头出发,可对原始数据进行归一化处理^[20],并通过主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 或粗糙集 (Rough set, RS) 方法等实现对冗余信息的约简^[38, 73-74].针对靠近失火缸位置有明显减弱特征的振动信号,文献[75]运用粗糙集理论简化了样本量,减少了冗余的输入特征,建立的BP (Back propagation) 神经网络实现了柴油机的失火故障诊断及快速定位.当需要处理大量故障数据时,对原始数据的约简尤为重要.文献[73]提出的集成BP神经网络故障诊断方法,需要处理大量的且不断更新的发动机废气成分数据,以完成决策融合和诊断.

2.1.2 结合神经网络的失火故障诊断

结合神经网络方法进行发动机失火故障诊断是目前应用最广泛的方法之一.文献[76]运用BP神经网络对高压共轨式电控柴油机故障进行诊断,结合动量自适应学习率算法实现了对神经网络权值的自适应设计,有效缩短了网络训练的时间.鉴于RBF (Radial basis function) 网络响应比BP网络更迅速,收敛更快的特点,文献[77]运用RBF网络实现了对电喷发动机故障的诊断.文献[78]针对

Elman 网络增加隐层或系统阶次学习效率低、精度不高等问题, 进一步提出改进型 Elman 网络, 用于实现发动机点火故障的诊断, 获得了较高的诊断精度. 文献 [79] 提出了增量式学习神经网络, 相比于 BP 神经网络, 它具有在线增量式学习能力, 且不遗忘系统已有的专家知识, 失火检测能力更好, 可实现离线和在线失火故障诊断. 进一步地, 文献 [80] 提出了一种应用神经网络的先进自动失火诊断系统, 该系统包含 3 个步骤: 故障诊断、故障定位和故障严重程度识别. 特别是在故障严重程度识别中, 针对不同的发动机转速情形, 设计了饱和和线性传递函数的独立多层感知器网络, 可得到较好的分类效果. 但针对神经网络的失火故障诊断方法整体设计过程较为复杂, 且计算复杂度较高, 不利于在线失火故障诊断.

2.1.3 结合多种算法的失火故障诊断

多种算法结合用于失火故障诊断也是提高精度的一种方法. 文献 [81] 比较了卡尔曼滤波自回归线性模型和扩展卡尔曼滤波器与 RBF 神经网络结合的非线性模型, 结果显示非线性模型的失火诊断效果较好. 文献 [33] 对实车测量的发动机机体振动信号及瞬时转速信号进行了时频域分析, 通过小波分析方法提取了振动信号能量特征, 通过复杂度分析方法提取了转速信号的复杂度特征用于故障诊断, 并根据多传感器信息融合理论, 建立集成神经网络信息融合模型实现对气缸失火故障诊断精度和可靠性的提高. 文献 [17] 运用遗传算法提取气缸表面振动信号的最优幅值特征, 输入到神经网络, 以实现故障检测和故障类型及程度判别, 并利用散射率函数提取了信号最好的相位特征, 用于故障的定位. 文献 [82] 指出基于粒子群优化算法优化支持向量机的失火故障诊断算法 (PSO-SVM) 会出现陷入局部最优和相对低的故障诊断精度情况, 为解决此问题, 提出一种改进粒子群优化算法用于支持向量机优化, 相较于 PSO-SVM 和 GA-SVM 算法, 该方法具有更高的诊断精度.

2.1.4 其他失火故障诊断分类方法

此外, 文献 [36] 提出了信号固有模态分量的概念, 采用 EMD 分解排气压力波信号, 实现了对信号局部特征的描述以辨别故障的类别. 遗憾的是, 受工况变化影响严重, 当工况变化引起排气压力波的剧变时会造成故障的误判. 文献 [83] 针对发动机异响声音信号和缸盖表面的复杂振动信号, 实现对上止点曲轴转角周期特性对应振动信号的时域能量进行特征提取, 并运用 SVM 实现了对多种故障类型的区分诊断. 为了克服 SVM 处理分类问题低稀疏性、

计算效率低等问题以及核函数需满足梅西条件的限制, 利用 RVM、ELM 建立失火故障诊断模型, 会具有更高的诊断精度. 文献 [11] 结合 ELM 技术利用类不平衡学习方法改善了故障诊断的性能.

考虑从算法的角度减小失火故障诊断的计算量是一种有效的策略. 文献 [84] 结合灰色关联分析和内核模糊 C 均值聚类算法提出的故障诊断模型, 能有效降低模型的计算量, 提高诊断精度. 需要指出的是, 该方法主要针对小样本容量数据的处理. 文献 [33] 利用决策树算法对发动机振动信号进行特征选择和特征分类, 以实现失火故障的诊断. 该方法计算量较小, 分类精度高, 但不适宜实车推广. 文献 [85] 直接运用 PCA 方法从频域的角度处理曲轴速度, 有效地提高了失火诊断速度, 且诊断精度较高.

2.1.5 多缸失火故障诊断方法

目前, 失火诊断的内容已扩展到多缸失火, 但多缸失火难度加大, 精度很难得以保证. 因此, 实现多缸失火的准确识别仍具有较大挑战. 文献 [67] 基于模式识别技术对测量的曲轴速度信号进行分析, 实现了多缸失火的故障检测与失火缸识别功能, 且精度较高, 但高速情形下的多缸失火诊断仍需进一步研究. 文献 [86] 结合多元统计分析和主成分分析法, 运用模式识别技术解决了多缸失火时失火缸识别的问题, 不仅可在高速、低载和非连续缸失火时精确定位失火缸, 还能根据发动机转速变化对非正常缸隔离的门限值实现自适应调节, 具有较好的实用价值. 然而, 该方法很难辨别相邻两缸的失火情况. 针对基于曲轴瞬时角加速度的一般失火故障诊断算法能诊断失火故障, 但未能有效区分故障模式的缺陷, 文献 [87] 提出了一种基于做功时间和 BP 神经网络的失火诊断算法. 该算法能够有效识别不同失火故障模式和定位失火气缸, 为诊断发动机多缸失火提供了一种新的思路. 然而, 该方法对其他工况是否适用, 有待进一步研究和验证.

综上所述, 基于数据的失火故障诊断方法, 具有很大延展性, 而且同一方法可以应用到发动机不同的故障诊断方案中, 进一步体现了此类方法的灵活性, 为故障诊断的研究提供了有利的资源. 值得注意的是, 基于数据的失火故障诊断方法, 具有较大局限. 一方面, 该方法缺乏对所分析数据物理意义的洞察, 且方法的实现需要大量的故障数据; 另一方面, 从数据处理到获得结果过程较慢, 不利于在线故障诊断策略的实现, 因此, 难以保证失火故障实时诊断的有效性. 此外, 进一步对失火故障诊断方法的鲁棒性研究十分必要. 表 1 给出了基于数据的失火故障诊断方法的大致特点.

表 1 基于数据的失火故障诊断方法评价

Table 1 Evaluation of misfire fault diagnosis methods based on data

特点	优点	缺点
1) 核心在于数据获取与处理分析数据特征, 寻找失火时的变化规律;	1) 数据获取途径较多, 且较为可靠, 失火故障诊断精度较高;	1) 数据量的大小对响应速度影响较大, 且应尽量涵盖所有可能的工况和故障类型, 不利于
2) 信号处理有助于提高响应速度和故障诊断的精度;	2) 此类方法具有很大的延展性, 可用于发动机不同故障的诊断方案.	在线失火故障诊断;
3) 多种算法结合增加了计算的复杂度, 但提高了故障诊断精度;		2) 缺乏对数据本身物理意义的洞察, 且变工况情形使故障诊断精度降低, 实时性变差.
4) 多缸失火难度较大, 精度难以保证, 有待进一步研究.		

2.2 基于模型的失火故障诊断方法

基于模型的失火故障诊断方法节约了实车测试成本, 成为研究的热点. 在前人研究的基础上, 有学者发现基于模型的失火故障诊断方法比基于数据的失火故障方法更具优势^[88–89]. 该方法的关键在于寻找与故障直接相关且具有一定物理意义的参数, 通过对参数变化情况的跟踪或估计, 达到失火故障诊断的目的. 此过程的关键在于参考模型和观测模型之间残差的产生. 本文将残差产生的方法归结为 3 类: 参数估计、故障诊断滤波器设计和观测器设计, 其生成过程如图 5 所示.

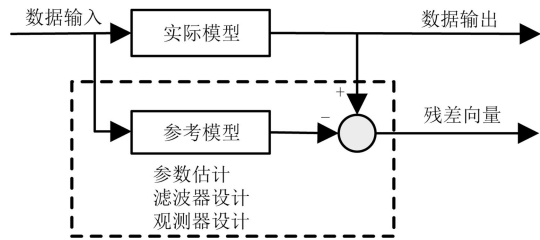


图 5 残差生成过程

Fig. 5 Residual generating process

基于模型的失火故障诊断方法主要包括贝叶斯理论、转移概率模型、交互多模型、卡尔曼滤波器、 μ 分析控制和变增益控制、滑模观测器等. 该方法的实现通常需结合相应的发动机理论模型, 主要包括两类: 平均值模型 (Mean value model, MVM) 和离散事件模型 (Discrete event model, DEM). MVM 依靠发动机在一个完整循环内产生的平均扭矩, 以提供整体能量燃烧和生产的平衡. 然而该模型忽略了进气、燃烧、点火、排气循环, 导致其不能有效地检测单一循环内某缸发生故障的情况^[90]. 相比于 MVM, DEM 是主要描述发动机进气、压缩、燃烧和排气动态过程的混合模型, 它把每个过程转化为非线性微分方程^[91]. 需要指出的是, DEM 模型由于实现过程计算负荷较大, 以致不适宜在嵌入式系统

中实现故障诊断.

2.2.1 残差产生

残差生成是基于模型的失火故障诊断方法实现的关键^[4]. 研究发现, 傅里叶级数、自相关等技术已被用于失火故障诊断, 但不能定位故障缸. 文献 [25] 分别建立了单缸和多缸发动机模型, 利用参数估计的方法对气缸扭矩和摩擦扭矩的合扭矩进行估计, 进而运用合扭矩幅值实现了发动机多缸失火判别及失火缸定位.

文献 [27, 92] 分别利用参数型卡尔曼滤波器和扩展卡尔曼滤波器实现了对内燃机和柴油机的故障诊断. 其中, 文献 [27] 结合交互多模型方法通过对扭矩的估计, 实现了内燃机的失火故障诊断. 该方法具有降噪、自由相位估计、鲁棒性高的优点. 为进一步提高模型的精度和可延展性, 可将模型拓展到真实路况进行变工况测试, 以利于参数的修正和模型的改进. 文献 [63] 利用静态卡尔曼滤波器对曲轴速度进行重构, 实现了状态观测器的设计, 以完成对曲轴加速度的估计. 加速度信号对失火检测具有更好的性能, 对高频噪声信号更加敏感. 文献 [93] 利用曲轴角域数字滤波器提取了连续与间断性失火情形曲轴速度信号的特征信息, 并将其提供给基于线性参数分类器的模式识别网络, 实现了对柴油机失火故障的诊断. 该方法用于实时故障诊断和间断性失火较为可靠, 但当速度大于 4 000 rpm 时, 连续性失火故障诊断将失效. 文献 [94] 利用两个失火检测滤波器的输出比值有效区分了外界干扰 (如路面噪声、车体振动等) 和失火情况, 消除了输入信号的幅值效应, 获得了对输入频率十分敏感的滤波器, 失火检测过程抗干扰效果显著, 实用性较好.

文献 [95] 提出 3 类观测器设计方法: 变增益观测器设计、 μ 分析观测器设计和结合变增益与 μ 分析的在线观测器设计. 其中前两类可分别应用于完全非线性化和线性化的柴油机模型, 以实现故障的

分离诊断, 但易受模型不确定性因素和实际工况影响; 第三类观测器有效地提高了模型的鲁棒性, 并改善了频域和幅值域的性能指标, 但 200 Hz 频段仍表现出不稳定特征。

2.2.2 滑模观测器设计方法

研究发现, 基于滑模观测器设计的失火故障诊断方法应用广泛, 具有较高诊断精度, 且鲁棒性好^[51]。文献 [96] 利用非线性滑模观测器实现对缸压和燃烧热释放率的估计, 实现了对失火故障的诊断。文献 [97] 将曲轴净扭矩与指示扭矩的差值定义为扭矩偏差, 通过滑模观测器设计对气缸扭矩偏差的估计, 将输入值估计问题转化成控制跟踪问题, 并根据动力冲程的扭矩偏差估计值, 获得了平均扭矩偏差, 进而实现了不同工况下失火故障的在线诊断。文献 [98] 结合发动机曲轴动力学模型, 运用滑模控制理论在处理复杂非线性问题中鲁棒性好、跟踪能力强的优点, 设计出汽车发动机动态转矩的滑模跟踪控制器, 实现了对发动机中低速变工况下气缸失火等故障的准确诊断。遗憾的是, 该方法并未实现发动机高速工况下的故障诊断。针对模型中未知参数扰动、收敛时间慢以及滑模观测器自身存在的抖振问题, 文献 [99–101] 利用 Lyapunov 稳定性理论分别设计 Luenberger 滑模观测器和基于 Super-twisting 的二阶滑模观测器, 能够有效提高滑模观测器的跟踪速度和估计精度, 对于实际的故障诊断系统具有较好的指导意义。然而, 上述研究仅针对单缸发动机模型作了研究, 推广到多缸模型的实现将更具工程实践意义。

2.2.3 模型不确定性因素影响

针对发动机状态复杂性高, 模型本身存在不确定性, 导致系统状态监测的难度加大等问题。文献 [102] 提出结合贝叶斯线性模型、贝叶斯因子方法和贝叶斯平均法的状态监测模型, 其实质为数理统计学概率应用模型, 成功实现了发动机在复杂环境下对最优模型的组合策略, 降低了模型的不确定性。同样地, 文献 [103] 也提出一种基于转移概率的参数和状态估计模型, 能在自定义的有效时间间隔内反映出监测数据的噪声、参数的随机性改变和模型的不

确定性, 并建立了系统从正常到故障状态的空间映射, 成功实现了故障的诊断。然而, 当系统含有大量的不可测变量时, 系统计算量会急剧增加, 导致模型失效。实车工况中, 模型不确定性更加明显, 且受干扰较为严重, 这将直接影响失火故障诊断的精度。此外, 基于模型的低载、高速的多缸失火故障诊断问题仍是具有挑战性的问题。在非常短的时间间隔内, 由于曲轴旋转振动不只发生一次, 导致失火缸隔离难度加大, 文献 [104] 提出的传动系统扭转行为模型能通过滤波器设计提取出增强的扭转振动信号, 失火检测时间较短, 且能有效地描述正常和失火状态系统参数的变化情况。

2.2.4 失火故障诊断模型简化

从失火故障诊断模型的角度出发, 可考虑进一步简化发动机诊断模型, 以减少失火故障诊断的计算量。其中, Rizvi 等^[65] 提出了一种简化的发动机混合模型 (Hybrid model), 主要将四冲程四缸发动机等效成线性时不变系统 (Linear time invariant, LTI), 每个循环包含 4 个最小相位切换线性子系统, 极大地简化了模型, 减小了运算量, 模型的输出有效地反映了曲轴转速变化情况, 有助于运用该算法进行早期失火故障检测。紧接着, 他们基于切换线性混合模型作了进一步的研究, 运用残差生成方法论, 结合 SI 发动机失火故障诊断案例, 证实了该模型抗噪声能力强^[66]。进一步地, 文献 [68, 91] 分别利用一阶滑模观测器对曲轴角加速度进行观测、马尔科夫链算法对曲轴速度的规律总结, 实现了对气缸失火故障的诊断, 不但能定位失火缸, 并能预测早期失火故障, 还将失火检测缸数扩展到多缸失火情况, 且计算量小、诊断精度高, 具有很好的参考意义。

综上, 基于模型的失火故障诊断方法较基于数据的失火故障诊断方法更有优势, 表 2 给出了该方法的主要特点。

2.3 基于数据和模型相结合的失火故障诊断方法

结合数据和模型的失火故障诊断方法发挥了两种方法的优势, 提高了失火检测方法的精度, 但无疑增大了检测方法的复杂度, 使得方法的实现更加困难。其特点分析如表 3 所示。有学者根据神经网络先

表 2 基于模型的失火故障诊断方法评价

Table 2 Evaluation of misfire fault diagnosis methods based on model

特点	优点	缺点
1) 关键在于寻找具体的物理参数, 通过对参数的跟踪或估计, 以及对参数本身物理意义的理解, 达到失火诊断的目的;	1) 实时性好, 故障诊断精度较高, 有利于在线失火故障诊断的实现;	1) 发动机状态复杂性高, 模型本身存在不确定性, 导致系统状态监测难度加大;
2) 其过程的实现需得到参数模型与观测器模型之间的残差向量。	2) 提供了一个对参数本身物理意义认知的视野, 有利于对失火故障原因的分析。	2) 多缸失火故障诊断仍难度较大, 不能准确识别失火故障的发生原因。

表 3 基于数据和模型结合的失火故障诊断方法评价

Table 3 Evaluation of misfire fault diagnosis methods based on data and model

特点	优点	缺点
结合了基于数据和模型的失火诊断方法的优点.	提高了失火故障诊断精度, 增强了鲁棒性, 更加适用于变工况等情形的失火故障诊断方法实现.	增大了诊断方法的复杂度, 计算负荷较大.

验知识的特点, 提出 PID 神经网络的控制策略, 实现了发动机系统的辨识和故障的诊断^[105]. 然而, 神经网络应用最重要的步骤是网络的训练, 该过程需要大量包含不同工况的数据. 基于此, 文献 [18] 建立了基于热动力学和机械原理的发动机模型, 可模拟不同工况下的燃烧故障, 获取所需的曲轴扭转振动信号和发动机振动信号, 并提取出最优的特征信息, 进而训练基于自诊断系统的多重感知器神经网络和概率神经网络, 以实现发动机故障的诊断、类型识别、定位以及严重程度的判断. 该方法具有较好的失火检测和定位性能, 并能有效地估计严重程度, 扩大受限速度和载荷范围. 从增强模拟环境下模型真实性的角度出发, 文献 [106] 进一步提出一种新颖的基于 BP 神经网络的涡轮增压柴油机失火检测模型. 考虑从实车环境中获得模型参数, 将 OBD 因素、发动机转速、进气温度、增压压力、废气温度、水温 and 耗油量作为神经网络输入, 并采用发动机故障模式树分析方法选取参数值, 失火检测算法会有更好的诊断精度. 结合切换线性发动机混合模型, 文献 [107] 利用一阶滑模观测器的结果, 进一步运用模式识别技术实现失火故障诊断. 文献 [108] 利用动态发动机模型获得的平均输出动力计算得到了与燃烧周期直接相关且对由失火引起的发动机转速波动十分敏感的新参数, 可在稳态工况下用以单缸失火、连续失火、多缸失火诊断; 瞬态工况下, 可增加补偿因素 (七段平均输出动力的平均值) 以改善失火诊断精度. 该方法只需获取发动机转速数据, 计算量十分小.

2.4 其他失火故障诊断方法

由于成本或者特定环境需求所致, 通常失火故障方法验证所需的实验平台搭建较为不易. 同时, 针对失火故障诊断的重要性和必要性, 有学者基于 OBD 系统开发出故障模拟装置, 并以此为基础实现对故障诊断方法的研究, 为实际 OBD 系统的开发提供了有效的标定工具^[109]. 该方法需以实际发动机为研究对象, 通过人为制造故障的模拟方式来测试故障诊断方法的有效性, 一定程度上体现了故障诊断方法的实时性, 具有较好的借鉴作用. 然而, 考虑到相关故障无法人为模拟, 如催化转换器的劣化过程等, 同时由于实际工况复杂, 以致故障出现的随机性加强, 进而会减弱该方法的诊断效果. 研究发现,

发动机多刚体模型、缸压模型及动力传动系统模型等已被用于模拟曲轴的振动和驱动系统的扭矩振动, 但只完成了失火检测算法参数修正的建模工作. 对此, 文献 [110] 进一步模拟了飞轮角速度测量工作, 并在模型中引入失火和辅助负荷的干扰, 可用于初始参数标定、失火检测算法的鲁棒性分析等, 且该模型采用模块化设计结构, 可很方便地依靠汽车组件实现延展功能. 文献 [111–112] 分别利用瞬时角速度和角加速度开发出了一个实用的在线失火故障诊断策略.

此外, 还有许多方法被用于失火故障诊断. 针对发动机冷启动情况, 燃油预热可降低失火率, 文献 [113] 在定容量燃烧室柴油机上研究了燃油温度对燃油喷雾和燃烧特性的影响, 冷燃油用于启动冷发动机时, 宏观喷雾成像显示更长液体渗透长度和窄喷雾角度, 喷射特性衰减严重, 且缸内出现部分失火情形; 而预热的燃油用于发动机冷启动时, 所有的燃油都成功点燃.

3 结论与展望

根据前文汽车发动机失火故障判别信号和诊断方法的分析, 可进一步总结出失火检测方法要求更加严格: 实时性好, 实践性强, 精度高, 计算量小, 成本低, 操作简单等. 目前, 失火故障诊断的方法种类繁多, 其中多缸失火故障诊断更加受到重视, 但大多实时性不够, 计算量较大, 尤其是在高速、轻载、缸数多、多重失火事件发生等情况下, 多缸失火故障诊断精度不高. 另一方面, 检测方法要求的功能也更加具体化: 不仅要求能准确检测失火故障, 还要求故障缸识别功能, 且需要检测出失火发生的具体原因以及特定部件, 并能在早期完成失火预警, 尽早采取应对措施. 然而, 由于失火故障诊断系统复杂, 尚未有全面的失火故障诊断策略. 此外, 失火故障诊断策略应能准确区分连续性单缸失火、连续性多缸失火、间歇性单缸失火和间歇性多缸失火^[87] 和严重失火、轻微失火^[114] 以及完全失火、部分失火^[115]、正常状态、补火燃烧^[54] 等情形. 特别地, 由于间歇性失火故障诊断、部分失火与轻微失火故障识别难度加大, 有待进一步研究.

同时, 在汽车发动机故障诊断领域中, 失火故障诊断内容已不可或缺, 要求发动机工作在正扭矩区域时失火故障诊断比例应能达到 90% 至 95%^[51],

其有效性直接影响着发动机工作效率和环境保护的要求, 关系着汽车舒适性和安全性的进一步提高, 因此对发动机失火故障的准确诊断具有十分重要的意义. 在分析前文失火故障诊断方法的基础上, 可以大致归纳出不同方法相应的性能评价指标:

1) 基于数据的失火故障诊断方法, 如各类型神经网络、优化型 SVM、决策树等, 是目前应用最为广泛而有效的方法之一. 应用此类方法, 通常需结合数据处理技术对曲轴速度、扭矩、气缸压力、振动加速度等信号进行预处理, 以提高失火故障诊断的精度, 并增强网络的鲁棒性, 可用于诊断复杂工况下不同类型的失火故障. 此类方法中, 有 2 个关键指标: 一是故障诊断的识别率, 稳定工况下, 其失火故障诊断的精度可达 90% 以上^[17, 116]. 二是网络的训练时间, 若训练时间过长, 则此方法的实时性将显著降低, 不适宜在线失火检测. 此外, 应用统计学分析的失火故障诊断方法中, 通常可将均方方差 (Mean square error, MSE)、标准偏差、峰态^[93]、数据散度^[28]、Lyapunov 指数^[44] 等作为失火诊断技术的性能评价指标. 其中, MSE 值越小, 故障诊断性能越好. 如基于原始曲轴速度或加速度归一化处理技术的失火故障诊断方法, 在发动机转速为 1000 r/min 的固定工况下, 曲轴速度归一化后, MSE 值可从 16.3 降低至 0.2 左右, 其故障诊断的有效性可达到 98%^[20].

2) 基于模型的失火故障诊断方法, 如卡尔曼滤波、观测器设计等, 通过对发动机不可测参数的估计, 实现发动机失火故障诊断. 此类方法诊断性能的好坏取决于被估计参数的精度、稳定性收敛时间以及估计系统的鲁棒性等性能指标. 通常, 模型的稳定性收敛时间较神经网络训练收敛时间短, 可保证在 1 秒以内^[68]. 进一步地, 通过此类方法所估计的参数可直接用于在线失火故障诊断. 譬如以图形形状和预先设定门限值等识别方法, 其均具有较好的识别能力^[107]. 然而, 当汽车发动机工况复杂时, 此类判断方法将失效.

3) 基于模型和数据相结合的失火故障诊断方法. 通常, 此类方法在失火故障诊断的时间花销上较前两类方法长. 应用此类方法可分为两个阶段. 第一阶段为数据获取过程 (包括基于模型的方法获取数据), 可通过发动机实际台架或发动机仿真模型完成数据采集. 对于不可测参数, 应结合基于模型方法完成不可测参数的估计. 第二阶段为应用数据完成失火故障诊断过程, 即结合基于数据的失火故障诊断方法的具体实现. 因此, 在基于数据的失火故障诊断方法的基础上, 此类方法增加了参数估计过程在时间上的花销, 使得整体失火故障诊断时间延长. 但此过程可进一步提高失火故障诊断精度, 并能有

效解决汽车发动机在复杂工况下失火故障诊断失效的问题. 此外, 随着目前汽车 ECU (Engine control unit) 处理器性能的提升, 以及结合云的故障诊断技术的发展^[117], 以花销少量时间为代价换取更好的诊断精度不失为一种有效的措施.

4) 基于其他方法的失火故障诊断方法. 近年来, 为有效缩短失火故障诊断时间, 文献 [48, 51, 108] 中已提出几类直接表征失火事件的参数, 包括失火指数 (即定义参数 LU 值)、ER 值、平均输出动力 (Mean power, MP) 值, 其中

$$LU_i = \frac{T_i - T_{i-1}}{T_{i-1}^3}, \quad MP_i = \frac{T_i^3 - T_{i+1}^3}{T_i^3 T_{i+1}^3} \quad (1)$$

这里 T_i 为发动机第 i 个气缸的燃烧时间. 基于上述参数, 并设定不同工况下相应的门限值, 即可快速识别失火故障. 应用此类方法, LU 值诊断精度可达到 82% 至 94%, 而 MP 值可以进一步地将诊断精度提高到 90% 至 97% 的范围, 同时将失火诊断工况拓展至瞬态工况, 具有很好的实践意义^[48, 51, 108].

根据目前汽车发动机失火故障诊断方法的发展状况, 以下几个方面的工作值得关注:

3.1 新能源、新技术下的汽车失火故障诊断方法研究

在石油能源日益紧缺、环保法规日益严格的背景下, 天然气、乙醇、氢气、液化石油气等新能源作为代用燃料已成为迫切需求, 其中天然气以其丰富的储量、良好的经济性成为发动机的优良代用燃料之一^[118]. 同时, 近几年 HCCI 发动机的发展也十分迅速, 依靠缸内热环境和燃料化学动力学之间的相互作用, 这种新技术下的发动机具有燃烧过程稳定、持续时间长等优点^[119]. 进一步地, 将新技术和新能源结合在一起或许是很有前景的方向. 针对 HCCI 发动机, 在燃料中加入适当浓度的乙醇等燃料, 已证实可大大提高发动机性能. 然而, 其均将引起一个共同的变化: 其失火诊断的策略将发生改变. 新能源的替代燃料将引起燃烧特性、废气成分、动力性能、点火能量等特征的变化, 新技术下的发动机燃烧过程也将发生变化, 其燃料组分和自燃化学过程也明显不同, 这些都将导致失火诊断方法的调整与改变. 因此, 结合新能源和新技术下失火故障特征的变化, 改进已有失火故障诊断方法以提高失火故障诊断精度很有必要.

3.2 多传感器信息融合失火诊断方法

失火故障诊断中, 信息融合代表了故障诊断技术在工程应用中的新水平, 采用多传感器的信息融

合技术能较大地提高故障诊断的准确率,降低误判现象.提取多个传感器的信息(譬如结合发动机转速误差、发动机扭矩、缸压信号、废气成分、发动机加速度信号等),可更加全面地了解汽车的状态,结合合适的失火诊断算法可有效提高诊断精度,且可靠性高,但由于数据信息的增多,会增加算法的计算量.但考虑从原始数据的角度出发,若预先设定失火故障诊断的阈值或通过信息处理技术提取出失火状态标志特征,做出失火故障预判断,再针对复杂工况进行决策融合并完成失火诊断过程,可有效地减小计算量,缩短网络训练时间.其实现过程可如图6所示.

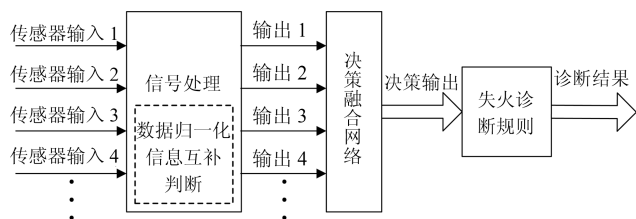


图6 多传感器数据融合失火故障诊断

Fig.6 Multiple sensor misfire fault diagnosis based on data fusion

3.3 结合云平台大数据决策的失火故障诊断方法研究

随着工业4.0的到来,互联网的发展又将上升一个新的台阶,虚拟网络与实体系统将发生深度的融合,工业大数据的利用将发生质的改变.结合时代大背景,利用物联网(Internet of things, IoT)和信息物理系统(Cyber-physical systems, CPS)等技术,不但可获取来自不同汽车多传感器的信息,还可实现汽车实时状态信息的透明化,并将不同汽车的实时信息存储于云平台,便形成了可供使用的原始数据库.由于云平台存在所有与发动机失火相关的信息,因此,对失火故障的诊断关键在于大数据的利用率与诊断策略的实现,而研究如何有效利用大数据

与失火诊断决策的实现具有重要意义^[117, 120].此外,云平台还包含了所有汽车已经诊断成功的历史记录,若实时的失火故障信息与历史记录吻合,那么失火故障的诊断结果便可及时反馈,可有效降低失火诊断的计算量,其结构思路如图7所示.

3.4 基于离子电流信号的失火故障诊断研究

燃烧室测得的离子电流信号与许多燃烧过程的参数具有直接的相关性,用以进行失火故障诊断优势突出.随着测量技术的迅猛发展,离子电流信号的测量过程将变得更加简单方便,测量精度也将会大幅度提高.由于电流信号能正确区分点火、火焰燃烧以及火焰消失的状态,可对发动机的每一个循环进行精确区分,因此其失火诊断的精度很高.同时,离子电流信号可用于发动机循环点火控制以及补火控制的设计,而对于基于离子电流信号的其他控制器开发或者故障诊断策略设计有待进一步研究,其方法新颖,具有很好的应用前景.

3.5 补火燃烧状态识别与(二次)失火诊断

目前,基于离子电流信号循环反馈控制的补火燃烧试验已取得一定的成果.结合先进的缸内直喷技术,或缸内缸外同时可控喷油的双喷技术,在补火时补充一定量的燃油,有望提高补火成功率,循环内的补火实验可有效引燃混合气,降低HC排放.然而,实际工况复杂,补火时缸内混合气温度和浓度以及补火时刻都将影响补火的成功率,补火不成功,失火情况仍然存在.因此,充分利用离子电流信号信息,提高反馈响应的速度、快速识别当前燃烧室是否仍处于完全失火或部分失火状态就显得十分重要,而二次失火故障诊断的方法研究或具有重要意义,其有助于失火故障诊断方法的拓展和发动机失火故障诊断策略改进与完善.此外,研究如何提高补火燃烧成功率以及如何改善补火燃烧质量而不影响发动机性能也很有必要.

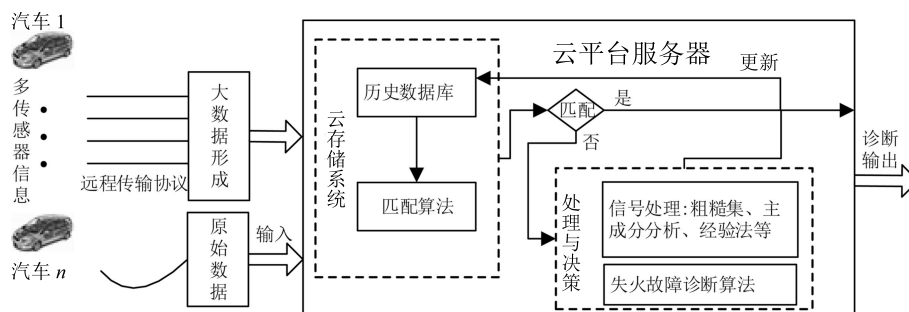


图7 结合云平台的失火故障诊断

Fig.7 Misfire fault diagnosis combined with cloud platform

3.6 怠速工况失火诊断方法研究

发动机冷启动阶段, 任何车辆都可能发生常态冷启动失火, 通常发动机启动后会延迟激活失火检测器几分钟, 避免 OBD 失火故障灯点亮, 这种延时是允许的, 因为在三元催化器未达到工作温度前失火不会造成其损坏, 但无法避免地会加大此时的废气排放^[19]. 而发动机转速会较快地稳定在怠速工况 (800 r/min 附近), 相对其他稳定工况, 此时的失火率会大幅度增加, 尤其是柴油机失火尤为严重. 同时, 此阶段的发动机状态很不稳定, 部分燃烧的失火现象十分明显, 极大地增加废气排放压力, 给失火诊断也带来更大的难度. 针对此类问题, 已有燃油预热和选择性组分进气富氧燃烧等策略可降低失火率, 但很少研究怠速工况下的失火故障诊断方法. 因此, 为进一步完善全工况范围内的失火故障诊断方法, 应将失火故障诊断方法研究推广至发动机怠速工况.

References

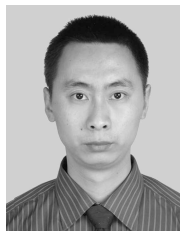
- Mohammadpour J, Franchek M, Grigoriadis K. A survey on diagnostics methods for automotive engines. In: Proceedings of the 2011 American Control Conference. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2011. 985–990
- Nimmo I. Adequately address abnormal situation operations. *Chemical Engineering Progress*, 1995, **91**(9): 36–45
- Smith K S, Ran L, Penman J. Real-time detection of intermittent misfiring in a voltage-fed PWM inverter induction-motor drive. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1997, **44**(4): 468–476
- Ding S X. *Model-based Fault Diagnosis Techniques*. Berlin Heidelberg: Springer, 2008. 1–11
- Li Qiu-Ling. Research based on the Optimization Model of Support Vector Machine for Car-engine Misfire Fault Diagnosis [Master dissertation], Taiyuan University of Technology, China, 2015
(李秋玲. 基于优化型支持向量机的发动机失火故障诊断研究 [硕士学位论文], 太原理工大学, 中国, 2015)
- Liu Sheng-Gang. A Study on EFI Engine Fault Diagnosis Technology based on Neural Networks [Master dissertation], Chongqing University of Technology, China, 2012
(刘升刚. 基于神经网络的电喷发动机故障诊断技术研究 [硕士学位论文], 重庆理工大学, 中国, 2012)
- Merkisz J, Boguś P, Grzeszczyk R. Overview of engine misfire detection methods used in on board diagnostics. *Journal of KONES*, 2001, **8**(1–2): 326–341
- Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K W, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis: Part I: quantitative model-based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 293–311
- Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis: Part II: qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 313–326
- Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N, Yin K W. A review of process fault detection and diagnosis: Part III: process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, **27**(3): 327–346
- Janakiraman V M, Nguyen X, Stemiak J, Assanis D. Identification of the dynamic operating envelope of HCCI engines using class imbalance learning. *IEEE Transactions on Neural Networks And Learning Systems*, 2015, **26**(1): 98–112
- Mayhew C G, Knierim K L, Chaturvedi N A, Park S, Ahmed J, Kojic A. Reduced-order modeling for studying and controlling misfire in four-stroke HCCI engines. In: Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control. Shanghai, China: IEEE, 2009. 5194–5199
- Knierim K L, Park S, Ahmed J, Kojic A, Orlandini I, Kulzer A. Simulation of misfire and strategies for misfire recovery of gasoline HCCI. In: Proceedings of the 2008 American Control Conference. Seattle, WA, USA: IEEE, 2008. 3947–3952
- Bahri B, Aziz A A, Shahbakhti M, Said M F M. Understanding and detecting misfire in an HCCI engine fuelled with ethanol. *Applied Energy*, 2013, **108**: 24–33
- Mohammadpour J, Franchek M, Grigoriadis K. A survey on diagnostic methods for automotive engines. *International Journal of Engine Research*, 2012, **13**(1): 41–64
- Williams J. An Overview of Misfiring Cylinder Engine Diagnostic Techniques based on Crankshaft Angular Velocity Measurements. SAE Technical Paper 960039, 1996.
- Chen J, Randall R, Peeters B, Desmet W, Van der Auwer-aer H. Artificial neural network based fault diagnosis of IC engines. *Key Engineering Materials*, 2012, **518**: 47–56
- Chen J, Randall R B, Peerers B, Van der Auwer-aer H, Desmet W. Automated misfire diagnosis in engines using torsional vibration and block rotation. *Journal of Physics: Conference Series*, 2012, **364**(1): 012020
- Xu Xiao-Qi. *On-Board Diagnosis System and Maintenance Case Analysis*. Beijing: Chemical Industry Press, 2015. 13–16
(徐晓齐. OBD 车载诊断系统与维修案例解析. 北京: 化学工业出版社, 2015. 13–16)
- Alkhateeb A, Das M. A model based data normalization technique for improving performance of engine misfire detection algorithms. In: Proceedings of the 2004 IEEE Electro/Information Technology Conference. Milwaukee, WI, USA: IEEE, 2004. 115–124
- Gevecia M, Osburn A W, Franchek M A. An Investigation of Crankshaft Oscillations for Cylinder Health Diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, **19**(5): 1107–1134
- Liu L Y, Yang H L, Plee S, Naber J. Windowed selected moving autocorrelation (WSMA), tri-correlation (TriC), and misfire detection. SAE Technical Paper 2005-01-0647, 2005.
- Ren Wei-Jun, He Yu-Yao, Zhang Wei-Gang. On-line diagnosis on misfire fault of internal combustion engine based on crankshaft segment acceleration. *Automotive Engineering*, 2010, **32**(4): 339–342
(任卫军, 贺昱曜, 张卫钢. 基于曲轴段加速度的内燃机失火故障在线诊断. 汽车工程, 2010, **32**(4): 339–342)
- Nishibe Y, Nonomura Y, Tsukada K, Takeuchi M, Miyashita M, Ito K. Determination of engine misfiring using magnetoe-lastic torque sensor. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1998, **47**(3): 760–765

- 25 Sood A K, Fahs A A, Henein N A. Engine fault analysis: Part II-parameter estimation approach. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1985, **IE-32**(4): 301–307
- 26 Haskara I, Mianzo L. Real-time cylinder pressure and indicated torque estimation via second order sliding modes. In: Proceedings of the 2001 American Control Conference. Arlington, VA, USA: IEEE, 2001. 3324–3328
- 27 Helm S, Kozek M, Jakubek S. Combustion torque estimation and misfire detection for calibration of combustion engines by parametric Kalman filtering. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, **59**(11): 4326–4337
- 28 Jung D, Eriksson L, Frisk E, Krysander M. Development of misfire detection algorithm using quantitative FDI performance analysis. *Control Engineering Practice*, 2015, **34**: 49–60
- 29 Molinar-Monterrubio J, Castro-Linares R. Sliding mode observer for internal combustion engine misfire detection. In: Proceedings of the 2007 Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference. Morelos, Mexico: IEEE, 2007. 620–624
- 30 Molinar-Monterrubio J, Castro-Linares R. Internal combustion engine parametric identification scheme for misfire fault detection: experimental results. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Industrial Technology. Gipspsland, VIC, UK: IEEE, 2009. 1–6
- 31 Tinaut F V, Melgar A, Laget H, Domínguez J I. Misfire and compression fault detection through the energy model. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, **21**(3): 1521–1535
- 32 Liu J M, Shi Y P, Zhang X M, Xu S Y, Dong L J. Fuel injection system fault diagnosis based on cylinder head vibration signal. *Procedia Engineering*, 2011, **16**: 218–223
- 33 Qiao Xin-Yong, Liu Jian-Min, Zhang Xiao-Ming. A method for diagnosing misfiring fault of engine based on neural network data fusion. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2009, **30**(1): 74–79
(乔新勇, 刘建敏, 张小明. 基于神经网络信息融合的发动机失火故障诊断. 内燃机工程, 2009, **30**(1): 74–79)
- 34 Devasenapati S B, Sugumaran V, Ramachandran K I. Misfire identification in a four-stroke four-cylinder petrol engine using decision tree. *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(3): 2150–2160
- 35 Willimowski M, Isermann R. A Time Domain based Diagnostic System for Misfire Detection in Spark-ignition Engines by Exhaust-gas Pressure Analysis. SAE Technical Paper 2000-01-0366, 2000.
- 36 Fan Xiao-Mei, Xu Yong, Li Yan. Study on engine monitoring and fault diagnosis based on EMD algorithm. *Transactions of CSICE*, 2009, **27**(3): 282–287
(范晓梅, 许勇, 李炎. 基于 EMD 算法的发动机故障监测研究. 内燃机学报, 2009, **27**(3): 282–287)
- 37 Kim S, Minho C, Kooksang S. The misfire detection by the exhaust pressure ascent rate. *Transactions of the Korean Society of Automotive Engineers*, 2003, **11**(2): 1–7
- 38 Li Zeng-Fang, He Yong. Study on fault diagnosis model of misfire in engines based on rough set theory and neural network technology. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2005, **36**(8): 118–121
(李增芳, 何勇. 基于粗糙集与 BP 神经网络的发动机故障诊断模型. 农业机械学报, 2005, **36**(8): 118–121)
- 39 Rodriguez C, Rementeria S, Martin J I, Lafuente A, Muguerza J, Perez J. A modular neural network approach to fault diagnosis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, **7**(2): 326–340
- 40 Bi Xiao-Jun, Liu Chang-Yuan, Lu Di. Engine fault diagnosis method based on PSO-RVM algorithm. *Journal of Harbin Engineering University*, 2014, **35**(2): 245–249
(毕晓君, 柳长源, 卢迪. 基于 PSO-RVM 算法的发动机故障诊断. 哈尔滨工程大学学报, 2014, **35**(2): 245–249)
- 41 Tamura M, Saito H, Murata Y, Kokubu K, Morimoto S. Misfire detection on internal combustion engines using exhaust gas temperature with low sampling rate. *Applied Thermal Engineering*, 2011, **31**(17–18): 4125–4131
- 42 Sun Yi-Quan, Zhang Ying-Tang, Li Zhi-Ning, Cheng Li-Jun, Li Zhi-Wei. Online misfire fault diagnosis using Vold-Kalman order tracking. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2013, **33**(6): 1014–1018
(孙宜权, 张英堂, 李志宁, 程利军, 李志伟. 运用 Vold-Kalman 阶比跟踪的发动机失火故障在线诊断. 振动、测试与诊断, 2013, **33**(6): 1014–1018)
- 43 Fan Xin-Hai, Yao Chi-Wei, Zeng Xing-Xiang, Wang Zhan-Jun. Misfire fault diagnosis based on local mean decomposition of exhaust noise. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2013, **34**(4): 38–41
(樊新海, 姚炽伟, 曾兴祥, 王战军. 基于排气噪声局域均值分解的失火故障诊断. 内燃机工程, 2013, **34**(4): 38–41)
- 44 Boguś P, Merksiz J. Misfire detection of locomotive diesel engine by non-linear analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, **19**(4): 881–899
- 45 Adaileh W M. Engine fault diagnosis using acoustic signals. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, **295–298**: 2013–2020
- 46 Wang Yun-Song. Diagnosing electron-controlled gasoline engine default by exhaust gas sensor. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2002, **2**(2): 48–51
(王贇松. 利用氧传感器诊断电控发动机故障. 交通运输工程学报, 2002, **2**(2): 48–51)
- 47 Ma Q H, Zhang C Y, Ren H J, Zheng X J. Fault diagnosis of electronic controlled engine by using oxygen sensor. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Shanghai, China: IEEE, 2011. 194–197
- 48 Wang H L, Sun W, Liu Y. Study on misfire diagnostic strategy of on-board diagnostics system on LPG passenger car. In: Proceedings of the 2011 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Wuhan, China: IEEE, 2011. 1–4
- 49 Naik S. Advanced misfire detection using adaptive signal processing. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2004, **18**(2): 181–198
- 50 Wang Yin-Hui, Huang Kai-Sheng, Lin Zhi-Hua, Wang Dong-Liang. Study of engine multi-cylinder random misfire detection. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2012, **33**(1): 18–21
(王银辉, 黄开胜, 林志华, 王东亮. 发动机多缸随机失火诊断算法研究. 内燃机工程, 2012, **33**(1): 18–21)
- 51 Cavina N, Cipolla G, Marcigliano F, Moro D, Poggio L. A methodology for increasing the signal to noise ratio for the misfire detection at high speed in a high performance engine. *Control Engineering Practice*, 2006, **14**(3): 243–250

- 52 Ali A, Magnor O, Schultalbers M. Misfire detection using a neural network based pattern recognition technique. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Electrical Engineering. Lahore, Pakistan: IEEE, 2007. 1–6
- 53 Dumele H, Horn M. Misfire detection by evaluating the small signal of a glow plug. In: Proceedings of the 2008 IEEE Sensors. Lecce, Italy: IEEE, 2008. 784–786
- 54 Zhang Zhi-Yong, Li Cong-Yue, Cao Yin-Bo, Li Li-Guang. An experimental study of re-spark ignition control in misfired combustion cycle based on ion current feedback. *Transactions of CSICE*, 2012, **30**(1): 56–61
(张志永, 李从跃, 曹银波, 李理光. 基于离子电流反馈的失火循环内补火控制试验. 内燃机学报, 2012, **30**(1): 56–61)
- 55 Fan Q W, Bian J, Lu H F, Tong S Y, Li L G. Misfire detection and re-ignition control by ion current signal feedback during cold start in two-stage direct-injection engines. *International Journal of Engine Research*, 2014, **15**(1): 37–47
- 56 Gao Zhong-Quan, Li Chun-Yan, Liu Bing, Huang Zuo-Hua, Eiji T, Sadami Y. Detection of engine abnormal combustion with ion current method. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, **49**(5): 1–6
(高忠权, 李春艳, 刘兵, 黄佐华, 富田荣二, 吉山定见. 采用离子电流法的发动机非正常燃烧诊断. 西安交通大学学报, 2015, **49**(5): 1–6)
- 57 Gao Qing, Liu Cheng-Cai, Jin Ying-Ai, Ma Chun-Qiang, Zhang Guang-Jun, Su Jun-Lin. Investigation on start emission and misfire characteristics of spark ignition engine in-taking oxygen-enriched air. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2010, **31**(3): 7–10
(高青, 刘成材, 金英爱, 马纯强, 张广军, 苏俊林. 发动机起动态过程富氧燃烧排放及其失火特性研究. 内燃机工程, 2010, **31**(3): 7–10)
- 58 Assanis D N, Poola R B, Sekar R, Cataldi G R. Study of using oxygen-enriched combustion air for locomotive diesel engines. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2000, **123**(1): 157–166
- 59 Liu L T, Liao H Y, Chen X L, Feng Y M, Xiao Y K. Diesel misfire fault diagnosis using vibration signal over cylinder head. *Communication Systems and Information Technology*, Berlin Heidelberg: Springer, 2011. 761–768
- 60 Chang J, Kim M, Min K. Detection of misfire and knock in spark ignition engines by wavelet transform of engine block vibration signals. *Measurement Science and Technology*, 2002, **13**(7): 1108–1114
- 61 Lee M, Yoon M, Sunwoo M, Park S, Lee K. Development of a new misfire detection system using neural network. *International Journal of Automotive Technology*, 2006, **7**(5): 637–644
- 62 Zhu Z Q, Yang J, Zhang X M, Li X L. Misfire diagnosis of diesel engine based on short-time vibration characters. *Applied Mechanics and Materials*, 2010, **34–35**: 301–305
- 63 Bohn C, Magnor O, Schultalbers M. State observer based analysis of crankshaft speed measurements with application to misfire detection. In: Proceedings of the 2005 International Conference on Control and Automation. Budapest, Hungary: IEEE, 2005. 239–244
- 64 Kang Wei, Qiao Xin-Yong, An Gang. Method of diagnosis diesel engine misfire fault based on statistical simulation. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2004, **25**(5): 66–68
(康威, 乔新勇, 安钢. 基于统计模拟的柴油机失火故障的诊断方法. 内燃机工程, 2004, **25**(5): 66–68)
- 65 Rizvi M A, Bhatti A I. Hybrid model for early detection of misfire fault in SI engines. In: Proceedings of the 13th IEEE International Multitopic Conference. Islamabad, Pakistan: IEEE, 2009. 1–6
- 66 Rizvi M A, Bhatti A I, Butt Q R. Fault detection in a class of hybrid system. In: Proceedings of International Conference on Emerging Technologies. Islamabad, Pakistan: IEEE, 2009. 130–135
- 67 Moro D, Azzoni P, Minelli G. Misfire Pattern Recognition in High Performance SI 12-cylinder Engine. SAE Technical Paper 980521, 1998.
- 68 Rizvi M A, Zaidi S S H, Akram M A, Bhatti A I. Misfire fault detection in SI engine using sliding mode observer. In: Proceedings of the 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2012. 5114–5119
- 69 Zhang Pei-Lin, Wang Huai-Guang, Zhang Lei, Wang Wei-Guo, Li Bing. Feature extraction for engine fault diagnosis by utilizing adaptive multi-scale morphological gradient and non-negative matrix factorization. *Journal of Vibration Engineering*, 2013, **26**(6): 944–950
(张培林, 王怀光, 张磊, 王卫国, 李兵. 非负矩阵分解在发动机故障特征提取中的应用. 振动工程学报, 2013, **26**(6): 944–950)
- 70 Cavina N, Corti E, Minelli G, Serra G. Misfire Detection based on Engine Speed Time-frequency Analysis. SAE Technical Paper 2002-01-0480, 2002.
- 71 Ponti F. Instantaneous engine speed time-frequency analysis for onboard misfire detection and cylinder isolation in a V12 high-performance engine. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2008, **130**(1): 012805
- 72 Ma X P, Xia Z C, Wu H T, Huang X. Combined Frequency Domain Analysis and Fuzzy Logic for Engine Misfire Diagnosis. SAE Technical Paper 2015-01-0207, 2015.
- 73 Li Zeng-Fang, He Yong, Song Hai-Yan. Fault diagnosis model for engines based on principal component analysis and integrated neural network. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2006, **22**(4): 131–134
(李增芳, 何勇, 宋海燕. 基于主成分分析和集成神经网络的发动机故障诊断模型研究. 农业工程学报, 2006, **22**(4): 131–134)
- 74 Zhou Rui, Yang Jian-Guo. The research of engine fault diagnosis based on rough sets and support vector machine. *Transactions of CSICE*, 2006, **24**(4): 379–383
(周瑞, 杨建国. 基于粗糙集与支持向量机的发动机故障诊断研究. 内燃机学报, 2006, **24**(4): 379–383)
- 75 Liu J M, Li X L, Zhang X M, Xu S Y, Dong L J. Misfire diagnosis of diesel engine based on rough set and neural network. *Procedia Engineering*, 2011, **16**: 224–229
- 76 Liang Feng, Feng Jing, Xiao Wen-Yong, Tan Wen-Chun, Zhuo Bin. Application of BP neural network to fault diagnosis of high-pressure common rail fuel system of electronic control diesel engines. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2004, **25**(2): 46–49
(梁锋, 冯静, 肖文雍, 谭文春, 卓斌. BP 神经网络在高压共轨式电控柴油机故障诊断中的应用. 内燃机工程, 2004, **25**(2): 46–49)

- 77 Lu Huai-Min, Guo Xiu-Rong, Du Dan-Feng, Yu Xiao-Dong. Application of radial basis function neural network to fault diagnosis of electronic ejection engine. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2005, **36**(12): 35–38
(陆怀民, 郭秀荣, 牡丹丰, 于晓东. RBF 网络在电喷发动机故障诊断中的应用. 农业机械学报, 2005, **36**(12): 35–38)
- 78 Song Chong-Zhi, Wu Yu-Guo, Wang Lu, Xie Neng-Gang. Fault diagnosis of engine ignition system based on modified Elman neural network. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, **39**(3): 203–206
(宋崇智, 吴玉国, 王璐, 谢能刚. 基于改进 Elman 网络的发动机点火系统故障诊断. 农业机械学报, 2008, **39**(3): 203–206)
- 79 Murphey Y L, Chen Z H, Feldkamp L A. An incremental neural learning framework and its application to vehicle diagnostics. *Applied Intelligence*, 2008, **28**(1): 29–49
- 80 Chen J, Randall R B. Improved automated diagnosis of misfire in internal combustion engines based on simulation models. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, **64–65**: 58–83
- 81 Ilkivová M R, Ilkiv B R, Neuschl T. Comparison of a linear and nonlinear approach to engine misfires detection. *Control Engineering Practice*, 2002, **10**(10): 1141–1146
- 82 Yuan R D. Fault diagnosis for engine by support vector machine and improved particle swarm optimization algorithm. *Journal of Information and Computational Science*, 2014, **11**(13): 4827–4835
- 83 Xu Yu-Xiu, Yang Wen-Ping, Lv Xuan, Ma Zhi-Wei, Ma Xin-Hua. Fault diagnosis for a car engine based on support vector machine. *Journal of Vibration & Shock*, 2013, **32**(8): 143–146
(徐玉秀, 杨文平, 吕轩, 马志卫, 马新华. 基于支持向量机的汽车发动机故障诊断研究. 振动与冲击, 2013, **32**(8): 143–146)
- 84 Peng X Y, Chai Y Y, Xu L F, Man X J. Research on fault diagnosis of marine diesel engine based on grey relational analysis and kernel fuzzy c-means clustering. In: Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Zhangjiajie, China: IEEE, 2012. 283–286
- 85 Azzoni P M, Moro D, Porceddu-Cilione C M, Rizzoni G. Misfire Detection in a High-performance Engine by the Principal Component Analysis Approach. SAE Technical Paper 960622, 1996.
- 86 Hu C Q, Li A H, Zhao X Y. Multivariate statistical analysis strategy for multiple misfire detection in internal combustion engines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, **25**(2): 694–703
- 87 Hu Jie, Yan Fu-Wu. A research on the misfire diagnosis method of gasoline engine based on BP neural network. *Automotive Engineering*, 2011, **33**(2): 101–105
(胡杰, 颜伏伍. 基于 BP 神经网络的汽油机失火故障诊断方法的研究. 汽车工程, 2011, **33**(2): 101–105)
- 88 Lee H, Lee J, Sunwoo M. Fault diagnosis of exhaust gas recirculation and variable geometry turbocharger systems in a passenger car diesel engine based on a sliding mode observer for air system states estimation. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2014, **136**(3): 031016
- 89 Jung D, Frisk E, Krysanter M. A flywheel error compensation algorithm for engine misfire detection. *Control Engineering Practice*, 2016, **47**: 37–47
- 90 Shamekhi A M, Shamekhi A H. A new approach in improvement of mean value models for spark ignition engines using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2015, **42**(12): 5192–5218
- 91 Rizvi M A, Bhatti A I, Butt Q R. Hybrid model of the gasoline engine for misfire detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, **58**(8): 3680–3692
- 92 Surenahalli H S, Parker G G, Johnson J H, Devarakonda M N. A Kalman filter estimator for a diesel oxidation catalyst during active regeneration of a CPF. In: Proceedings of the 2012 American Control Conference. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2012. 4969–4974
- 93 Osburn A W, Kostek T M, Franchek M A. Residual generation and statistical pattern recognition for engine misfire diagnostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, **20**(8): 2232–2258
- 94 Aono T, Fukuchi E. Misfire detection method robust against road noise and vehicle body jolting. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Industrial Technology. Mumbai, India: IEEE, 2006. 2444–2449
- 95 Nohra C, Younes R. Complete-model diesel-engine diagnosis using gain schedule-mu analysis and non-linear estimator. In: Proceedings of the 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Singapore: IEEE, 2012. 912–918
- 96 Shiao Y, Moskwa J J. Cylinder pressure and combustion heat release estimation for SI engine diagnostics using nonlinear sliding observers. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1995, **3**(1): 70–78
- 97 Wang Y S, Chu F L. Real-time misfire detection via sliding mode observer. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, **19**(4): 900–912
- 98 Wang Yun-Song, Chu Fu-Lei. On-line performance supervision and fault diagnosis for automotive engines using sliding mode tracking control. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2005, **45**(2): 182–185
(王贇松, 褚福磊. 基于滑模跟踪控制的汽车发动机在线监测与故障诊断. 清华大学学报(自然科学版), 2005, **45**(2): 182–185)
- 99 Zheng Tai-Xiong, Kou Xiao-Pei, Li Yong-Fu, Yang Xin-Qin. Engine cylinder pressure estimation using Luenberger sliding mode observer. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2016, **37**(4): 173–180
(郑太雄, 寇晓培, 李永福, 杨新琴. 基于 Luenberger 滑模观测器的气缸压力估计. 内燃机工程, 2016, **37**(4): 173–180)
- 100 Guermouche M, Ali S A, Langlois N. Nonlinear reliable control based super-twisting sliding mode algorithm with the diesel engine air path. *Control Engineering & Applied Informatics*, 2014, **16**(2): 111–119
- 101 Zheng T X, Kou X P, Li Y F. Engine cylinder pressure estimation using second-order sliding mode observer based on super-twisting algorithm. In: Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). Shenyang, China: IEEE, 2014. 3886–3891
- 102 Wang Hua-Wei, Gao Jun, Wu Hai-Qiao. Study on engine system condition monitoring considering model uncertainty. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, **35**(2): 434–440
(王华伟, 高军, 吴海桥. 考虑模型不确定性的发动机系统状态监测研究. 仪器仪表学报, 2014, **35**(2): 434–440)

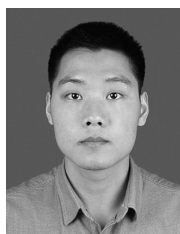
- 103 Dinca L, Aldemir T, Rizzoni G. A model-based probabilistic approach for fault detection and identification with application to the diagnosis of automotive engines. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1999, **44**(11): 2200–2205
- 104 Ponti F. Development of a torsional behavior powertrain model for multiple misfire detection. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2008, **130**(2): 022803
- 105 Hu Chun-Ming, Hu Dong-Ning, Liu Na. Model-based identification and control of GDI air-fuel ratio. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2016, **37**(3): 88–93
(胡春明, 胡东宁, 刘娜. 基于模型在环仿真的直喷汽油机空燃比辨识与控制研究. 内燃机工程, 2016, **37**(3): 88–93)
- 106 Liu B L, Zhao C L, Zhang F J, Cui T, Su J Y. Misfire detection of a turbocharged diesel engine by using artificial neural networks. *Applied Thermal Engineering*, 2013, **55**(1–2): 26–32
- 107 Akram M A, Rizvi M A, Bhatti A I, Messai N. Mode identification for hybrid model of SI engine to detect misfire fault. *Control Engineering and Applied Informatics*, 2014, **16**(3): 65–74
- 108 Boudaghi M, Shahbakhti M, Jazayeri S A. Misfire detection of spark ignition engines using a new technique based on mean output power. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2015, **137**(9): 091509
- 109 Hu Jie, Yan Fu-Wu, Zou Bin, Fang Mao-Dong. Development and research of malfunction simulation device based on OBD system. *Chinese Internal Combustion Engine Engineering*, 2010, **31**(2): 6–10
(胡杰, 颜伏伍, 邹斌, 方茂东. 基于 OBD 系统故障模拟装置的开发与研究. 内燃机工程, 2010, **31**(2): 6–10)
- 110 Eriksson D, Eriksson L, Frisk E, Krysander M. Flywheel angular velocity model for misfire and driveline disturbance simulation. *IFAC Proceedings Volumes*, 2013, **46**(21): 570–575
- 111 Hu Chuan, Hang Yong, Feng Yuan, Shi Hua-Chuan, Gong Xiao-Wu. Development of online diagnostics strategy for the misfire fault in diesel engines. *Automotive Engineering*, 2012, **34**(1): 76–79
(胡川, 杭勇, 冯源, 施华传, 龚笑舞. 柴油机失火故障在线诊断策略的开发. 汽车工程, 2012, **34**(1): 76–79)
- 112 Liang Feng, Yang Lin, He Qiang, Tan Wen-Chun, Xiao Wen-Yong, Zhuo Bin. Study of on-board misfires diagnosing strategy of electronically controlled engine. *Transactions of CSICE*, 2004, **22**(4): 332–336
(梁锋, 杨林, 赫强, 谭文春, 肖文雍, 卓斌. 电控柴油机的在线失火诊断策略研究. 内燃机学报, 2004, **22**(4): 332–336)
- 113 Hwang J, Park Y, Bae C, Lee J, Pyo S. Fuel temperature influence on spray and combustion characteristics in a constant volume combustion chamber (CVCC) under simulated engine operating conditions. *Fuel*, 2015, **160**: 424–433
- 114 Ye J. Application of extension theory in misfire fault diagnosis of gasoline engines. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(2): 1217–1221
- 115 Cesario N, Tagliatela F, Lavorgna M. Methodology for misfire and partial burning diagnosis in SI engines. *IFAC Proceedings Volumes*, 2006, **39**(16): 1024–1028
- 116 Siegel J, Kumar S, Ehrenberg I, Sarma S. Engine misfire detection with pervasive mobile audio. In: *Proceedings of the 2006 Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, Berlin, Germany: ACM, 2016. 226–241
- 117 Lee Jay [Author], Qiu Bo-Hua et al. [Translator]. *Industrial Big Data: The Revolutionary Transformation and Value Creation in Industry 4.0 Era*. Beijing: Mechanical Industry Press, 2015. 44–52
(李杰 [著] 邱伯华等 [译]. 工业大数据: 工业 4.0 时代的工业转型与价值创造. 北京: 机械工业出版社, 2015. 44–52)
- 118 Viswanatha H C, Shanmugam R M, Kankariya N M, Anandaraman L. Effect of ignition induced misfire on emission and catalyst temperature — a comparative study in a 1.2 L MPI engine with multiple fuels. *Internal Combustion Engines: Improving Performance, Fuel Economy and Emission*. UK: Woodhead Publishing, 2011. 261–273
- 119 Lacey J, Kameshwaran K, Filipi Z, Cannella W, Fuentes-Afflick P. Influence of ethanol addition in refinery stream fuels and the HCCI combustion. *Fuel*, 2014, **126**: 122–133
- 120 Ma Yun, Zeng Ming. *Read the Internet+.* Beijing: China CITIC Press, 2015. 101–106
(马云, 曾鸣. 读懂互联网+. 北京: 中信出版社, 2015. 101–106)



郑太雄 重庆邮电大学教授, 博士. 主要研究方向为汽车电子.

E-mail: zhengtx@cqupt.edu.cn

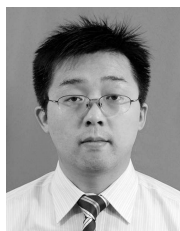
(ZHENG Tai-Xiong Ph.D., professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interest is automotive electronics.)



张瑜 重庆邮电大学硕士研究生. 主要研究方向为汽车发动机失火故障诊断.

E-mail: zhangycqupt@163.com

(ZHANG Yu Master student at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interest is misfire fault diagnosis of automobile engine.)



李永福 重庆邮电大学副教授, 博士, 普渡大学博士后. 主要研究方向为车联网与智能交通、汽车电子和控制理论与应用. 本文通信作者.

E-mail: laf1212@163.com

(LI Yong-Fu Associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Since 2014 to 2016, Dr. Li has been worked as a post-doctor at Purdue University, USA. His research interest covers connected and autonomous vehicles, intelligent transportation systems, automotive electronics and control theory and application. Corresponding author of this paper.)