

分类号 TP277 密级 公开
UDC 621 学位论文编号 D-10617-308-(2017)-21005

重庆邮电大学硕士学位论文

中文题目 汽车发动机失火故障诊断方法研究

英文题目 Research on Misfire Fault Diagnosis
Algorithm of Automobile Engine

学 号 S140303005

姓 名 张 瑜

学位类别 工学硕士

学科专业 机械电子工程

指导教师 郑太雄 教授

完成日期 2017 年 4 月 10 日

摘要

发动机失火故障诊断是汽车车载诊断系统(On-Board Diagnosis, OBD)的重要组成部分,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。目前,汽车发动机失火故障诊断方法大多存在诊断精度不高、实时性差以及多缸失火故障诊断难度较大等问题,且瞬态工况下的发动机失火故障诊断内容缺乏。本文围绕不同工况下的汽车发动机多缸失火故障诊断方法展开研究。论文的主要工作包括:

1. 汽车发动机失火判断依据分类以及失火故障诊断方法分析

对国内外汽车发动机失火故障诊断方法的系统分析发现失火判断依据分为气缸外部因素和气缸内部因素,在此基础上系统地总结了近年来国内外已有的失火故障诊断方法,并对诊断过程中存在的问题及关键点进行了分析。进一步地,本文选用发动机燃烧扭矩作为失火故障诊断的判断依据,提出基于观测器设计的方法间接估计发动机燃烧扭矩,为后文的研究奠定了基础。

2. 基于滑模观测器的汽车发动机燃烧扭矩估计

鉴于滑模观测器具有强鲁棒性和估计精度高的特点,本文建立了含目标参数发动机燃烧扭矩的曲轴动力学模型,并完成了滑模观测器的设计,同时运用 Lyapunov 稳定性理论证明了观测器的收敛性。仿真结果表明:在稳态工况下,滑模观测器能较好地估计出发动机燃烧扭矩,估计误差为 $-25 \sim 20N \cdot m$;瞬态工况下,滑模观测器将失效。

3. 基于改进的 Luenberger 滑模观测器的汽车发动机燃烧扭矩估计

针对瞬态工况下发动机燃烧扭矩估计失效的问题,本文引入 Luenberger 项设计出 Luenberger 滑模观测器,有效地估计出了瞬态工况下的发动机燃烧扭矩。为进一步减弱系统存在的抖振问题,本文提出用饱和函数改进滑模观测器的符号函数项。仿真结果表明:改进的 Luenberger 滑模观测器降低了系统的抖振,并提高了发动机燃烧扭矩的估计精度,稳态估计误差可达 $-5 \sim 12N \cdot m$,瞬态误差为 $-15 \sim 60N \cdot m$ 。

4. 基于 Elman 神经网络的汽车发动机失火故障诊断方法

基于改进的 Luenberger 滑模观测器估计出的发动机燃烧扭矩,本文进一步地提出采用 Elman 神经网络进行怠速工况、加速工况和减速工况下的汽车发动机多

缸失火故障诊断。首先，对发动机燃烧扭矩进行分段预处理；然后，将处理后的数据作为 Elman 神经网络的输入，用于训练和测试；最后，在实验仿真中加入 BP 神经网络、支持向量机和多层感知器网络进行对比。仿真结果表明：Elman 神经网络能更加稳定地收敛于全局最优值，并能有效地诊断出不同工况下的发动机多缸失火故障。

关键词：汽车发动机，失火故障诊断，发动机燃烧扭矩，观测器设计，Luenberger 项，Lyapunov 稳定性

Abstract

Engine 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. At present, most methods of automobile engine misfire fault diagnosis have the problems of low diagnosis accuracy, poor real-time performance, difficult multi-cylinder misfire fault diagnosis, etc. Additionally, there is a lack of the research on engine misfire fault diagnosis under transient working condition. In this paper, the method of automobile engine multi-cylinder misfire fault diagnosis under different working condition is mainly studied. The main work in this paper includes:

1. The classification of automobile engine misfire judgment basis and the analysis of methods about misfire fault diagnosis

According to the study on domestic and foreign literature of automobile engine misfire fault diagnosis, misfire judgment basis is divided into two types in this paper including post-cylinder factor and in-cylinder factor. Based on the previous research, the methods of misfire fault diagnosis in recent years are systematically summarized and the problems and key points in the process of misfire fault diagnosis is analyzed in this study. Further, engine combustion torque is chosen to be judgment basis of misfire fault diagnosis. The method of indirectly estimating engine combustion torque by designing observer is proposed in this study, which lays the foundation of later research.

2. Automobile engine combustion torque estimation based on sliding mode observer

Giving strong robustness and high estimated accuracy of sliding mode observer, crankshaft dynamics model with the target parameter about engine combustion torque is established in this study. The sliding mode observer is designed and its stability is proved by using Lyapunov stability theory. The simulation results show that sliding mode observer can estimate engine combustion torque well in steady-state working condition. The estimated error is $-25 \sim 20N \cdot m$. However, sliding mode observer becomes invalid in transient working condition.

3. Automobile engine combustion torque estimation based on improved Luenberger sliding mode observer

Aiming to the problem of engine combustion torque estimation failure in transient working condition, Luenberger item is introduced into sliding mode observer in this study. The method effectively estimates engine combustion torque in transient working

condition. In order to weaken chattering problems existing in the system, the strategy using saturation function to replace sign function of sliding mode observer is proposed in this study. The simulation results show that improved Luenberger sliding mode observer can weaken system chattering and improve estimation accuracy of engine combustion torque. The estimated error in steady-state condition can reach $-5 \sim 12N \cdot m$ and the estimated error in transient condition is $-15 \sim 60N \cdot m$.

4. Automobile engine misfire fault diagnosis based on Elman neural network

Based on estimated engine combustion torque using improved Luenberger sliding mode observer, the method of multi-cylinder misfire fault diagnosis using Elman neural network in idle condition, acceleration condition and deceleration condition respectively is presented in this study. Firstly, engine combustion torque is segmentally disposed. Secondly, the proposed data are input into Elman neural network and used to train and test. Finally, back propagation neural network, support vector machine and multi layered perceptron network are introduced into experimental simulation and comparison. The simulation results show that Elman neural network can steadily converge to the global optimal value and effectively diagnose engine multi-cylinder misfire fault diagnosis in different working condition.

Key words: Automobile engine, Misfire fault diagnosis, Engine combustion torque, Observer design, Luenberger item, Lyapunov stability

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 失火故障判断依据.....	4
1.2.2 失火故障诊断技术分析.....	12
1.3 当前存在的主要问题.....	23
1.4 论文的主要内容与结构.....	25
1.5 本章小结.....	26
第 2 章 发动机模型与曲轴动力学建模.....	27
2.1 发动机模型概述.....	27
2.2 发动机系统建模.....	27
2.2.1 AMESsim 建模流程.....	28
2.2.2 AMESim 与 Matlab 的接口.....	30
2.2.3 发动机模型与参数设置.....	31
2.2.4 失火故障模拟.....	33
2.3 曲轴动力学建模.....	34
2.4 本章小结.....	38
第 3 章 滑模观测器设计及发动机燃烧扭矩估计研究.....	39
3.1 问题引入.....	39
3.2 滑模观测器简介.....	39
3.3 基于传统滑模观测器的发动机燃烧扭矩估计.....	40
3.3.1 滑模观测器设计.....	40
3.3.2 稳定性分析.....	41
3.4 仿真研究.....	42
3.5 本章小结.....	47
第 4 章 Luenberger 滑模观测器设计及发动机燃烧扭矩估计.....	48
4.1 问题引入.....	48

4.2 Luenberger 滑模观测器设计	48
4.3 改进的 Luenberger 滑模观测器设计	51
4.4 仿真研究	52
4.5 本章小结	56
第 5 章 发动机失火故障诊断策略研究	58
5.1 问题引入	58
5.2 失火故障诊断策略设计	58
5.3 失火故障诊断数据处理	59
5.4 基于 Elman 神经网络的失火故障诊断方法实现	61
5.4.1 Elman 神经网络算法设计	61
5.4.2 Elman 神经网络训练	63
5.4.3 Elman 神经网络结果评价指标	65
5.5 仿真研究	65
5.5.1 失火故障情况下 ILSMO 估计结果	66
5.5.2 失火故障诊断结果	69
5.5.3 不同算法性能对比	71
5.6 本章小结	73
第 6 章 总结与展望	74
6.1 全文工作总结	74
6.2 工作展望	75
参考文献	77
致谢	88
攻读硕士学位期间从事的科研工作及取得的成果	89

第 1 章 绪论

1.1 课题背景与意义

随着汽车产量不断增加, 过度的燃油消耗和废气排放对地球的能源和环保都造成了极大的负担, 基于此, 大量学者及团队一直竭力从事于汽车发动机节能环保的研究。国内发动机产业虽然起步较晚, 制造技术和设备更新也未能跟上欧美步伐, 但近年来已有所突破, 新能源非燃油汽车已走上正轨, 增压技术等日趋成熟^[1, 2]。国外对环境保护和节能减排都具有很高的意识, 十分重视排气和环保的要求, 不断向着低排、低噪、低振动的新能源汽车发展。目前, 汽车尾气造成的危害仍然巨大, 影响因素也颇多。其中, 由于发动机故障而产生的污染尤为严重, 如果能快速检测出故障类型并排除故障, 那将会有效地减轻汽车的废气污染, 因此开发出实时而有效的故障诊断方法将会成为汽车节能减排的又一重要保证。其中, 汽车发动机失火故障诊断内容是汽车车载诊断系统(On-Board Diagnostic, OBD)的重要组成部分, 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。

自 20 世纪 80 年代以来, 由于人们环保意识增强以及法律法规对汽车排放标准的要求提高, 美国政府制定法规要求汽车必须配备 OBD 系统, 以实时诊断汽车发动机故障。1985 年, 加利福尼亚州大气资源局(California Air Resources Board, CARB)制定法规要求汽车制造厂必须制备 OBD 系统, 就此便形成第一代车载诊断(OBD I)系统。遗憾的是, OBD I 标准并不严谨, 减少尾气排放和简化维修流程的目的并未完全实现, 遗漏了发动机失火检测、三元催化器的效率监测等。目前, 美国已实施 OBD II 标准, 欧洲相继实施 EOBD(European On-Board Diagnostics)标准, 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, 实际路况复杂, 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的减少经济损失, 降低环境破坏, 保证行车安全。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内容^[3]。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^[4]。其中, 失火故障检测吸引了众

多学者和工业从业者的关注^[5], 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化器, 诱导废气排放量增加。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: (i) 燃油质量不良、积炭、机油黏度高; (ii) 射频干扰(音响、无线电通信设备等); (iii) 废气再循环阀卡死在开启位置; (iv) 点火系统不良; (v) 燃油供给不足以及(vi) 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。

在汽车发动机故障诊断领域中, 失火故障诊断内容已不可缺少, 诊断方法种类繁多, 其有效性直接影响着发动机工作效率和环境保护的要求, 关系着汽车行驶舒适性和安全性进一步地提高。因此, 对汽车发动机失火故障的准确诊断具有十分重要的意义。

1.2 国内外研究现状

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^[6]便总结了配备有 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 等只是单纯的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^[7-9]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的框架结构, 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^[10]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。2013年开始,汽车制造商进一步地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]。

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,失火故障诊断方法研究进一步发展,国内外学者在汽车发动机失火故障诊断方法方面已做出了大量的研究。其中,人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和小波分析(Wavelet Analysis, WA)技术已被广泛应用于失火故障诊断领域^[15-19]。文献^[18]结合人工神经网络设计了一个基于曲轴瞬时角速度的失火故障诊断系统,其响应迅速;文献^[16, 17]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^[20-23]分别从数据归一化技术、状态观测器设计、统计分析方法的角度改善了失火故障诊断的效果,其中文献^[22]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^[24, 25]等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^[15, 26]将失火故障诊断归结为模式识别问题,其中文献^[26]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。而文献^[3, 6, 27]便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、多缸同时失火等情形,此时故障气缸识别难度较大,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,进一步加大了在线实时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。

下面首先对失火故障诊断的判断依据进行探索，它将为后文汽车发动机失火故障诊断方法的研究奠定基础；然后将对目前的汽车发动机失火故障诊断方法进行分析 and 总结。

1.2.1 失火故障判断依据

本文将失火故障的判断依据划分为两大类：(i) 气缸外部因素(Post-Cylinder Factor)；(ii) 气缸燃烧因素(In-Cylinder Factor)，其具体内容如图 1.1 所示。

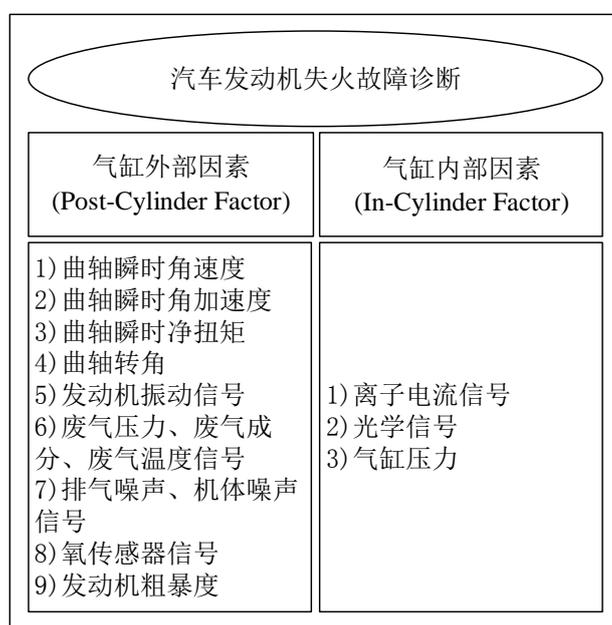


图 1.1 发动机失火故障判断依据

1.2.1.1 气缸外部因素

(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，则发动机曲轴瞬时角速度的波动和燃烧动力产生的波形将是直接相关的。因此，研究速度变化即可提供一种失火检测的方法。

由于曲轴瞬时角速度测量方法简单，所以它是目前应用最广泛的一种失火判断依据。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、动态速度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[6]对曲轴瞬时角速度进行信号调制和阶次分析,提高了失火诊断精度。针对曲轴瞬时角速度的不稳定问题,文献[20]对其进行归一化,提高了发动机失火检测性能。为了提高曲轴瞬时角速度检测方法的精度,一方面,从信号变换的角度,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,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。

(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[28]。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,每个气缸在一定的点火顺序下进行点火,曲轴间断性的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,失火事件发生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获得理想的失火信号,文献[29]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。文献[30]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,可有效地剔除信号中的噪声,提高诊断精度。而文献[31]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,该策略能更加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,曲轴加速度信号可利用加速度传感器进行采集,但实际发动机中,曲轴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。通常情况下,曲轴角加速度可将曲轴角速度作为输入,利用观测器对角加速度进行估计。

(3) 曲轴瞬时净扭矩

曲轴瞬时净扭矩，来源于发动机燃烧扭矩(Engine Combustion Torque)，它与发动机气缸燃烧产生的动力直接相关，运用曲轴瞬时净扭矩是实现失火判断的又一种方法[32]。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。然而，此方法容易受到发动机工况的影响，尤其在高速的情形，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。

通常，曲轴扭矩不能直接测量，而采用间接估计方法获得，文献[33]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，用于发动机多缸失火故障诊断及失火气缸定位。文献[34]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[35]结合交互式多模型算法，利用发动机测试平台进行发动机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发动机燃烧扭矩估计。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[36]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，进而运用加权扭矩估计值实现了失火故障诊断。

(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判断，但可通过间接转换的方式用于失火故障诊断方法的实现。Monterrubio 等人便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[22, 37]。而文献[38]通过对曲轴角域信号分析，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。

(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[39]。振动信号的测量位置一般为发动机气缸盖和气缸表面，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。由发动机振动机理可知：发动机振动是内部各种激励力共同作用的结果，振动信号以多振源的复杂形态存在，因此，发动机振动信号中包含着丰富的信息。在实际路况中，

发动机振动存在的主要激励源包括：曲轴周期性激励、活塞横向冲击与往复惯性力激励、缸内气体压力变化、车辆底盘引起的附加振动、气门以及其它机构运动冲击等。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。值得指出的是，当失火故障发生时，发动机转速存在异常变化，这将引起曲轴连杆机构往复惯性力改变，导致机构间隙形成的撞击力增大，使得车体振动加强，宽频振动信号也进一步增强。文献[40]首先对压电加速度计实车测量的机体振动信号及瞬时角速度信号进行了时频分析，然后分别利用小波分析和复杂度分析方法提取了振动信号的能量特征和瞬时角速度信号的复杂度特征，并用于故障诊断，其可靠性较高。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[41,42]。

(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定失火的方法，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歧管和催化器之间，且压力传感器膜片的最高温度不超过 85 度，与压力传感器匹配的挠性连接器长度应在 165mm 范围内。因此，这从一定程度上限制了该判别方法的应用。在发动机气缸周期循环变化过程中，排气门会周期性的打开，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，由此以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。鉴于废气压力波动特性呈周期性变化，文献[43]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，有效地滤除了干扰信号，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[44]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。

通常,分析发动机废气成分,可知晓发动机燃料混合气的燃烧情况。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。发动机的废气成分主要包含以下几部分:碳氢化物、氮氧化物、二氧化碳、氧气和水蒸气,不同的故障情况发生时,废气成分将发生变化。因此,分析废气参数变化可判断发动机存在的故障类型。目前,专家系统、神经网络和模糊数学等理论已成功应用于废气成分与发动机工作性能之间的关系研究,并取得了一定的成果。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[45, 46]便将不同失火程度的废气成分数据进行粗糙集约简,进而作为神经网络的输入,实现了对数据的简化,加快了网路训练速度,并提高了失火故障诊断的精度。文献[47]通过建立汽车尾气成分与火故障原因的映射关系,利用粒子群算法优化的相关向量机模型实现了智能的失火故障诊断,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,便可判断失火故障存在。但实车环境复杂且易受测量传感器精度的影响,简单的判断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[48]便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,进而有效地实现了汽车发动机的失火故障诊断。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)。

(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

信息等是失火故障诊断的关键。每一个发动机工作循环内,气缸内部混合气燃爆产生的振动信号与转速相关,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。为提取排气噪声信号中特定的阶比分量,文献[49]利用 Vold-Kalman 阶比跟踪方法有效地消除了高频噪声污染,实现了发动机失火故障在线诊断。文献[50]通过实车测量不同状态下的排气噪声信号,并利用局域均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)获得了排气噪声具有幅值特征的主频成分,进而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[51]。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,进而判断实际工况下发动机的工作状态[52]。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。

(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[53]。

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。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。

(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,其表征的是发动机曲轴角加速度变化,可用于评估发动机运转的平顺性和发动机失火故障

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，精度高，符合 CARB 的制定的标准，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^[54]。

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^[55]。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。王银辉等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^[56]。

(10) 其他判别方法

除上文所介绍的失火故障判断方法之外，文献^[57]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，尤其是发动机运行在高速或轻载的情形。文献^[15]也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断的标准，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 300K^[58]。

1.2.1.2 气缸内部因素

(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 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 150V，正确区分电流信号点火、火焰燃烧以及火焰消失后的三个相位，并对迟滞的电流信号进行处理，提取出失火的特征信息^[6]。此方法新颖，且拥有很好的前景，近年来研究热度有所上升。文献^[59]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 3 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断，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^[60]进一步分析了正常燃烧、部分燃烧、失火和补火燃烧四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 0.4V，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^[61]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。

(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^[6]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，但其实现简单，也许会在未来找到实践的应用方法。文献^[62, 63]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 发动机起动初始段瞬态过程的燃烧与排放特性。

(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，进而获取发动机气缸压力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气缸压力具有很大的相关性，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、气缸压力变化轨迹、指示平均有效扭矩、热释放率和燃烧相位度量标准的影响，实验发现最大气缸压力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气缸压力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^[6]。

综上所述，对比气缸外部因素和气缸内部因素发现，两种类型的失火故障判断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 1.2 所示的结论。

发动机失火故障判断依据评价	
气缸外部因素	气缸内部因素
优点1：此类型的失火故障诊断方法种类较多，选择范围更广。	优点1：可通过直接测量方式(缸压、离子电流、光学传感器)识别失火故障，过程简便，只需在每个气缸进行安装实现。
优点2：基于振动信号和转速波动信号灯诊断方法，响应快，实时性较好，能实现在线失火故障诊断。	优点2：此类直接测量的方式，能提供较为可靠的数据，使失火故障诊断精度较高。
优点3：相对于气缸内部燃烧因素，其成本较低，实现过程更为简便、容易，实践意义更大。	缺点1：由于气缸内部燃烧环境恶劣，使传感器质量要求和制造成本较高，且安装十分困难。
缺点1：测量获得信号误差较大，需进一步运用信号处理方法(如傅里叶变换)处理数据。	缺点2：依靠传统的压电式传感器测量数据，通常为离线失火故障诊断方法，实时性较差。
缺点2：受环境因素影响较大，尤其在发动机变工况、冷启动、高速、低载等情况，导致失火精度受到影响较大。	缺点3：利用高速成像等方法可实现在线失火故障诊断，但其计算负荷很大，且成本过高，其实际意义不大。

图 1.2 发动机失火故障诊断依据整体评价

1.2.2 失火故障诊断技术分析

前面已对汽车发动机的失火故障判断依据进行了总结与介绍，在此基础上，本文将进一步对失火故障诊断方法进行研究，为后文选择有效的发动机失火故障诊

断方法奠定基础。通常，不同的故障诊断方法都具有相似性，本文将汽车发动机失火故障诊断方法分为四大类：(i) 基于数据的失火故障诊断方法；(ii) 基于模型的失火故障诊断方法；(iii) 基于数据与模型结合的失火故障诊断方法；(iv) 其他方法 [64]，如图 1.3 所示。

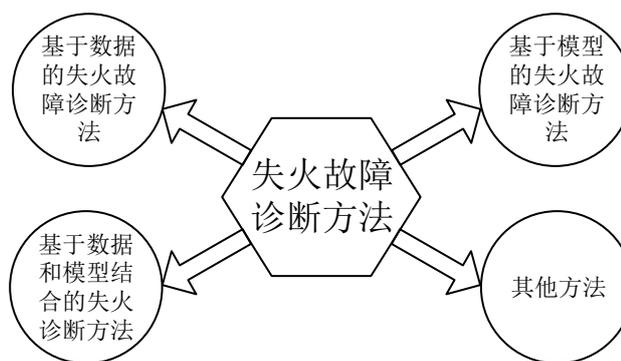


图 1.3 失火故障诊断方法分类

1.2.2.1 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的数据，数据应具有较高的实时性、可靠性和准确性，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地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、小波分析、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)、模糊理论、灰色关联分析等。

(1) 失火故障数据预处理

研究发现，信号处理和特征提取是基于数据失火故障诊断方法的关键步骤，它能有效地提高故障诊断精度、加快算法的收敛速度。故障数据处理过程如图 1.4 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可有效地对信号进行处理，能够在强噪声情形下提取出振动信号中反映发动机

工作状态的有用分量。基于此,文献[65]采用非负矩阵分解方法提取信号特征,并用于发动机故障诊断,相较于传统的信号处理方法,该方法具有更高的分类精度。

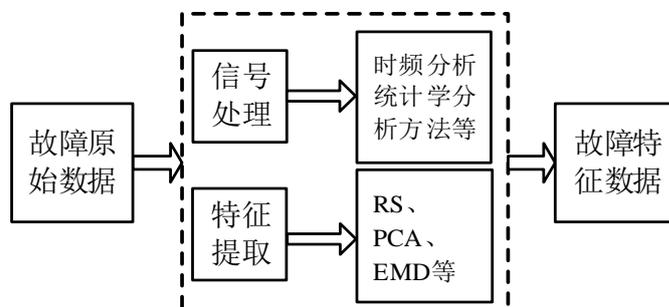


图 1.4 故障数据预处理过程

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[66]。文献[67]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[16]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[40]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[68]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)或者粗糙集(Rough Set, RS)等方法实现对冗

余信息的约简[45, 69, 70]。针对靠近失火气缸位置有明显减弱特征的振动信号, 文献[71]运用 RS 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[69]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) 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[72]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[73]运用 RBF 网络实现了对电喷发动机故障的诊断。文献[74]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, 用以实现发动机点火故障的诊断, 避免了局部最优, 收敛速度慢的缺点, 获得了较高的诊断精度。文献[75]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[76]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步骤中, 针对不同的发动机转速情形, 设计了饱和线性传递函数的独立多层感知器网络, 可得到一个很好的分类效果。

(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[77]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[40]首先利用压电加速度计实车测量了发动机机体振动信号及瞬时转速信号, 并对其进行了时频分析, 然后分别利用小波分析和复杂度分析方法提取了振动信号的能量特征和瞬时角速度信号的复杂度特征, 并用于故障诊断, 接着根据多传感器信息融合理论, 建立了集成神经网络信息融合模型, 实现了对气缸失火故障诊断精度和可靠性的提高。文献[42]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[78]指出基于粒子群优化算法优化支持向量机(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,提出的方法具有更高的诊断精度。

(4) 其他失火故障诊断方法

此外,文献[43]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[79]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、计算效率低的不足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[80]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[81]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[41]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[82]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。

(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,精度难以保证。因此,实现多缸失火的准确识别仍具有较大挑战。文献[26]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故障诊断仍需进一步研究。文献[83]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,具有很好的实用价值。但该方法

很难辨别相邻两缸的失火情况。针对失火故障诊断方法不能有效区分故障模式的缺点，文献[84]提出一种基于做功时间和 BP 神经网络的失火故障诊断方法，该方法可准确地识别失火故障模式，并定位失火气缸，为发动机多缸失火故障诊断提供了一种新的思路，但这种方法对其他工况是否适用，有待进一步的研究和验证。

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，进一步地体现了此类方法的灵活性，为故障诊断工作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 1.1 给出了基于数据的失火故障诊断方法的大致特点。

表 1.1 基于数据的失火故障诊断方法评价

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； 2) 信号处理有助于提高响应速度和故障诊断的精度； 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； 4) 多缸失火难度较大，精度难以保证，有待进一步研究。	1) 数据获取途径较多，且较为可靠，失火故障诊断精度较高； 2) 此类方法具有很大的延展性，可应用于发动机不同故障的诊断方案。	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，不利于在线失火故障诊断； 2) 缺乏对数据本身物理意义的洞察，且瞬态工况情形使故障诊断精度降低，实时性变差。

1.2.2.2 基于模型的失火故障诊断方法

基于模型的失火故障诊断研究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[85, 86]，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三类: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 1.5 所示。

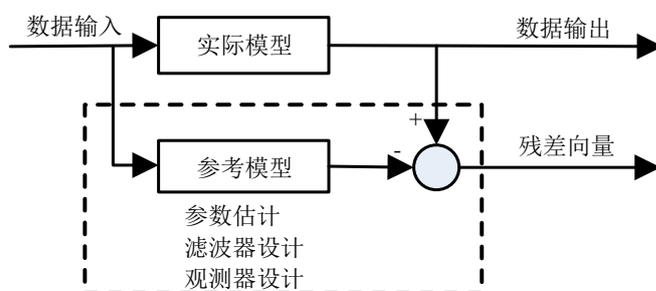


图 1.5 残差生成过程

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^[87]。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^[88]。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。

(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^[5]。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^[33]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^[35, 89]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^[35]结合交互多模型方法通过对扭矩的估计,实现了对内燃机失火故障的诊断,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延展性,可将模型拓展到真实路况进行瞬态工况测

试, 以利于参数的修正和模型的改进。文献[21]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[90]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, 实现了柴油机的失火故障诊断。该方法用于实时故障诊断和间断性失火十分可靠, 但当速度大于 4000rpm 时, 连续性失火故障诊断将失效。文献[91]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[92]提出三类观测器设计方法: 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, 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, 而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 200HZ 频段仍表现出不稳定特征。

(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[57]。文献[93]利用非线性滑模观测器实现对气缸压力和燃烧热释放率的估计, 实现了对失火故障的诊断。文献[94]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[95]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[96-98]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。

(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[99]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[100]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,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[101]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,失火检测时间较快,且能有效地描述正常和失火状态系统参数的变化情况。

(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[24]便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),每个循环包含四个最小相位切换线性子系统,极大的简化了模型,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,结合火花点火发动机失火故障诊断案例,证实了该模型抗噪声能力强[25]。进一步地,文献[88, 102]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,实现了对发动机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双缸失火情况,且计算量小、诊断精度高。然而,该研究是仅以稳态工况为基础,将工况推广到瞬态情况的失火故障诊断将更具实践意义。

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 1.2 便给出了该方法的主要特点。

表 1.2 基于模型的失火故障诊断方法评价

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,以对参数本身物理意义的理解,达到失火诊断的目的; 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。	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; 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。	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) 多缸失火故障仍难度较大,不能准确识别失火故障的发生原因。

1.2.2.3 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 1.3 所示。有学者根据神经网络先验知识的特点,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^[103]。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^[104]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。该方法具有较好地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^[105]进一步地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、水温和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^[106]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^[107]利用动态发动机模型获得的平均输出功率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。

表 1.3 基于数据和模型结合的失火故障诊断方法评价

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。

1.2.2.4 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^[108]。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，具有很好的借鉴作用。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、气缸压力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^[109]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^[110, 111]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^[112]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。文献[38]提出了一种基于能量模型的失火故障在线诊断算法，定义了两个无穷小的能量指数作为失火诊断的判断依据，诊断精度高且能修正发动机工作参数，第一个指数用于评价能量模型压缩冲程动能的变化，第二个指数用于评价做功冲程动能的变化。文献[113]分别建立了发动机正常、轻微失火、严重失火三种状态下的故障物元模型，并结合扩张理论，即运用扩展相关函数获得发动机故障特征相关指数，其实质为发动机对某种状态的接近程度，不但实现了失火故障类型判别，还可根据相关指数获得故障类型未来发展趋势的信息。相比于以前提出的人工智能方法，该方法不需要特定的人工参数和学习过程，计算量小，且响应速度快，更具实践意义。

1.3 当前存在的主要问题

从汽车 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，引起了越来越多的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[10]，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[114]。进一步地，美国空军研究室成功把人工神经网络应用于 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[115]。然而，随着现代科学技术的发展，汽车发动机系统集成化和智能化程度不断增高，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。

而从实际的角度出发,汽车发动机失火故障诊断的开发亦面临诸多的问题,为此国内外汽车厂商不断地呼吁相应的解决方案。(i) 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^[42, 104]。(ii) 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。(iii) 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、EGR 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原因排查的工作量^[116]。(iv) 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,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 700r/min 到 3000r/min;当车辆行驶时,发动机转速变化范围从 700 r/min 到 4500r/min。目前,失火故障诊断研究内容大多停留在稳定转速工况。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^[116]。(v) 实际行车路况复杂多变,理论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^[116]。而理论失火故障诊断的研究中,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。

根据国内外失火故障诊断方法的研究现状以及近年来所取得的成果,可总结出失火故障和诊断方法要求更加严格: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原因以及特定部件，并能在早期完成失火预警，尽早做出应对措施。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^[84]和严重失火、轻微失火^[113]以及完全失火、部分失火^[117]、正常状态、补火燃烧^[59]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。

基于以上的分析，虽然已有很多学者针对汽车发动机失火故障提出了各种诊断方法，但是在实际工况中，汽车发动机多缸失火故障诊断精度仍难以保证，尤其在瞬态变化过程中，失火故障诊断难度进一步加大。目前，故障诊断领域很少涉及汽车发动机瞬态工况下的失火故障诊断研究内容，因此，本文在失火故障诊断内容研究的基础上，主要对瞬态工况下的汽车发动机失火故障诊断方法进行探索，实现多缸失火故障检测与故障气缸定位的研究。进一步地分析可知，发动机燃烧扭矩与发动机气缸内部点火情况具有直接的关系，它是一种有效的判断依据，可用于发动机失火故障诊断与故障气缸定位。因此，结合本文的实验条件，选择发动机燃烧扭矩作为失火故障诊断的判断依据。由于汽车发动机燃烧扭矩不可直接测量，本文选择观测器设计的方法间接估计发动机燃烧扭矩。

1.4 论文的主要内容与结构

全文围绕汽车发动机失火故障诊断方法展开，重点对汽车发动机燃烧扭矩估计问题和神经网络应用于失火故障诊断进行研究，论文主要由以下几部分组成：

第一章：首先，从汽车发动机失火故障诊断的重要性和必要性的角度介绍了课题的背景与意义；其次，通过对国内外失火故障诊断研究现状的分析，总结了目前失火故障诊断的判断依据和方法分类；再次，指出了目前相关汽车厂商对失火故障诊断方法解决方案的相关需求，总结了国内外汽车发动机失火故障诊断方法中存在的不足以及研究内容的薄弱点，并确定了论文的研究方向与内容；最后，对论文的主要内容与结构进行了简要的叙述。

第二章：首先，对汽车发动机模型进行了简要的概述；然后，具体介绍了发动机系统的搭建过程，并指出失火故障注入和模拟的方法；最后，介绍了汽车发动机曲轴动力学模型。

第三章：基于前文对失火判断依据的选定，首先，引入滑模观测器对发动机燃烧扭矩进行估计研究；接着，对滑模观测器的原理进行了简要的介绍；其次，结合发动机燃烧扭矩的状态方程，设计了滑模观测器，并运用 Lyapunov 稳定性理论证明其收敛稳定性；最后，对设计的观测器进行了仿真实验。

第四章：针对滑模观测器对瞬态工况下发动机燃烧扭矩估计失效的问题，首先，提出在滑模观测器的基础上添加 Luenberger 项，以加快观测器的估计速度；然后，针对观测器系统存在的抖振问题，提出改进滑模观测器的符号函数项，设计出改进的 Luenberger 滑模观测器；最后，对提出的改进 Luenberger 滑模观测器进行了实验仿真与对比。

第五章：基于前文估计出的发动机燃烧扭矩，首先，引入 Elman 神经网络应用于汽车发动机失火故障诊断；然后，对本文的失火故障诊断策略进行了简要的介绍；其次，介绍了输入数据的预处理过程；再次，介绍了 Elman 神经网络训练过程的参数设置，以及具体的训练和测试过程；最后，进行了实验仿真，并对结果进行了对比分析。

第六章：对全文工作进行总结，并提出了展望。

1.5 本章小结

本章首先从汽车发动机失火故障诊断的重要性的必要性的角度出发，明确了本文的课题背景与意义；其次，分析了汽车发动机失火故障诊断的判断依据和方法；接着，总结了汽车发动机失火故障诊断方法目前存在的问题；最后，确定了本文的主要内容和研究方向。

第2章 发动机模型与曲轴动力学建模

本章主要对汽车发动机模型与曲轴动力学模型进行介绍。首先对汽车发动机系统模型进行了简要的描述；然后，根据实际发动机模型描述了发动机软件模型的搭建和失火模拟过程；其次，根据目标参数需求，建立了发动机曲轴动力学模型，为后文观测器设计奠定了基础；最后对本章进行了小结。

2.1 发动机模型概述

目前，内燃机(Internal Combustion Engine, ICE)在汽车发动机领域应用最为广泛，它将液体或气体燃料与空气混合后，直接输入气缸内部的高压燃烧室，通过燃烧爆发而产生动力。内燃机主要包括燃气轮机、旋转式活塞式内燃机、往复式活塞式内燃机等^[118]。本文主要研究往复式活塞式内燃机。其按照缸内着火方式可划分为点燃式(Spark Ignition, SI)发动机和压燃式(Compression Ignition)发动机，按照使用燃料不同可划分为柴油机(Diesel Engine)和汽油机(Gasoline Engine)。本文的研究对象为四冲程 SI 汽油机的失火故障诊断。

汽油机一般由机体组、两大机构和五大系统组成，包括机体组、曲柄连杆机构、配气机构、燃料供给系统、润滑系统、冷却系统、点火系统和起动系统。其中，失火故障发生时都将直接和间接地与各部件发生关联，研究汽车发动机失火故障诊断方法应尽量完成完整发动机系统模型的构建，以增强不同工况下失火故障模拟的真实性。因此，本文将在本章第二节中建立发动机系统仿真模型，并包含上述各部分。

2.2 发动机系统建模

为真实模拟出汽车发动机在实际路况下的运行模式，本文利用 LMS Imagine.Lab Amesim 14 平台建立了一个包含四缸 SI 汽油机的动力总成模型(Powertrain Plant Model)，主要包括发动机、变速器及其相关组件，并可设置失火故障注入方式，以获取实时数据进行失火故障诊断方法的研究。为完成发动机失火故障诊断过程，科研实验中通常需分别获取汽车发动机正常和失火故障情形的运

行数据,采用真实的发动机进行数据采集实验将极大地增加项目经费。同时,若对真实发动机模拟失火故障,这将对发动机造成不可逆转的损坏,而采用软件建立发动机模型并模拟失火故障将有效地避免这个问题。

2.2.1 AMESsim 建模流程

AMESim(Advanced Modeling Environment for Simulation of engineering systems), 工程系统仿真高级建模环境,它是一款新型的系统仿真软件,可实现多学科交叉领域的系统工程建模和仿真,并提供合理的仿真解决方案。AMESim 包含了庞大的多领域数据应用库,且来自不同的物理领域,主要包括热、磁、电、气动、液压和机械等。库中定义和封装的部件都已经过试验验证,且包含具体的含义;同时,它们正不断的进行发展与更新,这些库都已经过标准化和优化处理,这使得研究人员可直接运用 AMESim 应用库进行模型开发。目前,AMESim 已成功应用于航空航天、车辆、越野及重型设备工业等学科领域,并成为机械、电磁、热分析、流体以及控制等复杂系统建模与仿真的优选平台^[119]。

本文选用 LMS Imagine.Lab Amesim 14 平台进行四缸 SI 汽油机建模,建模主要包含四个步骤:搭建系统方案,修改元件的子模型,设置子模型的参数,运行仿真。每个步骤对应 AMESim 的一个工作模式,如图 2.1 所示。

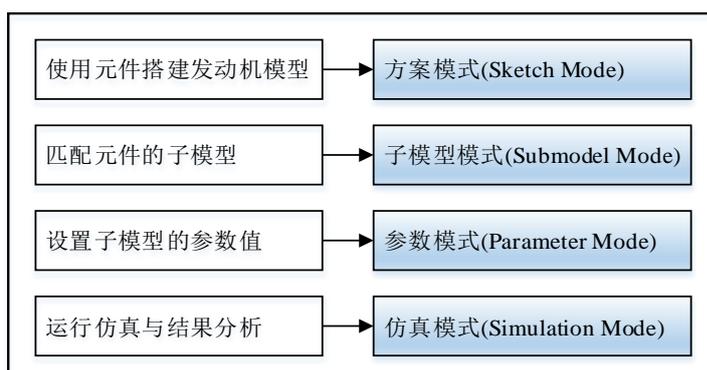


图 2.1 AMESim 建模流程图

(1) 方案模式(Sketch Mode): 主要用于搭建系统方案。AMESim 中汽车发动机元件库丰富,且都经过严格的标准化处理和测试实验。方案模式是进行仿真的第一步,根据预设的发动机系统结构图,可逐一从发动机元件库找到对应的模块放置于

相应位置。当模块放置完成，可将相互有关联的模块用线连接，在连线过程中，AMESim 软件会根据实际物理意义自动识别端口属性，减少建模错误。

(2) 子模型模式(Submodel Mode): 主要用于匹配元件的子模型，以实现特定情形下的模型仿真。AMESim 元件库中每个元件都有对应的图标和相应的子模型选择列表，选择不同的子模型即代表不同的功能和参数意义。如图 2.2 所示为与发动机气缸相连接的曲轴元件，其选择界面含有两个子模型，可根据自己所设计的方案灵活选择。

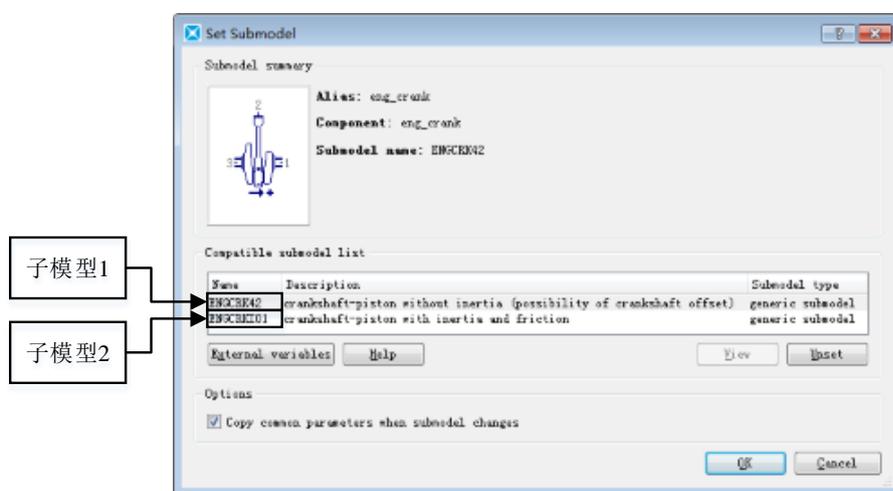


图 2.2 子模型参数选择示例

(3) 参数模式(Parameter Mode): 主要用于设置子模型参数。在每个模块被调用时，元件都含有系统默认的参数值，使用时可根据实际系统方案进行修改，并可进行全局参数设置，应用于全局其它模块。

(4) 运行模式(Simulation Mode): 主要用于模型的运行仿真与结果观测。在进入此模式时，AMESim 会编译系统，产生可执行文件，且在运行之前，可调整模型的运行参数。仿真参数的设置包括采样频率、起始与停止时间、积分与运行方式(包含联合仿真)等。本文运行方式采用与 Matlab/Simulink 平台联合仿真的方式。获得仿真结果后，可使用分析工具对结果变量进行对比分析，包括曲线、频率响应、根轨迹等。

2.2.2 AMESim 与 Matlab 的接口

本文所设计的发动机系统采用与 Matlab 平台进行模型在环(Model In the Loop, MIL)仿真的方式,故仿真前需配置运行环境。此过程中,需设置与 Matlab/Simulink 连接接口,配置过程变量与仿真参数。如下图 2.3 所示,图中包含与 Matlab/Simulink 连接的接口,接口界面中含有部分与 Simulink 进行通信的参数变量,接口左侧为 AMESim 端数据流向 Simulink 端的变量,接口右侧为 Simulink 端数据流向 AMESim 端的变量。MIL 仿真过程中,AMESim 端的接口表示 Simulink 端建立的数值单元模块,图 2.3 的接口即可表示 Simulink 端所建立的发动机控制单元(Engine Control Unit, ECU)模块,因此,接口右侧 Simulink 端输出的数据即为 ECU 模块所产生的数据。

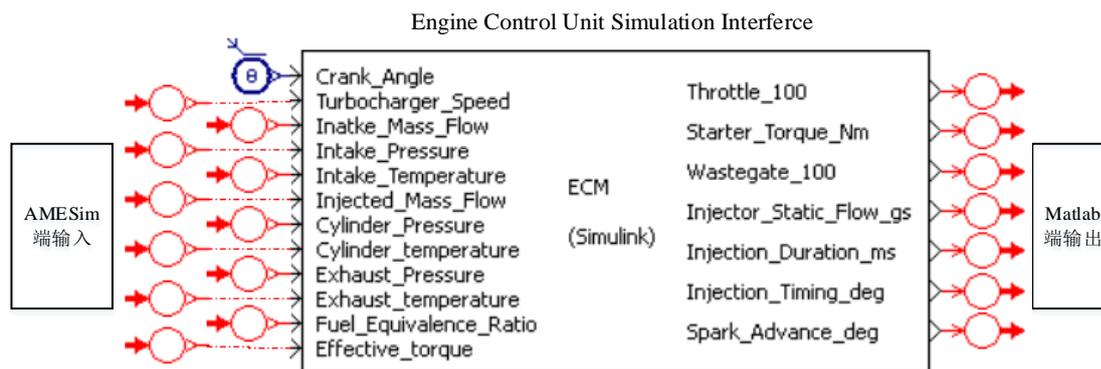


图 2.3 AMESim 端与 Matlab/Simulink 的连接接口

Matlab 中与 AMESim 连接的接口与上述类似,结构如图 2.4 所示。左侧为 Matlab 端数值单元模块产生的数据作为接口的输入,右侧为 AMESim 系统模型所产生的数据作为输出,该数据可应用于 Matlab 端数值仿真,并可为后续拓展研究奠定基础。MIL 仿真过程中,图 2.4 的接口即可表示 AMESim 端建立的汽车发动机系统模型,因此,接口右侧 AMESim 端输出的数据即为汽车发动机系统模型所产生的数据。

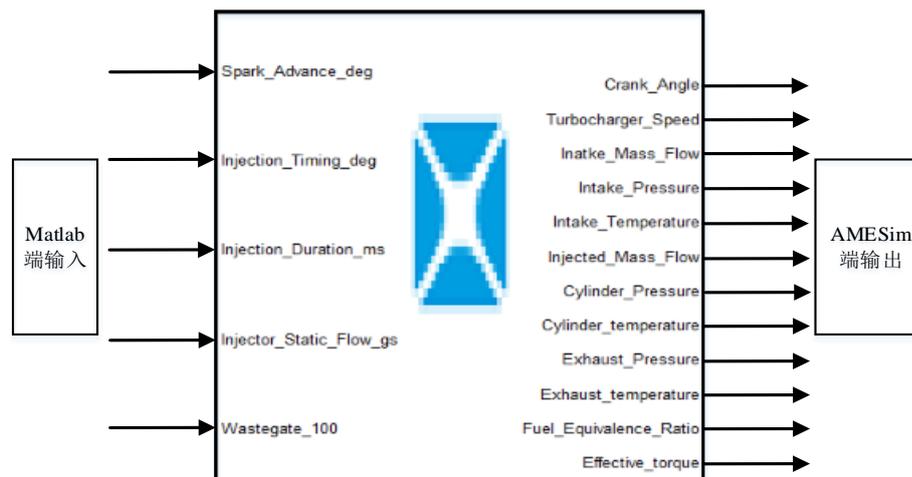


图 2.4 Matlab/Simulink 端与 AMESim 的连接接口

2.2.3 发动机模型与参数设置

针对本文所设计的 MIL 仿真系统，AMESim 中建立的四缸 SI 汽油机的动力总成系统包含涡轮增压系统、6 齿轮自动变速器模型、车辆纵向动力学模型(含刹车、轮胎和悬挂系统)、纵向前驱驾驶员模型和发动机组(与曲轴连接且固定的刚体模型，用于模拟发动机质量在实际工况中产生的惯性动量)。其中，纵向前驱驾驶员模型可用于模拟驾驶员在真实路况下的任意操作过程，包括加速、减速、怠速、匀速等。

基于 AMESim 与 Matlab/Simulink 联合仿真所搭建的系统模型，首先给出四缸 SI 汽油机的基本参数配置，如表 2.1 所示。

表 2.1 发动机基本参数配置

参数名称(符号)	数值(单位)
发动机类型	4 缸-4 冲程-直列式
点火顺序	1-3-4-2
发动机排量(V_d)	2.0 L
压缩比(γ)	10.5:1
气缸内径(D)	83 mm
曲柄半径(R)	93/2 mm
连杆长度(l)	145 mm
有效总转动惯量(J_e)	0.15kg m ²

其次，在 AMESim 中建立的汽车发动机系统模型如图 2.5 所示。

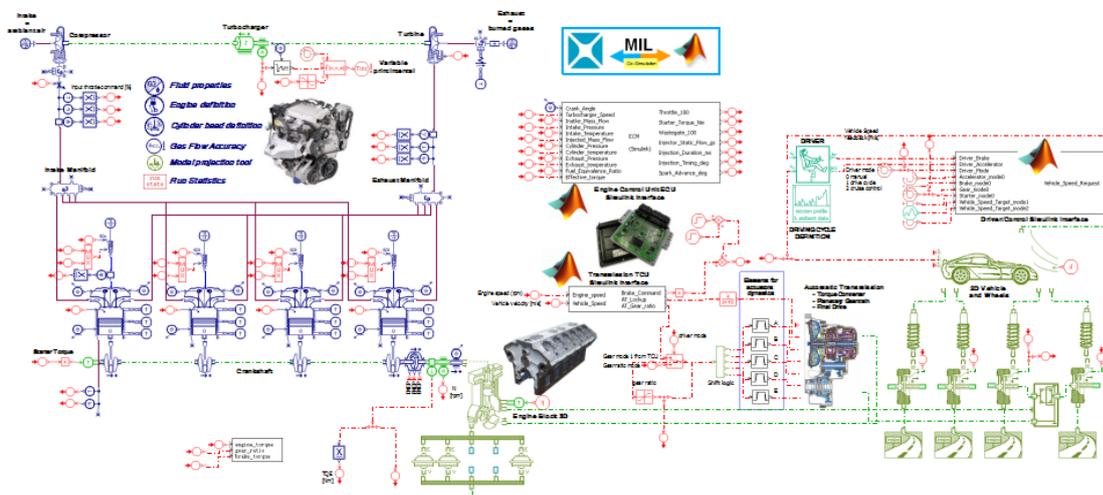


图 2.5 AMESim 端汽车发动机系统模型

最后，给出 AMESim 与 Matlab/Simulink 联合 MIL 仿真时 Simulink 端的发动机系统模型，如图 2.6 所示。

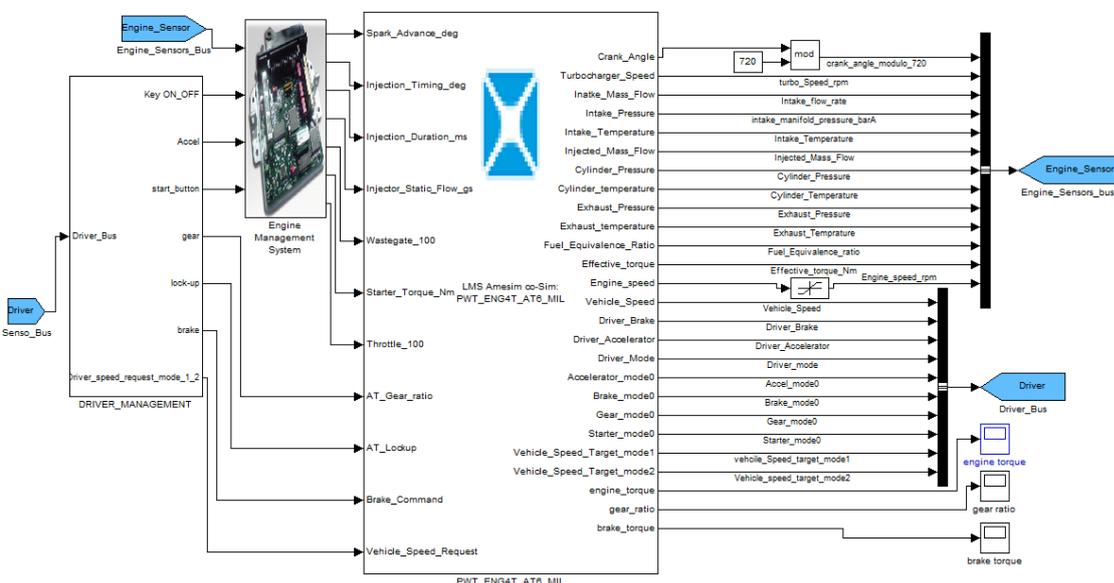


图 2.6 Simulink 端发动机系统模型

2.2.4 失火故障模拟

在汽车发动机故障诊断领域中，发动机故障模拟是实验研究中的关键问题。通常，若采用真实发动机进行故障模拟，可能会严重损害发动机并降低其使用寿命，同时也极大地增加了实验成本。因此，前期实验研究可选用软件模拟故障的形式，以达到项目开发的目的。使用软件进行故障模拟需满足两个条件：(i) 故障表现形式应与真实故障一致；(ii) 软件模型注入故障后的运行结果应尽可能地逼近真实发动机故障情形下的运行结果。本文选择 AMESim 软件模拟发动机失火故障。由于 AMESim 元件库中的模块都已进行封装，无法修改单元模块，因此，可采用修改各控制单元的输入信号，使模块工作在异常的状态，以达到故障注入的目的。本文采用“喷油器端口不喷油”的方式模拟失火故障，即控制喷油输入信号异常，使得发动机特定气缸内燃油供给不足而导致失火。AMESim 中发动机模型采用 IFP-C3D 物理模型，喷油时间与喷油速率的数量乘积即表示喷油量，如图 2.7 所示。故障信号发生器模块含有两个信号发生器，可分别设置故障起始和终止的时间，在发动机运行过程中通过控制喷油速率信号大小，可使喷油器端口喷油量异常而模拟失火故障。

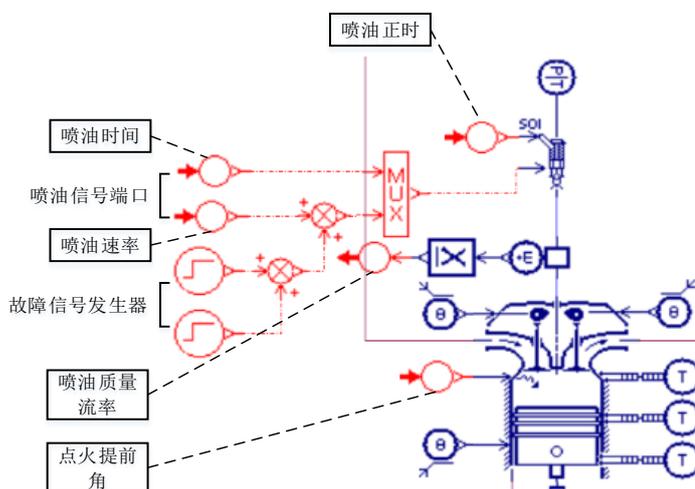


图 2.7 失火故障注入方案

图 2.8 表示 8~10 秒故障注入后喷油器端口喷油速率的变化曲线。由图可知，设置故障注入时间为 8~10 秒，故障时段喷油器端口喷油速率为零值，则当前时段

喷油量为 0，用于模拟指定气缸失火。图 2.9 即为对应失火故障状态下的曲轴瞬时角速度曲线，从图中可以看出 8~10 秒失火故障发生。

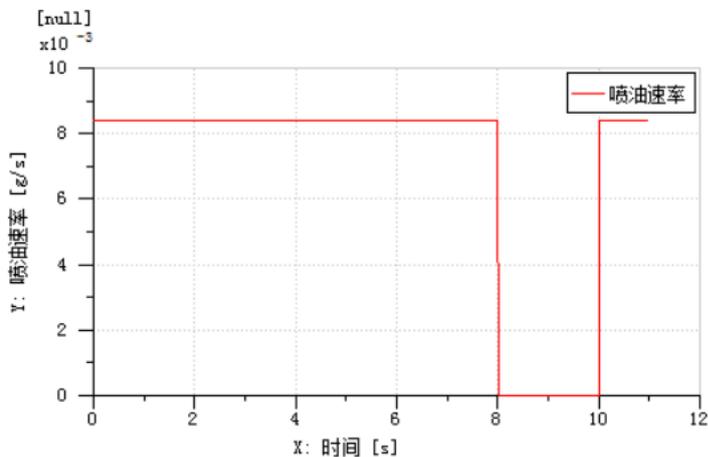


图 2.8 故障注入后喷油速率变化曲线

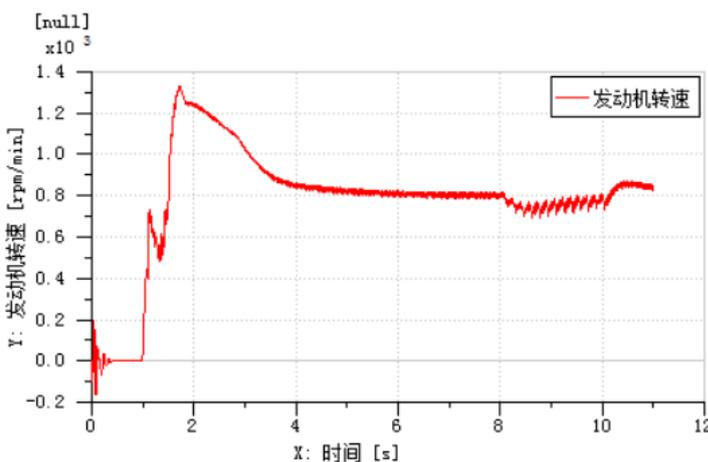


图 2.9 失火故障模拟时的曲轴瞬时角速度

2.3 曲轴动力学建模

考虑到发动机燃烧扭矩观测器的设计需要发动机动力学模型的两个系统状态：
(i) 可直接测量的曲轴瞬时角速度；(ii) 不可测量的发动机燃烧扭矩。因此，建立精确稳定的发动机动力学模型对发动机燃烧扭矩估计十分重要。其中，曲轴动力学模型包含了上述两个变量，是本文发动机燃烧扭矩估计研究的关键突破点。下面将对曲轴动力学建模过程进行描述。

在曲轴动力学建模过程中，首先作如下简化与假设：

- 1) 忽略物理磨损给模型带来的影响;
- 2) 考虑机械损失仅涉及摩擦扭矩与往复惯性扭矩损失, 忽略其它次要损失。

往复活塞式内燃机中, 连杆的一端与气缸内活塞销铰链连接, 在进气、排气冲程时, 活塞在气缸内做往复直线运动; 连杆另一端与曲柄连接, 连杆推动曲柄做平面旋转运动。因此, 构成了曲柄滑块机构, 如图 2.10 所示。

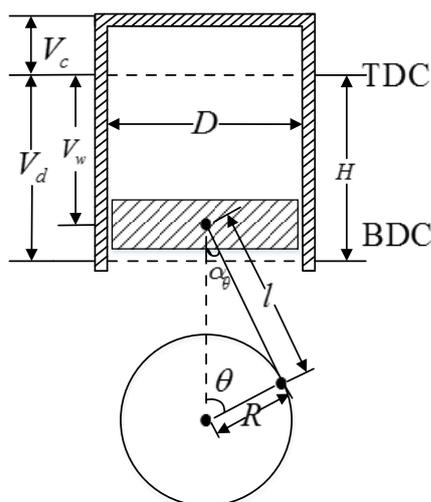


图 2.10 往复活塞式曲柄滑块机构

图中, V_w 为气缸工作容积, V_d 为发动机排量, V_c 为燃烧室容积, D 为活塞直径, H 为活塞行程, l 为连杆长度, R 为曲轴半径, α_θ 为连杆夹角, θ 为曲柄转角, TDC(Top Dead Center)为上止点, BDC(Bottom Dead Center)为下止点。在发动机做功阶段, 发动机气缸内混合气体压力推动活塞从上止点向下止点移动, 并通过连杆使曲轴旋转做功。在此过程中, 活塞位移 S_p 与曲轴旋转角度 θ 的关系如下:

$$S_p = R(1 - \cos \theta) + l(1 - \cos \alpha_\theta) \quad (2.1)$$

由于 $\frac{R}{l} = \frac{\sin \alpha_\theta}{\sin \theta} = \sigma$ (σ 为曲轴连杆比), 式(2.1)可以改写为:

$$S_p = l + R - (R \cos \theta + \sqrt{l^2 - (R \sin \theta)^2}) \quad (2.2)$$

对活塞位移 S_p 进行求导, 得到活塞速度为:

$$\dot{S}_p = R\dot{\theta}(\sin \theta + \frac{\sigma \sin \theta \cos \theta}{\sqrt{1 - \sigma^2 \sin^2 \theta}}) = \dot{\theta} A_{shf} \quad (2.3)$$

式中, $\dot{\theta}$ ——曲轴瞬时角速度, 令 $\omega = \dot{\theta}$

A_{shf} ——气体压力对轴心线的有效力臂, $A_{shf} = R \sin \theta + \frac{R^2 \sin \theta \cos \theta}{\sqrt{l^2 - R^2 \sin^2 \theta}}$

再对活塞速度 \dot{S}_p 进行求导, 得到活塞加速度:

$$\ddot{S}_p = \ddot{\theta} A_{shf} + R \dot{\theta}^2 G_A(\theta) \quad (2.4)$$

其中:

$$G_A(\theta) = \cos \theta + \frac{R \cos 2\theta}{\sqrt{l^2 - R^2 \sin^2 \theta}} + \frac{l^2 R^2 \sin^2 \theta \cos^2 \theta}{(\sqrt{l^2 - R^2 \sin^2 \theta})^3}$$

针对汽油机曲柄连杆机构, 其扭矩平衡公式, 即曲轴动力学模型如下:

$$J_e \ddot{\theta} = T_{com} + T_r - T_{frc} - T_{Load} \quad (2.5)$$

式中, J_e ——发动机曲轴有效总转动惯量

$\ddot{\theta}$ ——曲轴瞬时角加速度, 令 $\dot{\omega} = \ddot{\theta}$

T_{com} ——发动机燃烧扭矩

T_r ——往复运动产生的惯性力扭矩

T_{frc} ——气缸平均摩擦扭矩

T_{Load} ——负载扭矩

进一步地, 将式(2.5)进行调整, 则发动机燃烧扭矩可描述为:

$$T_{com} = J_e \ddot{\theta} - T_r + T_{frc} + T_{Load} \quad (2.6)$$

式(2.6)中, 往复惯性力扭矩、发动机平均摩擦扭矩、发动机负载扭矩的分析如下:

(1) 往复惯性力扭矩的分析

往复惯性力的大小等于往复运动的总质量 m_1 (活塞质量及连杆质量之和)与活塞加速度的乘积, 而往复惯性力的方向与活塞加速度的方向相反。所以, 往复惯性力 F_r 为:

$$F_r = -m_1 \ddot{S}_p = -m_1 [\ddot{\theta} A_{shf} + R \dot{\theta}^2 G_A(\theta)] = -m_1 [\dot{\omega} A_{shf} + R \omega^2 G_A(\theta)] \quad (2.7)$$

因此, 往复惯性力扭矩为:

$$T_r = F_r A_{shf} = -m_1 [\dot{\omega} A_{shf} + R \omega^2 G_A(\theta)] A_{shf} \quad (2.8)$$

(2) 发动机平均摩擦扭矩的分析

根据文献[120]，可知发动机平均摩擦扭矩为：

$$T_{frc} = \frac{f_{mep} V_d}{\pi k_{cyl}} \quad (2.9)$$

式中， f_{mep} ——平均摩擦损失压力， $f_{mep}(\text{pa}) = y_c \dot{\theta}^2 + u \dot{\theta} + z$ ， y_c, u, z 为多项式系数

V_d ——发动机排量

k_{cyl} ——循环参数，四冲程和二冲程发动机的循环参数分别为4和2

(3) 发动机负载扭矩的分析

发动机负载扭矩可以近似用三个主要的因素描述：空气动力阻力扭矩 T_{aero} 、道路坡度与旋转阻力扭矩 T_β 、摩擦刹车阻力扭矩 T_{fb} 。即可表述为：

$$T_{Load} = T_{aero} - T_\beta + T_{fb} \quad (2.10)$$

由于发动机转速 w 与汽车速度 v 成一定的比例，忽略车轮打滑，则 $v = wr_g$ 。其

中 r_g 为总齿轮传动比(total gear ratio)， $r_g = \frac{r_w}{g_t g_{fd}}$ ， g_t 为从动齿轮传动比(transmission

gear ratio)， g_{fd} 为最终输出主动齿轮传动比(final drive gear ratio)， r_w 为车轮半径[121-

123]。式(2.10)中，空气动力阻力扭矩可表达为：

$$T_{aero} = C_q r_g^3 \omega^2 \quad (2.11)$$

式中， C_q ——空气动力阻力系数

道路坡度与旋转阻力扭矩可表达为：

$$T_\beta = (-\mu Mg \cos \beta + Mg \sin \beta) r_g \quad (2.12)$$

式中， β ——路面坡度

μ ——旋转阻力系数

g ——地球重力加速度

M ——车辆质量

进一步地，摩擦刹车阻力扭矩可表达为：

$$T_{fb} = F_{fb} r_g \quad (2.13)$$

式中， F_{fb} ——车辆摩擦制动阻力

根据 Crossley and Cook^[124]等提出发动机曲轴刚体模型，曲轴刚体模型可表述为：

$$J_e \ddot{\theta} = T_{eng} - T_{load} \quad (2.14)$$

式中， T_{eng} 为发动机扭矩，可用一个多项式方程表示，可根据实际的发动机类型对多项式系数进行标定取值，以获取发动机扭矩的经验方程。

$$T_{eng} = \varphi(\Upsilon) + \psi(\omega, A_\zeta) + H(m_g, A_\zeta) \quad (2.15)$$

式中， $\varphi(\Upsilon)$ 、 $\psi(\omega, A_\zeta)$ 和 $H(m_g, A_\zeta)$ 为多项式函数，可分别表示为：

$$\begin{cases} \varphi(\Upsilon) = a\Upsilon^2 + b\Upsilon + \varepsilon \\ \psi(\omega, A_\zeta) = c\omega^2 + d\omega + \lambda\omega A_\zeta \\ H(m_g, A_\zeta) = \tau A_\zeta^2 + fA_\zeta + hA_\zeta^2 m_g + iA_\zeta m_g + jm_g \end{cases} \quad (2.16)$$

式中， Υ ——空燃比

A_ζ ——点火提前角

m_g ——进入进气歧管的空气质量

$a, b, \varepsilon, c, d, \lambda, \tau, f, h, i, j$ ——多项式系数

其中，进入进气歧管的空气质量 m_g 可以表示为：

$$m_g = F(\omega, P_{in}) = \alpha\omega + \sigma\omega P_{in}^2 + o\omega^2 P_{in} + pP_{in}^2 + qP_{in} \quad (2.17)$$

式中， P_{in} ——进气歧管压力

α, σ, o, p, q ——多项式系数

2.4 本章小结

本章首先对汽车发动机模型进行了简要的概述；然后介绍了本文在 LMS Imagine.Lab Amesim 14 平台上汽车发动机仿真模型的搭建过程，并指出了发动机模型中失火故障的模拟方法；最后，结合发动机燃烧扭矩作为失火判断依据的需求，进一步地介绍了包含发动机燃烧扭矩目标参数的汽车发动机曲轴动力学模型。

第3章 滑模观测器设计及发动机燃烧扭矩估计研究

3.1 问题引入

由于本文选用发动机燃烧扭矩作为发动机失火故障诊断方法研究的判断依据,因此,需优先获取发动机燃烧扭矩作为数据基础。而发动机燃烧扭矩不可直接测量,故可选择间接估计的方法获得发动机燃烧扭矩。考虑到滑模观测器在参数估计过程中具有鲁棒性好和精度高的优点,本文选择滑模观测器作为发动机燃烧扭矩的工具。本章将对滑模观测器进行介绍,并用于发动机燃烧扭矩估计研究,最后给出了观测器的实际估计结果。

3.2 滑模观测器简介

状态观测器的产生为信息测量技术提供了新的思路和方法,并在许多工业领域得到了广泛的应用,包括信号处理、状态反馈控制、故障诊断等^[21,102,125]。随着人们对控制系统性能的要求不断提高,线性观测器已不能满足控制的要求,而且实际的系统多为非线性系统,且具有一定的不确定性。针对此种情况,基于变结构控制(Variable Structure Control, VSC)策略的观测器被提出,即滑模观测器(Sliding Mode Observer, SMO),通过滑模控制策略对已知状态进行跟踪,可将状态估计问题转化为控制跟踪问题,实现对未知参数的重构与估计。

根据滑模变结构原理可知,滑模控制过程并不连续,它将迫使系统沿着参考轨迹做高频率和小幅度的上下运动,称为“滑动模态”或“滑模”运动。滑动模态可人为设计,且不受系统参数摄动和外界扰动的影响。因此,处于滑动模态运动的系统(包括滑模观测器)对非线性项和不确定性因素均具有较强的鲁棒性^[126]。

进入滑动模态是本文滑模观测设计期望的结果,它需满足滑动模态的可达性条件。当系统的初始点 $x(0)$ 在滑动模态区上运动时,其性能完全取决于滑模面 $s(x)=0$,当系统运动状态点抵达滑模面附近时,须满足滑模可达性条件(即局部可达条件)^[127]。即:

$$\lim_{s \rightarrow 0} s \dot{s} \leq 0 \quad (3.1)$$

因此,当系统在滑动模态区做滑模运动时,满足上式即可使得系统渐进稳定。如果系统的初始点 $x(0)$ 不在滑模面附近,而是处于状态空间的任意位置,此时必须保证系统的运动趋向于滑模面,即满足式(3.1)所述的可达性条件,否则系统的滑模运动是无效的。对式(3.1)进行拓展,即可获得全局可达条件:

$$s\dot{s} \leq 0 \quad (3.2)$$

进一步地,当系统运动状态点进入到滑动模态后,还需保证系统的稳定性,使其具有良好的动态品质。本文将使用李雅普诺夫(Lyapunov)稳定性理论进行分析。

假设 $V(x) = \frac{1}{2}s^2$, 求导可得 $\dot{V}(x) = s\dot{s}$, 令其小于零,则系统“可达性”中的全局到达条件为 $s\dot{s} \leq 0$ 。因此,可知系统的“可达性”保证了系统的稳定性。

值得注意的是,在系统状态点到达滑模面后,不是在滑模面上保持滑模运动,而是在滑模面附近来回穿越向着稳定点运动,这种现象被称为滑模控制的“抖振”问题,它有可能激起系统中未建模的高频运动成分^[128]。

3.3 基于传统滑模观测器的发动机燃烧扭矩估计

3.3.1 滑模观测器设计

设计滑模观测器是本文汽车发动机失火故障诊断的关键步骤。实际车辆中,曲轴瞬时角速度容易测量,设计滑模观测器可是实现对曲轴瞬时角速度跟踪,并重构出发动机燃烧扭矩。下面将对滑模观测器设计过程进行描述。

首先,令 $x_1 = \theta$, $x_2 = \omega$, 那么,式(2.14)可转化为状态空间

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{1}{J_e}(T_{eng} - T_{load}) \end{cases} \quad (3.3)$$

将式(2.15)代入状态空间,则可表示成

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{1}{J_e}[\varphi(\gamma) + \psi(x_2, A_c) + H(m_\theta, A_c) - T_{load}] \end{cases} \quad (3.4)$$

接着,选择滑模面,即确定切换函数。本文选择状态估计误差作为滑模面,同时需选择合适的滑模增益以保证系统状态能快速地到达滑模面,并沿着滑模面继续运动。因此,定义滑模面为

$$s = x_2 - \hat{x}_2 \quad (3.5)$$

式中, \hat{x}_2 ——发动机曲轴瞬时角速度估计值

根据滑模变结构控制原理可知: 当 $ss \leq 0$ 时, 切换函数需满足式(3.2)的滑模可达性条件。为保证滑模条件, 将符号函数项 $\mathbf{K}sign(s)$ 加入传统观测器中, 则式(3.4)可重构为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_1 = \hat{x}_2 \\ \dot{\hat{x}}_2 = \frac{1}{J_e} [\varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - T_{load}] + \mathbf{K}sign(s) \end{cases} \quad (3.6)$$

式中, \mathbf{K} ——滑模增益。其中, \hat{m}_g 可描述为:

$$\hat{m}_g = F(\hat{x}_2, P_{in}) = \alpha \hat{x}_2 + \sigma \hat{x}_2 P_{in}^2 + \alpha \hat{x}_2^2 P_{in} + p P_{in}^2 + q P_{in} \quad (3.7)$$

进一步地, 估计的发动机曲轴瞬时角加速度可以被获得:

$$\hat{y} = \dot{\hat{x}}_2 \quad (3.8)$$

将式(3.6)代入式(2.6), 则估计的发动机燃烧扭矩为:

$$\hat{T}_{com} = \varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - \hat{T}_r + \hat{T}_{frc} + \mathbf{K}sign(s) \quad (3.9)$$

其中, 往复惯性力扭矩和发动机平均摩擦扭矩的估计值可分别表述为:

$$\hat{T}_r = m_{pc} [\hat{y} A_{shf}(x_1) + R^2 \hat{x}_2^2 G_A(x_1)] A_{shf}(x_1) \quad (3.10)$$

$$\hat{T}_{frc} = \frac{(y_c \hat{x}_2^2 + u \hat{x}_2 + z) V_d}{\pi k_{cyl}} \quad (3.11)$$

3.3.2 稳定性分析

定义状态误差:

$$e_s = s = x_2 - \hat{x}_2 \quad (3.12)$$

对状态误差求导, 有:

$$\dot{e}_s = \dot{x}_2 - \dot{\hat{x}}_2 \quad (3.13)$$

将式(3.4)和式(3.6)代入式(3.13)得:

$$J_e \dot{e}_s = d e_s + \lambda A_\zeta e_s + (j + i A_\zeta + h A_\zeta^2)(m_\theta - \hat{m}_\theta) - c e_s (x_2 + \hat{x}_2) - \mathbf{K}sign(e_s) \quad (3.14)$$

进一步地, 将 m_θ 和 \hat{m}_θ 分别代入上式, 则式(3.14)可转化为:

$$\dot{e}_s = \frac{\{d + \lambda A_\zeta + (j + iA_\zeta + hA_\zeta^2)[(o(x_2 + \hat{x}_2)P_{in} + \sigma P_{in}^2 + \alpha)] + c(x_2 + \hat{x}_2)\}e_s - K\text{sign}(e_s)}{J_e} \quad (3.15)$$

令 $A = d + \lambda A_\zeta + (j + iA_\zeta + hA_\zeta^2)[(o(x_2 + \hat{x}_2)P_{in} + \sigma P_{in}^2 + \alpha)] + c(x_2 + \hat{x}_2)$ ，上式可转化为：

$$\dot{e}_s = \frac{Ae_s - K\text{sign}(e_s)}{J_e} \quad (3.16)$$

选取 Lyapunov 函数为：

$$V = \frac{1}{2}e_s^2 \quad (3.17)$$

对式(3.17)两边同时求导可得：

$$\dot{V} = e_s \dot{e}_s \quad (3.18)$$

由 Lyapunov 定理可知，只有当 $\dot{V} = e_s \dot{e}_s < 0$ 时，系统状态点才能在有限的时间到达滑模面，并沿着滑模面到达稳定点，系统最终达到稳定。

将式(3.12)和式(3.16)分别代入式(3.18)可得：

$$\dot{V} = \frac{Ae_s^2 - K\text{sign}(e_s)e_s}{J_e} < 0 \quad (3.19)$$

整理不等式得：

$$K > Ae_s \quad (3.20)$$

因此，当选择合适的满足上式的滑模增益 K ，系统最终将达到稳定。进一步地，滑模观测器正常运行时，观测器输出观测值会在偏差作用下逼近测量值，即偏差趋于零。

3.4 仿真研究

现利用高保真的发动机软件 LMS Imagine.Lab Amesim 14 和 Matlab/Simulink 共同完成仿真实验模型的联合搭建。实验过程中，AMESim 中搭建四缸 SI 发动机被应用于发动机实时燃烧扭矩估计研究，发动机基本参数配置如表 2.1 所示。为增强仿真实验过程的可靠性和真实性，本文将发动机模型的实验工况设置为新欧洲循环标准(New European Drive Cycle, NEDC)。目前，尽管各国按工况法制定的

汽车行驶排放标准仅作为定型车鉴定、科研以及生产抽检之用，然而，在欧洲 NEDC 已成为汽车厂商服务的工具，并被广泛地应用于汽车发动机燃油排放标准的测试过程。此外，NEDC 工况也常被应用于科研和实验验证中，可作为数据分析、参数计算、性能测试等环境基础^[129-131]。因此，本文将 NEDC 工况用于汽车发动机实时发动机燃烧扭矩估计的测试环境。

基于滑模观测器的设计，本文在 Matlab/Simulink 中搭建滑模观测器模型，并将 AMESim 与 Matlab/Simulink 两者构成联合仿真模型。其中，AMESim 中搭建的发动机模型如图 2.5 所示。同时，在 Simulink 端搭建的发动机系统模型(图 2.6)的基础上，本章在 Simulink 端设计的滑模观测器如图 3.1 所示。

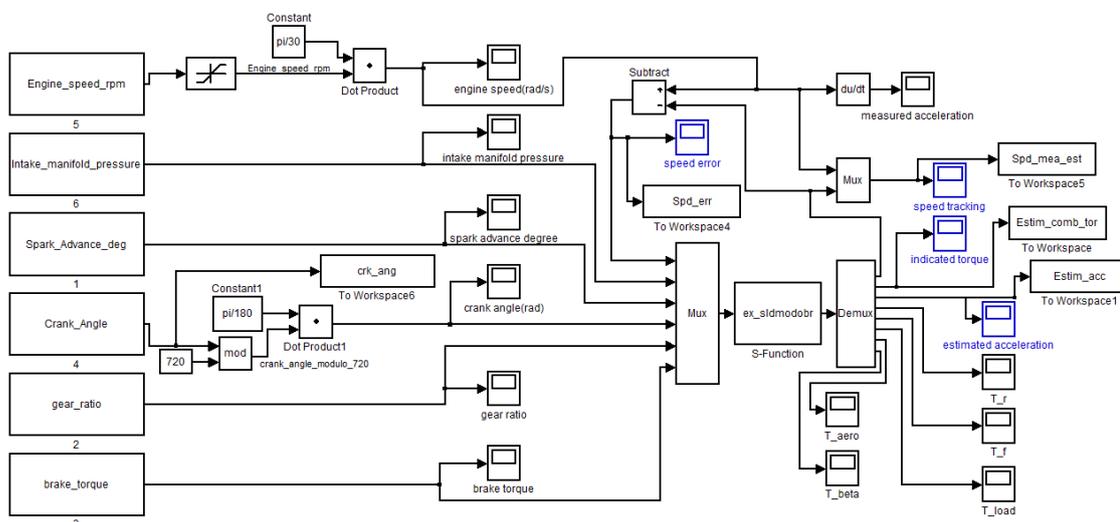


图 3.1 Simulink 端滑模观测器结构图

在图 3.1 中，本文所设计的滑模观测器以 Simulink 的 S 函数模块表达，该模块所需的参数从 AMESim 中的发动机模型输出，其中，滑模观测器所需的参数如表 3.1 所示。

表 3.1 滑模观测器输入参数列表

AMESim 输出参数序号	符号	名称
1	A_{ζ}	点火提前角
2	g_t	传动齿轮比
3	T_{fb}	摩擦刹车阻力扭矩

4	θ	曲柄转角
5	ω	曲轴瞬时角速度
6	P_{in}	进气歧管压力

AMESim 与 Simulink 联合仿真进行发动机燃烧扭矩估计的结构如图 3.2 所示。

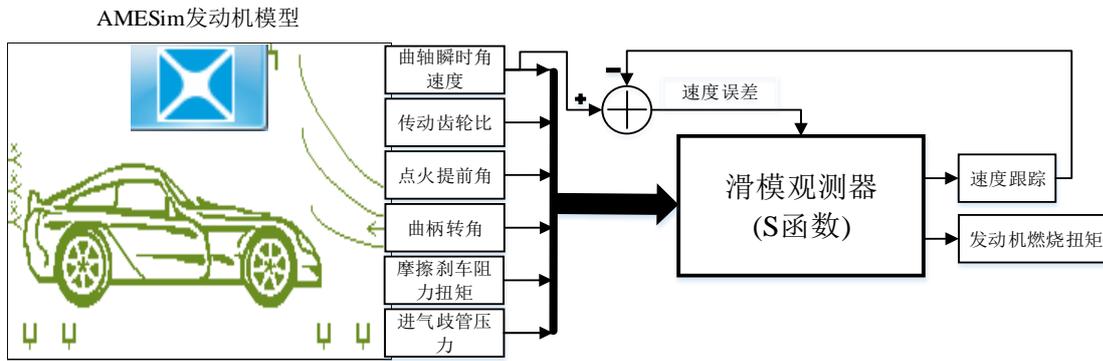


图 3.2 发动机燃烧扭矩估计联合仿真结构图

此外，仿真过程中，曲轴瞬时角速度信号的采样频率设置为 20kHz，滑模观测器的滑模增益设置为 $K = 60$ 。根据不同的发动机类型，前文(2.3 节)所提及的多项式系数可以通过模型标定的方式获取，本文所建立的四缸 SI 发动机的多项式系数可查阅 Crossley and Cook 的文献资料获取^[120, 124]，参数的有效性在仿真实验中得以验证。参数值如表 3.2 所示。

表 3.2 四缸 SI 发动机输入多项式系数

Coefficient	Value	Coefficient	Value	Coefficient	Value	Coefficient	Value
a	-0.85	b	21.91	c	-0.000107	d	0.027
τ	0.0028	f	0.26	λ	0.00048	h	-0.05
i	2.55	j	379.36	ϵ	-181.3	α	-0.0000783
σ	-0.0337	o	0.0001	p	-0.0725	q	0.1812
y_c	5×10^{-8}	u	0.00015	z	0.97		

基于此，四缸 SI 发动机联合仿真模型搭建完成。接下来，为了验证滑模观测器的性能，本节将在实时动态工况下(即设定的 NEDC 循环工况)进行仿真实验，并对观测值和测量值进行比较。

滑模观测器跟踪曲轴瞬时角速度的结果如图 3.3 和图 3.4 所示。其中，图 3.3 显示，设计的滑模观测器不能完全跟踪曲轴瞬时角速度，在 1~2 秒和 12~16 秒段曲轴瞬时角速度变化激烈，滑模观测器跟踪曲轴瞬时角速度失效，其动态性能较差；在其它时段，滑模观测器具有较好的跟踪性能，能较好地跟踪曲轴瞬时角速度。图 3.4 表示稳态工况下曲轴瞬时角速度的估计结果，结果显示所设计的滑模观测器基本能完全跟踪曲轴瞬时角速度。

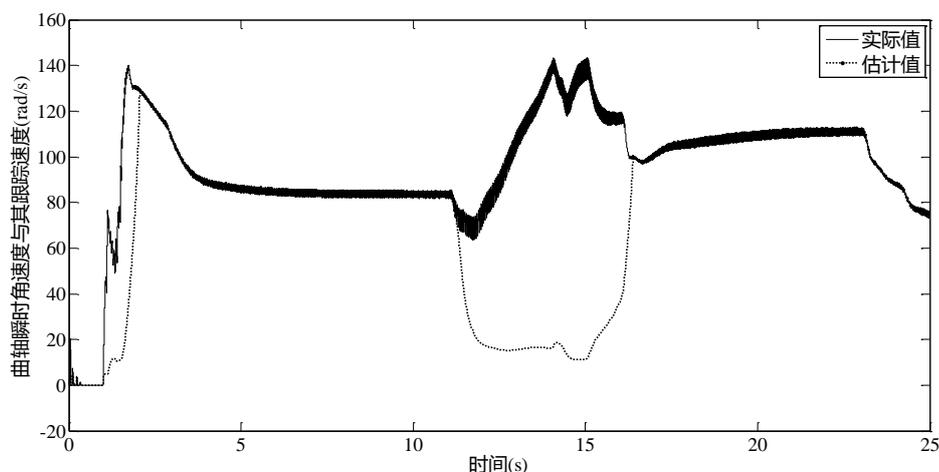


图 3.3 瞬态工况下滑模观测器速度估计

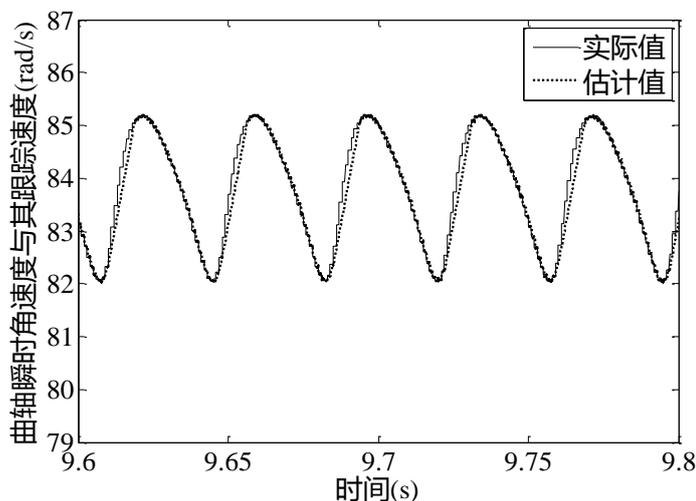


图 3.4 稳态工况下滑模观测器速度估计

图 3.5 和图 3.6 分别表示瞬态工况下和稳态工况下的滑模观测器曲轴瞬时角速度估计误差。其中，图 3.5 显示瞬态工况下曲轴瞬时角速度跟踪误差并不收敛，不能保证滑模观测器的收敛性能。图 3.6 显示稳态工况下滑模观测器的速度跟踪误差

收敛于 0.8%，保证了稳态工况下滑模观测器的收敛性，可用于稳态工况下的发动机燃烧扭矩估计研究。

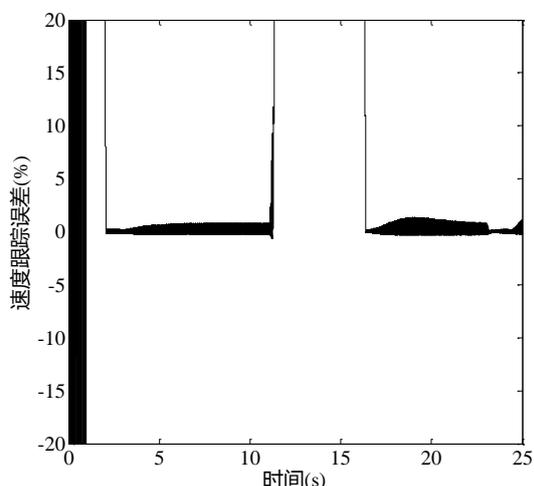


图 3.5 瞬态工况下滑模观测器速度估计误差

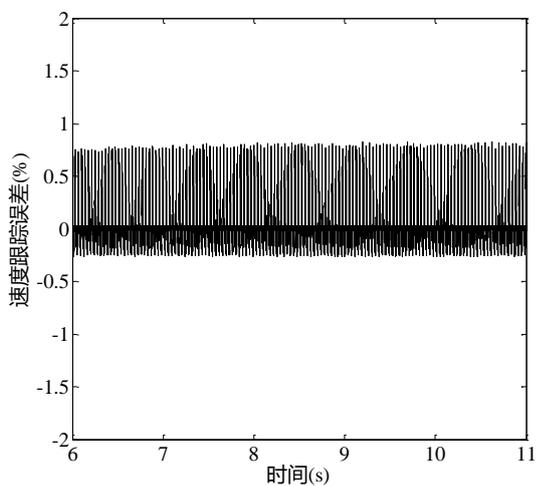


图 3.6 稳态工况下滑模观测器速度估计误差

由于瞬态工况下滑模观测器的收敛性不能保证，因此，滑模观测器不能估计瞬态工况下的发动机燃烧扭矩。图 3.7 表示在稳态工况下滑模观测器的发动机燃烧扭矩估计结果。由图可知，在稳态工况下滑模观测器能较好地重构出发动机燃烧扭矩，具有较好的估计性能。

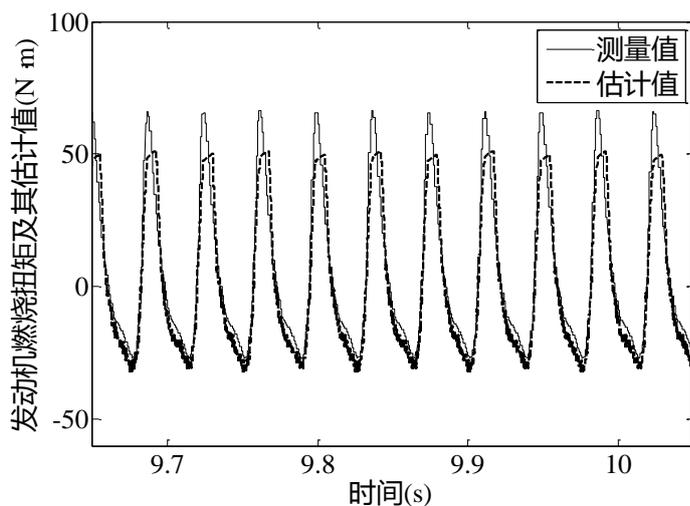


图 3.7 稳态工况下滑模观测器扭矩估计

图 3.8 表示在稳态工况下滑模观测器估计发动机燃烧扭矩的误差曲线, 该图显示误差收敛曲线较为稳定, 并未出现异常的波动, 故可验证在稳态工况下所设计滑模观测器是稳定收敛的。图 3.9 为发动机扭矩估计误差放大图, 由图可知, 发动机燃烧扭矩估计误差近似为 $-20 \sim 25 \text{N}\cdot\text{m}$ 。

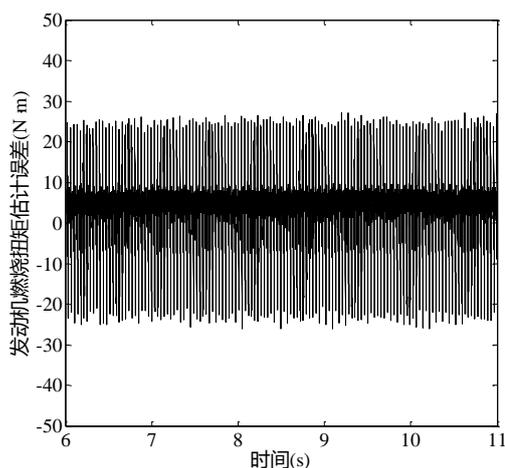


图 3.8 稳态工况下的扭矩估计误差

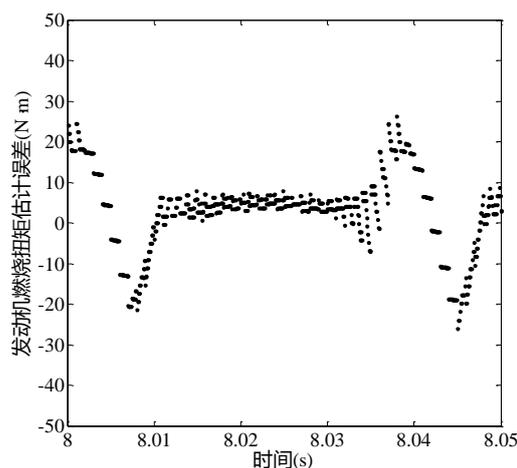


图 3.9 扭矩估计误差局部放大图

3.5 本章小结

本章首先对滑模观测器和滑模变结构原理进行了简要的概述; 其次, 结合发动机燃烧扭矩的状态方程, 完成了滑模观测器设计, 并运用 Lyapunov 稳定性理论证明了滑模观测器的收敛稳定性; 最后, 基于 AMESim 和 Matlab/Simulink 平台进行联合仿真, 对观测器的估计效果进行了分析。结果显示: 在稳态工况下, 滑模观测器能较好地估计出发动机燃烧扭矩, 而瞬态工况下, 滑模观测器将失效。因此, 需要对瞬态工况下的发动机燃烧扭矩估计作进一步地研究, 以保证观测器具有良好的动态性能。

第 4 章 Luenberger 滑模观测器设计及发动机燃烧扭矩估计

4.1 问题引入

发动机模型存在非线性不确定性部分, 实际仿真中会直接影响发动机燃烧扭矩估计的精确性和收敛时间^[96]。在第三章的传统滑模观测器设计研究中, 稳态工况下, 所设计的观测器能有效地跟踪发动机曲轴瞬时角速度, 并估计发动机燃烧扭矩。然而, 瞬态工况下, 传统滑模观测器失去了跟踪估计的效率, 系统运动状态不能有效重构, 发动机燃烧扭矩估计失效。

一方面, 针对系统瞬态工况扭矩估计失效的问题, 本文提出一种新颖的龙伯格滑模观测器(Luenberger Sliding Mode Observer, LSMO)对发动机燃烧扭矩进行估计, 该方法不仅能够加快曲轴瞬时角速度的估计速度, 而且可以提高发动机燃烧扭矩的估计精度。另一方面, 针对滑模变结构原理存在的抖振问题, 本文设计了改进的龙伯格滑模观测器(Improved Luenberger Sliding Mode Observer, ILSMO), 进一步减小了系统的抖振, 增强了观测器的鲁棒性。基本思路是: 首先, 根据发动机曲轴动力学模型建立的非线性状态方程设计 Luenberger 观测器, 并利用 Lyapunov 稳定性理论设计合适的 Luenberger 增益参数, 使 Luenberger 项能加快状态估计的跟踪速度; 其次, 在 Luenberger 观测器的基础上添加滑模项, 进一步运用滑模变结构原理设计合适的滑模增益参数, 使滑模项能较好地处理系统中存在的不确定性和扰动, 同时保证所设计的观测器误差系统稳定收敛; 接着, 针对滑模观测器的符号函数项进行改进, 减小系统抖振; 最后, 进行仿真实验, 验证所设计观测器的性能。

4.2 Luenberger 滑模观测器设计

基于传统滑模观测器设计研究, 为了确保切换函数有一个较好的收敛性能, 滑模增益应尽可能地大, 然而, 过大的滑模增益将增强系统的抖振, 并降低速度跟踪的精度^[132]。因此, Luenberger 观测器被进一步提出, 它可以加速状态估计的速度。

本章将结合变结构控制原理和指数趋近律滑模条件^[126], 在传统观测器中进一步地加入 Luenberger 项, 以加快发动机曲轴瞬时角速度的跟踪速度, 并提高发动

机燃烧扭矩的估计精度。因此，将 Luenberger 项 Ls 加入传统观测器中，式(3.4)可重构为：

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_1 = \hat{x}_2 \\ \dot{\hat{x}}_2 = \frac{1}{J_e} [\varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - T_{load}] + Ls \end{cases} \quad (4.1)$$

式中， L ——龙伯格增益

进一步地，在保证滑模条件的基础上，将符号函数项 $Ksign(s)$ 加入 Luenberger 观测器，即式(4.1)中，则式(4.1)可表示为：

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_1 = \hat{x}_2 \\ \dot{\hat{x}}_2 = \frac{1}{J_e} [\varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - T_{load}] + Ls + Ksign(s) \end{cases} \quad (4.2)$$

式中， K ——滑模增益。

将式(4.2)代入式(2.6)，则估计的发动机燃烧扭矩可转变为：

$$\hat{T}_{com} = \varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - \hat{T}_r + \hat{T}_{fric} + Ls + Ksign(s) \quad (4.3)$$

接着，对 Luenberger 滑模观测器进行稳定性分析。首先，定义 Luenberger 观测器的误差函数如下：

$$e_L = s = x_2 - \hat{x}_2 \quad (4.4)$$

对状态误差求导则有：

$$\dot{e}_L = \dot{x}_2 - \dot{\hat{x}}_2 \quad (4.5)$$

将式(3.4)和式(4.1)代入式(4.5)得：

$$J_e \dot{e}_L = \psi(x_2, A_\zeta) - \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(m_\theta, A_\zeta) - H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - Le_L \quad (4.6)$$

进一步地，将 m_θ 和 \hat{m}_θ 分别代入上式，则式(4.6)可转化为：

$$J_e \dot{e}_L = [d + \lambda A_\zeta + (j + iA_\zeta + hA_\zeta^2)][(o(x_2 + \hat{x}_2)P_{in} + \sigma P_{in}^2 + \alpha) - c(x_2 + \hat{x}_2) - L] \dot{e}_L \quad (4.7)$$

定义

$$B = d + \lambda A_\zeta + (j + iA_\zeta + hA_\zeta^2)[(o(x_2 + \hat{x}_2)P_{in} + \sigma P_{in}^2 + \alpha) - c(x_2 + \hat{x}_2) - LC] \quad (4.8)$$

式中， $C=1$ ，式(4.7)可转化为：

$$\dot{e}_L = \frac{(B-LC)e_L}{J_e} \quad (4.9)$$

基于 Lyapunov 稳定性理论, 假如特征矩阵 $B-LC$ 满足霍尔维茨(Hurwize)条件, 即特征矩阵 $B-LC$ 的特征值存在负实部, 则式(4.9)的渐进稳定性得以保证。因此, 对特征矩阵 $B-LC$ 求取特征根, 有:

$$\det[\lambda I - (B-LC)] = |\lambda - (B-LC)| = \lambda - B + L = 0 \quad (4.10)$$

式中, I ——表示单位阵。

由于特征值均小于零, 则 $\lambda = B-L < 0$ 。因此, Luenberger 增益需满足条件 $L > B$ 。

定义 Luenberger 滑模观测器的误差函数如下

$$e_K = s = x_2 - \hat{x}_2 \quad (4.11)$$

对状态误差求导可得:

$$\dot{e}_K = \dot{x}_2 - \dot{\hat{x}}_2 \quad (4.12)$$

将式(3.4)和式(4.2)代入式(4.12)得:

$$J_e \dot{e}_K = de_K + \lambda A_\zeta e_K + (j + iA_\zeta + hA_\zeta^2)(m_g - \hat{m}_g) - ce_K(x_2 + \hat{x}_2) - Le_K - K\text{sign}(e_K) \quad (4.13)$$

将 m_g 、 \hat{m}_g 及 B 分别代入上式, 则误差动力学方程可转变为:

$$\dot{e}_K = \frac{(B-L)e_K - K\text{sign}(e_K)}{J_e} \quad (4.14)$$

选取 Lyapunov 函数为:

$$V_K = \frac{1}{2} e_K^2 \quad (4.15)$$

对式(4.15)两边同时求导可得:

$$\dot{V}_K = e_K \dot{e}_K \quad (4.16)$$

由 Lyapunov 定理可知, 只有当 $\dot{V}_K = e_K \dot{e}_K < 0$ 时, 系统状态点才能在有限的时间内沿着滑模面到达稳定点, 使系统最终稳定。将式(4.11)和式(4.14)分别代入式(4.16)可得:

$$\dot{V}_K = \frac{(B-L)e_K^2 - K\text{sign}(e_K)e_K}{J_e} < 0 \quad (4.17)$$

整理不等式得:

$$K > (B-L) \quad (4.18)$$

由上式可知, 当选择合适的滑模增益 K , 误差动力学系统将最终达到稳定。

4.3 改进的 Luenberger 滑模观测器设计

考虑到滑模观测器存在的抖振问题，本节将继续对 Luenberger 滑模观测器进行优化，使得在发动机燃烧扭矩的估计研究中获得更为精确和稳定的估计值。由于系统稳定状态点不断在滑模面附近穿过和抖动，因此，最终获得的状态估计值将出现一定幅度的波动。若抖振越剧烈，获取的曲线光滑度就越低，这对后期的发动机失火故障诊断精度的影响就越大。

本文应用滑模变结构控制原理设计出滑模观测器，它与控制器的设计不同，观测器通过测量和计算实现，不会受到执行器的物理限制。因此，可通过优化计算速度和算法等方法来减弱抖振给滑模观测器带来的影响。在此基础上，本文选择进一步地对 Luenberger 滑模观测器的滑模项进行优化，用一个陡峭的饱和函数 $Ksat(\bullet)$ 代替符号函数 $Ksign(\bullet)$ 。其中， $sat(\bullet)$ 是饱和函数，定义为：

$$sat(x) = \begin{cases} x, & |x| \leq 1 \\ sign(x), & |x| > 1 \end{cases} \quad (4.19)$$

在保证滑模条件的基础上，本文选择将饱和函数项 $Ksat(s/\varepsilon)$ 加入 Luenberger 观测器中。其中，饱和函数 $sat(s/\varepsilon)$ 的线性部分的斜率为 $1/\varepsilon$ ，要较好地逼近符号函数，要求有较小的 ε [132]。则式(4.1)可进一步转化为：

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_1 = \hat{x}_2 \\ \dot{\hat{x}}_2 = \frac{1}{J_e} \left[\varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - T_{load} \right] + Ls + Ksat(s/\varepsilon) \end{cases} \quad (4.20)$$

式中， L ——Luenberger 增益

K ——滑模增益。

将式(4.20)代入式(2.6)，则估计的发动机燃烧扭矩可转变为：

$$\hat{T}_{com} = \varphi(\Upsilon) + \psi(\hat{x}_2, A_\zeta) + H(\hat{m}_\theta, A_\zeta) - \hat{T}_r + \hat{T}_{fric} + Ls + Ksat(s/\varepsilon) \quad (4.21)$$

运用 Lyapunov 稳定性理论和 Lyapunov 定理，改进的 Luenberger 滑模观测器的稳定性分析过程同 4.2 节，此处不再对其进行赘述。下面，本章将对所设计两种 Luenberger 滑模观测器分别进行仿真验证，并对观测器的性能及其发动机燃烧扭矩结果进行对比分析。

4.4 仿真研究

仿真实验环境搭建同 3.4 节，只需将图 3.3 中的 S 函数(传统滑模观测器)进行修改，本章将 S 函数分别设计为 Luenberger 滑模观测器和改进的 Luenberger 滑模观测器，并进行仿真实验对比。此外，在实验过程中，Luenberger 滑模观测器和改进的 Luenberger 滑模观测器的滑模增益与 Luenberger 增益分别设置为 $K = 60$ ， $L = 120$ 。下面将给出仿真实验的结果。

图 4.1 和图 4.2 分别表示瞬态工况下和稳态工况下所设计的 LSMO 和 ILSMO 对曲轴瞬时角速度的跟踪结果，从图中看出，LSMO 和 ILSMO 都能很好地跟踪发动机曲轴瞬时角速度，具有较好的动态性能。相较于第三章所设计的 SMO，本章提出的 LSMO 和 ILSMO 不仅在能在稳态工况下跟踪发动机曲轴瞬时角速度，还能在瞬态工况下(1~2 秒和 12~16 秒段) 实时地跟踪曲轴瞬时角速度。因此，可验证 Luenberger 项加快滑模观测器估计速度的有效性。

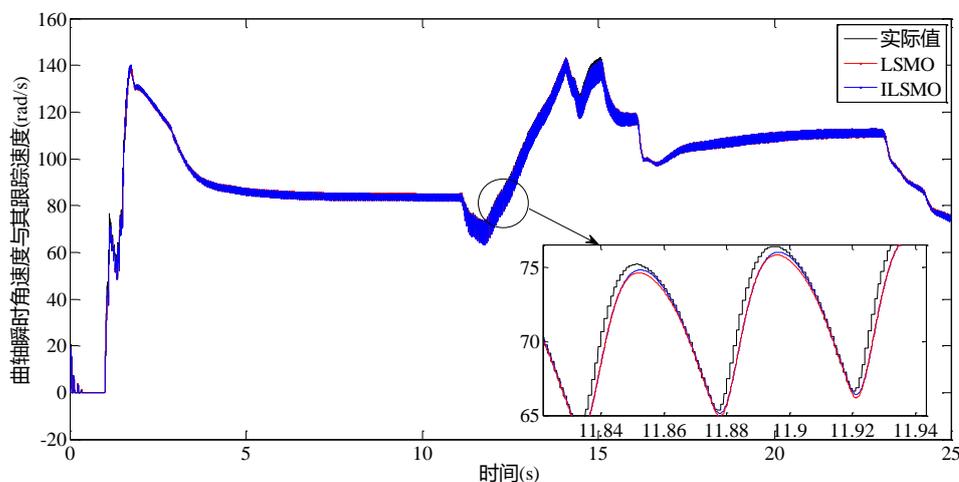


图 4.1 瞬态工况下 LSMO 和 ILSMO 速度估计

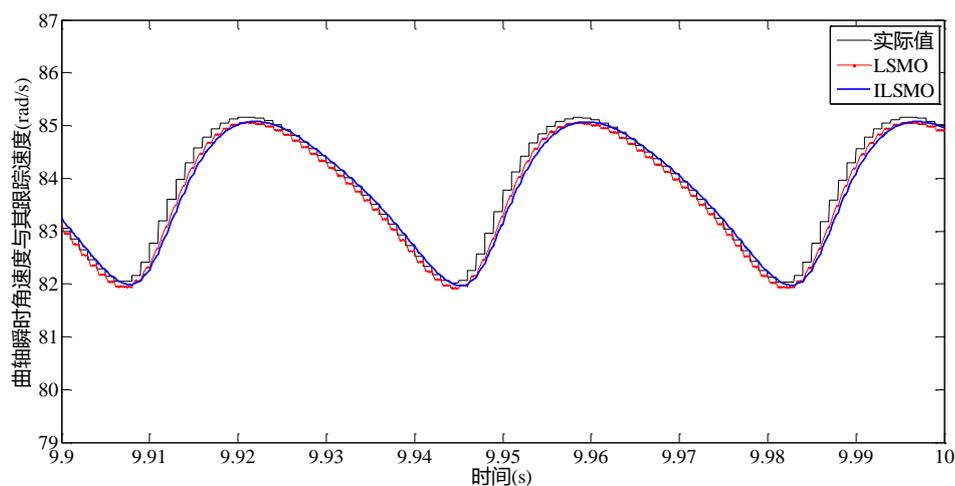


图 4.2 稳态工况下 LSMO 和 ILSMO 速度估计

图 4.3 表示瞬态工况下 ILSMO 对发动机曲轴瞬时角速度估计的误差曲线，从图中可看出，在稳态工况下估计误差趋近于 0，在瞬态工况下估计误差仅达到 3%。因此，可知所设计的 ILSMO 具有较好的稳定性。图 4.4 和图 4.5 分别表示稳态工况下所设计的 LSMO 和 ILSMO 对发动机曲轴瞬时角速度估计的误差曲线，由图可知，LSMO 和 ILSMO 都具有较好的稳态性能，稳态跟踪误差都较低，LSMO 为 $-0.3 \sim 0.8\%$ ，而 ILSMO 仅为 $-0.3 \sim 0.5\%$ 。因此，LSMO 和 ILSMO 的稳定性得以保证，可用于发动机燃烧扭矩估计。

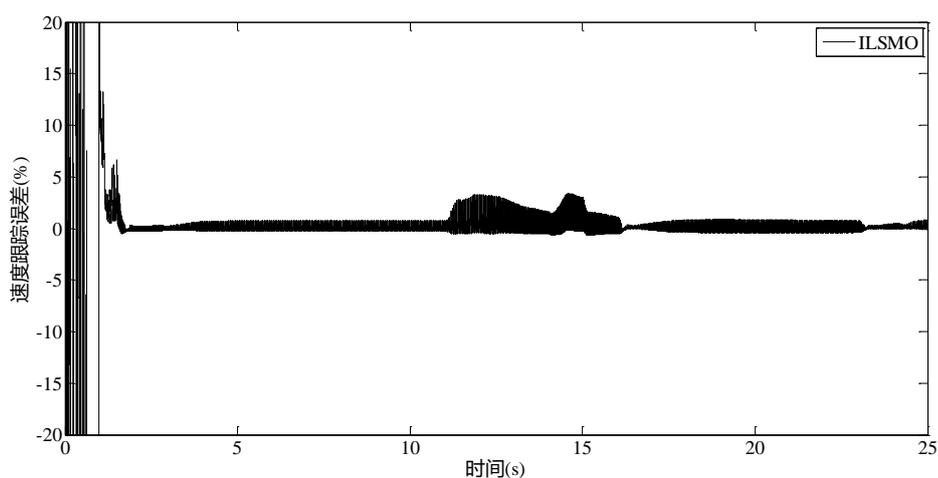
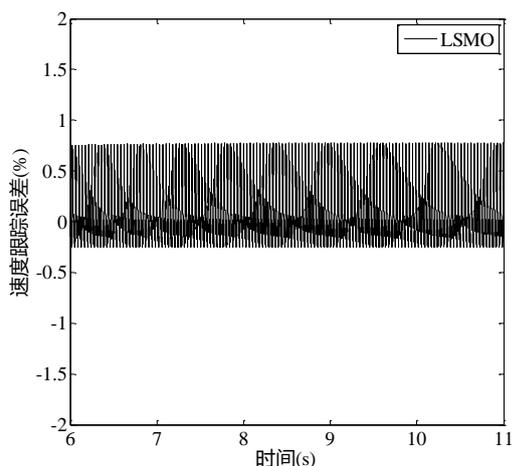
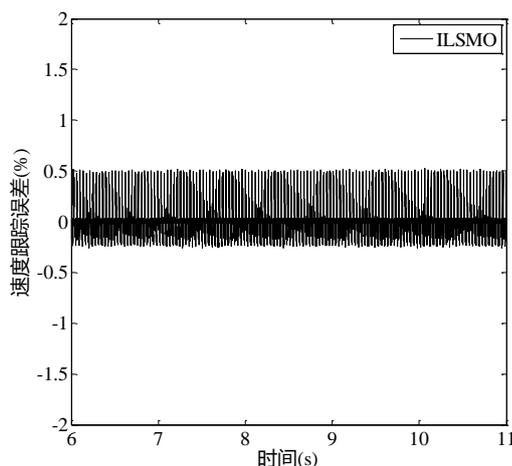


图 4.3 瞬态工况下 ILSMO 速度估计误差

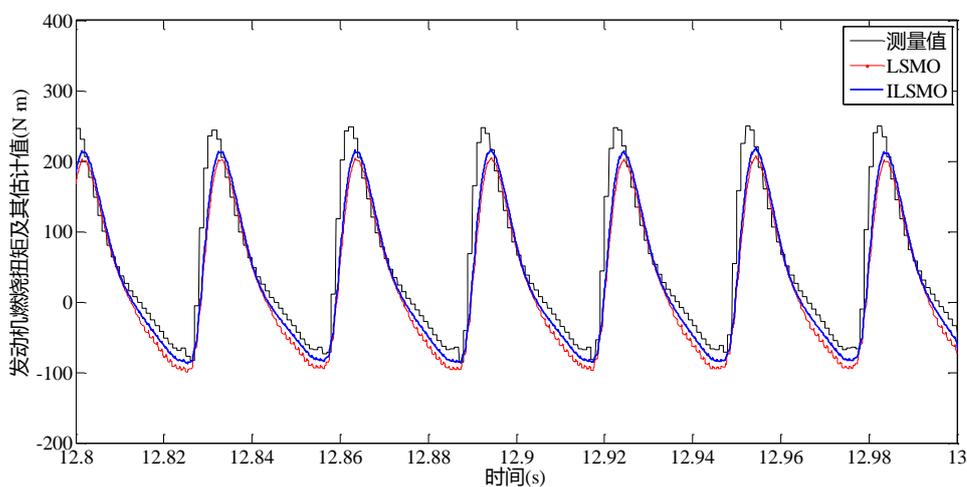


4.4 稳态工况下 LSMO 速度估计误差

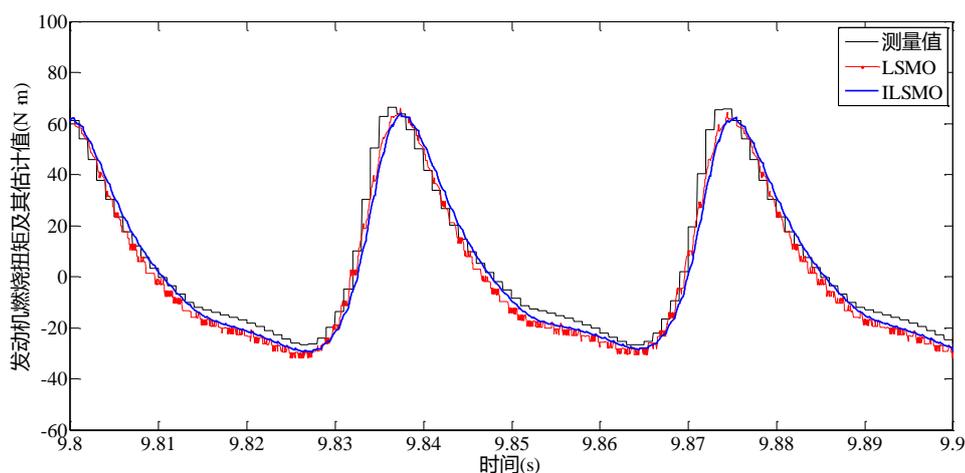


4.5 稳态工况下 ILSMO 速度估计误差

图 4.6 和图 4.7 分别表示瞬态工况下和稳态工况下所设计的 LSMO 和 ILSMO 对发动机燃烧扭矩的估计结果，图中显示，LSMO 和 ILSMO 都能较好地估计发动机燃烧扭矩，且瞬态工况下，ILSMO 比 LSMO 具有更好的估计效果。其中，从图 4.7 可以看出，LSMO 的发动机燃烧扭矩估计曲线具有较大的抖振，而设计的 ILSMO 明显地减小了系统存在的抖振，具有更好的估计效果。

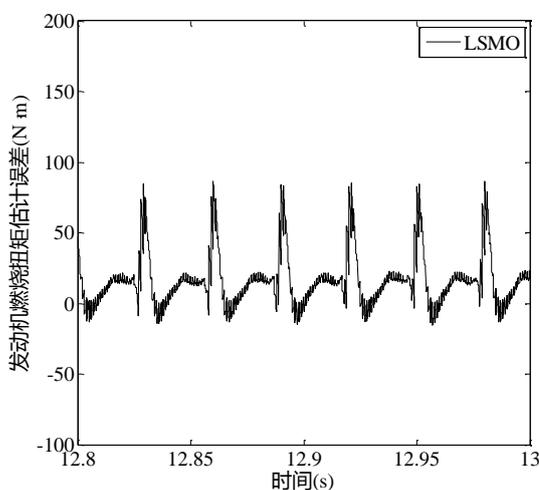


4.6 瞬态工况下 LSMO 和 ILSMO 扭矩估计

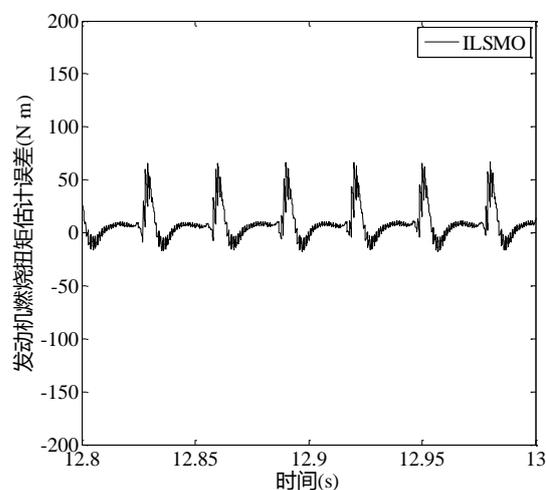


4.7 稳态工况下 LSMO 和 ILSMO 扭矩估计

图 4.8 和图 4.9 分别表示瞬态工况下所设计的 LSMO 和 ILSMO 对发动机燃烧扭矩的估计误差的对比图, 可知 ILSMO 的扭矩估计误差比 LSMO 更小。在瞬态工况下, LSMO 的发动机燃烧扭矩估计误差近似为 $-15 \sim 80 N \cdot m$, 而 ILSMO 的发动机燃烧扭矩估计误差近似为 $-15 \sim 60 N \cdot m$ 。

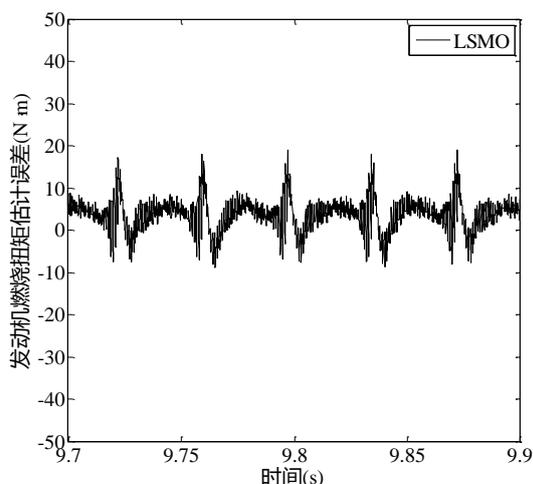


4.8 瞬态工况下 LSMO 扭矩估计误差

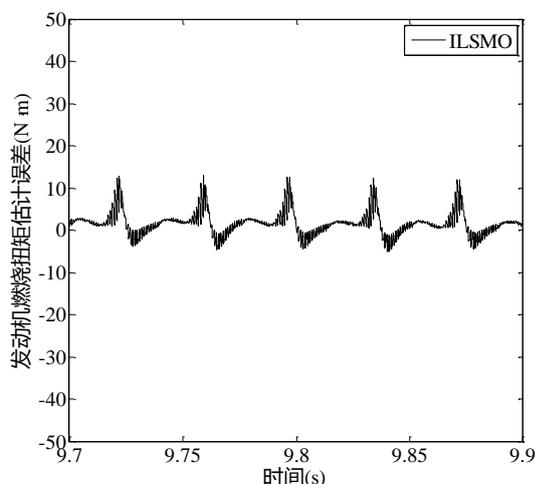


4.9 瞬态工况下 ILSMO 扭矩估计误差

图 4.10 和图 4.11 分别表示稳态工况下所设计的 LSMO 和 ILSMO 对发动机燃烧扭矩的估计误差的对比图, 同样地 ILSMO 的扭矩估计误差比 LSMO 更小。在稳态工况下, LSMO 的发动机燃烧扭矩估计误差近似为 $-8 \sim 18 N \cdot m$, 而 ILSMO 的发动机燃烧扭矩估计误差近似为 $-5 \sim 12 N \cdot m$ 。相较于瞬态工况情况, 稳态工况下所设计的观测器对发动机燃烧扭矩具有更好的效果。



4.10 稳态工况下 LSMO 扭矩估计误差



4.11 稳态工况下 ILSMO 扭矩估计误差

表 4.1 给出了不同工况下观测器的估计误差对比, 从表中数据分析可知, 所设计的 ILSMO 比 SMO 和 LSMO 具有更好的估计性能, 而且一定程度地减小了系统存在的抖振。此外, 与 Helm S^[35]等人提出的参数卡尔曼滤波器(Parametric Kalman Filter, PKF)估计发动机燃烧扭矩相比较, 在稳态工况下(1500rpm), 文献^[35]的发动机燃烧扭矩估计误差超过 $12N\cdot m$ 。因此, 可证明本文提出的 ILSMO 具有较好估计性能。

表 4.1 不同工况下观测器的估计误差对比

观测器类别	稳态工况(800rpm)		瞬态工况(800rpm~1350rpm)	
	速度跟踪误差(%)	扭矩估计误差($N\cdot m$)	速度跟踪误差(%)	扭矩估计误差($N\cdot m$)
SMO	-0.3 ~ 0.8	-20 ~ 25	-	-
LSMO	-0.3 ~ 0.8	-8 ~ 18	3	-15 ~ 80
ILSMO	-0.3 ~ 0.5	-5 ~ 12	3	-15 ~ 60

4.5 本章小结

本章首先针对滑模观测器在瞬态工况下发动机燃烧扭矩估计失效的问题进行研究, 提出在滑模观测器的基础上添加 Luenberger 项, 设计出 Luenberger 滑模观测器; 其次, 针对观测器系统存在的抖振问题, 提出改进滑模观测器的符号函数项, 设计出改进的 Luenberger 滑模观测器; 最后, 对提出的观测器进行了实验仿真与

对比。结果证明，所设计的观测器能够较好地处理系统中参数变化所带来的扰动并加快系统状态跟踪速度，且具有较高的估计精度。

第5章 发动机失火故障诊断策略研究

5.1 问题引入

基于前文对发动机燃烧扭矩的估计研究,本文已获取发动机失火故障诊断的判断数据。从发动机燃烧扭矩的曲线图中,可以看出发动机失火故障状态的存在,但实际情况中,这种方式并不能实时识别出发动机失火故障发生的时刻,也不能准确的定位失火气缸。因此,为了完全实现失火故障诊断过程,还应根据获取的发动机燃烧扭矩进一步地采用故障识别的方法进行失火故障模式识别。

针对前文对国内外的研究现状分析可知,故障诊断问题可归结为模式识别方法的实现。目前,人工神经网络、支持向量机、决策树等已成功应用于模式识别领域。其中,人工神经网络具有结构简单、技术成熟的优势,它已被广泛地应用于解决分类和函数近似问题^[133]。另一方面,人工神经网络具有很强的非线性映射、自组织和自适应能力,且大量的研究表明:人工神经网络可有效地区分旋转机械的多种故障模式^[71,105]。因此,把人工神经网络作为发动机失火故障诊断的工具不失为一个很好的选择。在此基础上,本文提出基于 Elman 神经网络的发动机失火故障诊断方法。基本思路为:首先,将估计的发动机燃烧扭矩以分段的形式进行预处理,以获取合理的数据用于神经网络训练;其次,将不同工况(包括稳态工况、加速工况和减速工况)的数据用于网络训练和测试;接着,加入支持向量机和 BP 神经网络进行对比实验,以比较它们失火故障诊断的效果;最后,进行仿真研究,对比不同算法失火故障诊断过程的性能。

5.2 失火故障诊断策略设计

本文失火故障诊断的过程包括四个过程:(i) 发动机燃烧扭矩估计;(ii) 诊断数据预处理,即故障特征提取;(iii) 失火故障诊断网络设计,即模式识别算法设计;(iv) 对所设计网络进行训练与测试,获取诊断结果。具体的过程如下图 5.1 所示。

其中,阶段一已在前文研究,并已获取结果,因此,本文将在后续章节进行失火故障特征提取、诊断算法设计以及网络训练与测试。

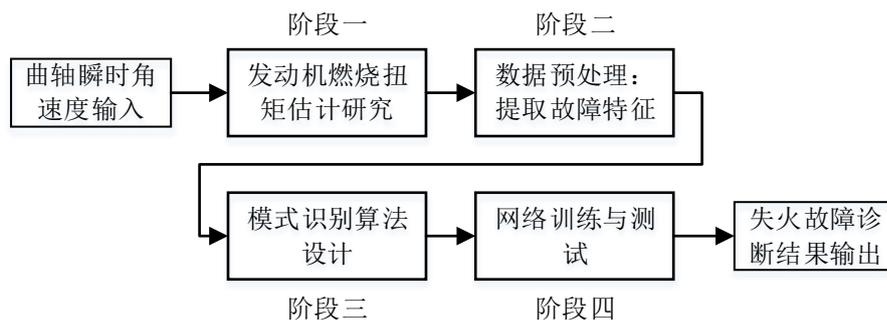


图 5.1 失火故障诊断策略

5.3 失火故障诊断数据处理

通常，人工神经网络的训练需要大量的数据支持，而以这种方式所获取的网络模型可以对未知数据做出很好的判断。为了高效地训练所设计的网络，前文估计的发动机燃烧扭矩需做进一步地预处理。根据实验中可获取的发动机曲柄转角数据，估计的发动机燃烧扭矩被分段处理，且在每个发动机循环里(720 度)，数据按照循环内的相邻谷值点进行截取(每一个截取段对应一个发动机气缸)，并对每个截取段发动机燃烧扭矩的幅值进行求和。该过程如图 5.2 所示。

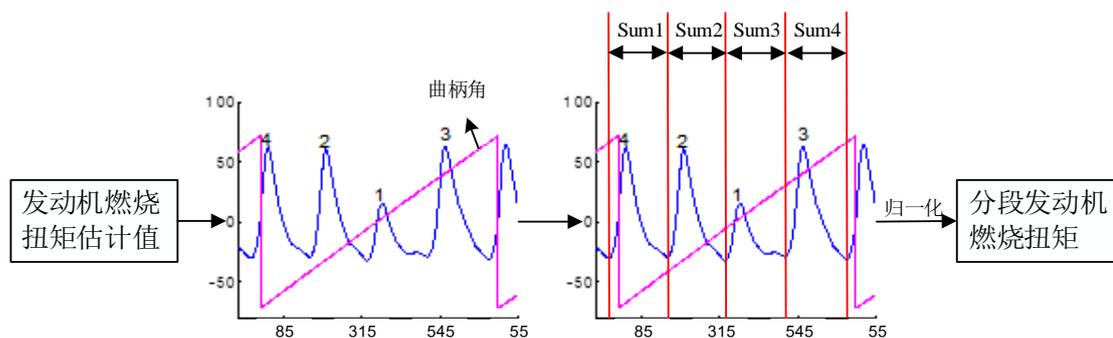


图 5.2 数据预处理流程

曲柄角是根据发动机曲柄转角做 720 度的模运算而得，因此，发动机曲轴旋转位置可以根据发动机第 1 缸的上止点位置而确定。当发动机曲轴旋转位置位于 1 缸上止点后，则说明发动机曲轴相对于 1 缸上止点位置继续向前旋转了一定的角度。曲柄角的表达式可以描述为：

$$Crank_angle = 0.2 * [\text{mod}(\theta, 720) - 360] \tag{5.1}$$

式中 $Crank_angle$ 表示曲柄角。其中 $\text{mod}(\bullet)$ 表示模运算函数。表达式被乘以 0.2，其目的是为了减少曲柄转角的位移权重。

根据前文分析可知，数据预处理过程输入的发动机燃烧扭矩估计值为 \hat{T}_{com} ，现将其按照发动机每个气缸燃烧循环截取为四段，分别定义为：

$$\begin{cases} \Omega_1 : \hat{T}_{com}^{11}, \hat{T}_{com}^{12}, \dots, \hat{T}_{com}^{1n_1} \\ \Omega_2 : \hat{T}_{com}^{21}, \hat{T}_{com}^{22}, \dots, \hat{T}_{com}^{2n_2} \\ \Omega_3 : \hat{T}_{com}^{31}, \hat{T}_{com}^{32}, \dots, \hat{T}_{com}^{3n_3} \\ \Omega_4 : \hat{T}_{com}^{41}, \hat{T}_{com}^{42}, \dots, \hat{T}_{com}^{4n_4} \end{cases} \quad (5.2)$$

式中， $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \Omega_4$ ——分别表示每个气缸对应的截取段

$\hat{T}_{com}^{1n_1}, \hat{T}_{com}^{2n_2}, \hat{T}_{com}^{3n_3}, \hat{T}_{com}^{4n_4}$ ——分别表示对应截取段发动机燃烧扭矩幅值

n_1, n_2, n_3, n_4 ——分别表示对应截取段发动机燃烧扭矩幅值点个数

对每一个截取段发动机燃烧扭矩幅值进行求和，得：

$$\begin{cases} \hat{T}_{com}^1 = \sum_{\kappa=1}^{n_1} \hat{T}_{com}^{1\kappa} \\ \hat{T}_{com}^2 = \sum_{\kappa=1}^{n_2} \hat{T}_{com}^{2\kappa} \\ \hat{T}_{com}^3 = \sum_{\kappa=1}^{n_3} \hat{T}_{com}^{3\kappa} \\ \hat{T}_{com}^4 = \sum_{\kappa=1}^{n_4} \hat{T}_{com}^{4\kappa} \end{cases} \quad (5.3)$$

进一步地，在发动机燃烧扭矩被分段处理后，本文对数据进行了归一化处理，以消除在神经网络训练过程中数据属性差异所带来的影响，避免学习速度慢，以及奇异样本数据存在而引起的网络无法收敛等问题。

定义分段处理后的发动机燃烧扭矩为 $X = [\hat{T}_{com}^1 \quad \hat{T}_{com}^2 \quad \hat{T}_{com}^3 \quad \hat{T}_{com}^4]$ ，对其进行归一化处理得：

$$Y = \frac{(Z_{\max} - Z_{\min}) \times (X - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} + Z_{\min} \quad (5.4)$$

式中， X_{\max} 和 X_{\min} 是原始数据的 x 的最大值和最小值， Z_{\max} 和 Z_{\min} 是归一化映射的范围参数，可调节。本文选择 $[-1, 1]$ 区间归一化，故 Z_{\max} 置为 1， Z_{\min} 置为 -1。

5.4 基于 Elman 神经网络的失火故障诊断方法实现

本文选择 Elman 神经网络(Elman Neural Network, ENN)、BP 神经网络(Back-Propagation Neural Network, BPNN)和支持向量机进行了失火故障诊断方法对比研究。尽管 BP 神经网络具有很强的非线性映射能力,目前已经被成功的应用于故障诊断领域,但是它的收敛速度仍然是比较慢的,且 BP 神经网络有可能收敛于局部最优值。然而,相比于 BP 神经网络,Elman 神经网络具有反馈型网络的特点,它能更好地收敛于全局最优值。因此,本文将尝试性地运用 Elman 神经网络进行发动机失火故障诊断,并在仿真过程中加入 BP 神经网络和支持向量机两种网络进行对比分析,验证所提出的 Elman 神经网络对失火故障诊断的有效性。下面将对 Elman 神经网络应用于失火故障诊断进行介绍。

5.4.1 Elman 神经网络算法设计

Elman 神经网络由四层组成,包括输入层、隐含层、衔接层和输出层。在本文所设计的网络中,系统的输入层数据来源于特征提取的数据,即经过分段处理后的发动机燃烧扭矩,且输入层数据已经过归一化处理。每个发动机循环为 720 度,对应着发动机的四个气缸,因此,输入层共含有 $m_{in} = 4$ 个神经元。而隐含层的神经元个数并不确定,需在实验过程中进行不断的假设和尝试。通常,隐含层神经元个数 l_2 和输入层神经元个数 l_1 之间具有以下近似关系:

$$l_2 = 2l_1 + 1 \quad (5.5)$$

因此,本文隐含层神经元个数选择为 $m_{hid} = 9$ 。衔接层描述的是一个反馈过程,包含一个来源于隐含层的反馈值,对隐含层的权值调整具有指示和参照的作用。输出层共含有 $m_{out} = 4$ 个神经元,每个神经元的输出值为 0 或 1,它们用于表示一个四位的二进制码,每一个输出值代表发动机当前所处于的一种状态。本文共设计 9 种状态,分别用[0 0 0 1]到[1 0 0 1]的二进制码表示,每种状态所对应的二进制码和分类标签如表 5.1 所示。

表 5.1 发动机九种工作状态

工作状态	故障码	分类标签
正常状态	[0 0 0 1]	1
1 缸失火	[0 0 1 0]	2
2 缸失火	[0 0 1 1]	3
3 缸失火	[0 1 0 0]	4
4 缸失火	[0 1 0 1]	5
1 缸和 3 缸同时失火	[0 1 1 0]	6
2 缸和 4 缸同时失火	[0 1 1 1]	7
1 缸和 4 缸同时失火	[1 0 0 0]	8
2 缸和 3 缸同时失火	[1 0 0 1]	9

值得注意的是，由于发动机气缸的点火顺序为 1-3-4-2，因此，1 缸和 3 缸同时失火、2 缸和 4 缸同时失火，它们表示双缸连续性失火情况；1 缸和 4 缸同时失火、2 缸和 3 缸同时失火，它们表示双缸间歇性失火情况。

为了获得目标的输出结果，设计如图 5.3 所示的 Elman 神经网络的结构。Elman 神经网络输入为 4 维向量，输出为 4 维向量。由于隐含层的输出为 9 维向量，则衔接层的输出亦为 9 维向量。其中， w_1 ， w_2 ， w_3 分别为输入层到隐含层的连接权值、隐含层到输出层的连接权值、衔接层到隐含层的连接权值。 b_1 、 b_2 分别为隐含层和输出层的阈值。此外，定义隐层神经元的激活函数为 $f(x) = \log sig(x)$ ，输出层神经元的激活函数为 $g(x) = \log sig(x)$ 。其中， $\tan sig(\bullet)$ 表示隐含层的双曲正切传递函数， $\log sig(\bullet)$ 表示输出层的逻辑回归传递函数。

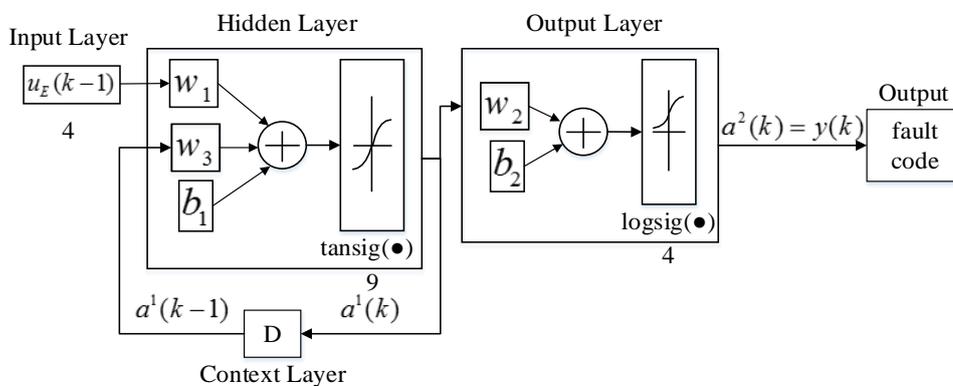


图 5.3 带双曲正切和逻辑回归传递函数的 Elman 神经网络结构

进一步地，定义 Elman 神经网络的输入向量为：

$$u_E(k-1) = \begin{bmatrix} \bar{T}_{com}^1 & \bar{T}_{com}^2 & \bar{T}_{com}^3 & \bar{T}_{com}^4 \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

则隐含层的输出即可表示为:

$$a^1(k) = \tan \operatorname{sig}(w_1 u_E(k) + w_3 a^1(k-1) + b_1) \quad (5.7)$$

衔接层在隐含层输出的基础上添加了一个延迟器, 故式(5.7)中, $a^1(k-1)$ 表示衔接层的输出。而 Elman 神经网络的输出层输出 $a^2(k)$ 即可表示为:

$$a^2(k) = y(k) = \log \operatorname{sig}(w_2 a^1(k) + b_2) \quad (5.8)$$

式中, $y(k)$ 为 Elman 神经网络实际输出。值得注意的是, 式(5.7) ~ 式(5.8)中的 k 表示训练或测试过程中第 k 个输入至 Elman 神经网络进行计算的序号标识。

5.4.2 Elman 神经网络训练

在 Elman 神经网络训练过程中, 经过多次尝试与对比研究, 定义如下训练过程参数:

- (i) 训练最大步数为 1000 步 ($\text{net.epochs} = 1000$);
- (ii) 训练误差函数的目标误差 ($\text{net.goal} = 0.001$);
- (iii) 设置学习率为 0.1 ($\eta = \text{net.lr} = 0.1$);
- (iv) 设置动量常数为 0.9 ($\text{net.mc} = 0.9$)。

本文定义 Elman 神经网络的误差函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [y(k) - d(k)]^2 \quad (5.9)$$

式中, $d(k)$ ——目标输出值, 即表 5.1 中的目标二进制故障码。

隐含层、衔接层和输出层的连接权值和阈值采用反向传播(Back-Propagation, BP)算法进行修正。下面将进一步地对连接权值和阈值进行更新计算。

首先, 将 $E(k)$ 对隐含层到输出层的连接权值 w_2 求偏导:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}^2} = -(d_j(k) - y_j(k)) \frac{\partial y_i(k)}{\partial w_{ij}^2} = -(d_j(k) - y_j(k)) g'_j(\bullet) a_i^1(k) \quad (5.10)$$

式中, w_{ij}^2 ——隐含层第 i 个神经元到输出层 j 个神经元的连接权值

令 $\delta_j = -(d_j(k) - y_j(k)) g'_j(\bullet)$, 则:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}^2} = \delta_j a_i^1(k), \quad i=1, \dots, m_{hid}, \quad j=1, \dots, m_{out} \quad (5.11)$$

然后, 将 $E(k)$ 对输入层到隐含层的连接权值 w_1 求偏导:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{hi}^1} = \frac{\partial E(k)}{\partial a_i^1(k)} \frac{\partial a_i^1(k)}{\partial w_{hi}^1} = \sum_{h=1}^{m_{hid}} (-\delta_j w_{hi}^1) f_i'(\bullet) u_{E,h}(k-1) \quad (5.12)$$

式中, w_{hi}^1 ——输入层第 h 个神经元到隐含层 i 个神经元的连接权值

令 $\delta_i = \sum_{h=1}^{m_{hid}} (-\delta_j w_{hi}^1) f_i'(\bullet)$, 则:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{hi}^1} = \delta_i u_{E,h}(k-1), \quad h=1, \dots, m_{in}, \quad i=1, \dots, m_{hid} \quad (5.13)$$

其次, 将 $E(k)$ 对衔接层到隐含层的连接权值 w_3 求偏导:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^3} = \sum_{h=1}^{m_{hid}} (-\delta_j w_{hi}^1) \frac{\partial a_i^1(k)}{\partial w_{li}^3}, \quad l=1, \dots, m_{hid}, \quad i=1, \dots, m_{hid} \quad (5.14)$$

式中, w_{li}^3 ——衔接层第 l 个神经元到隐含层 i 个神经元的连接权值

$$\frac{\partial a_i^1(k)}{\partial w_{li}^3} = f_i'(\bullet) a_i^1(k-1) + \alpha \cdot \frac{\partial a_i^1(k-1)}{\partial w_{li}^3}, \quad \text{式中 } \alpha \text{ 为常数。}$$

由上述可知, 更新后的连接权值为:

$$\begin{cases} w_{ij}^2 = w_{ij}^2 + \eta \delta_j a_i^1(k) \\ w_{hi}^1 = w_{hi}^1 + \eta \delta_i u_{E,h}(k-1) \\ w_{li}^3 = w_{li}^3 + \eta \sum_{h=1}^{m_{hid}} (-\delta_j w_{hi}^1) \left[f_i'(\bullet) a_i^1(k-1) + \alpha \cdot \frac{\partial a_i^1(k-1)}{\partial w_{li}^3} \right] \end{cases} \quad (5.15)$$

更新后的阈值为:

$$\begin{cases} b_{ij}^2 = b_{ij}^2 + \eta \delta_j \\ b_{hi}^1 = b_{hi}^1 + \eta \delta_i \end{cases} \quad (5.16)$$

每一次连接权值和阈值更新完成, 需按照式(5.9)对网络误差进行计算, 判断网络误差函数是否达到目标误差 0.001 或训练次数是否达到最大迭代步数 1000, 若皆未达到, 则继续式(5.10)~式(5.16)更新迭代计算; 若达到要求, Elman 神经网络训练结束。

根据以上分析, 可得出 Elman 神经网络的训练流程图, 如图 5.4 所示。

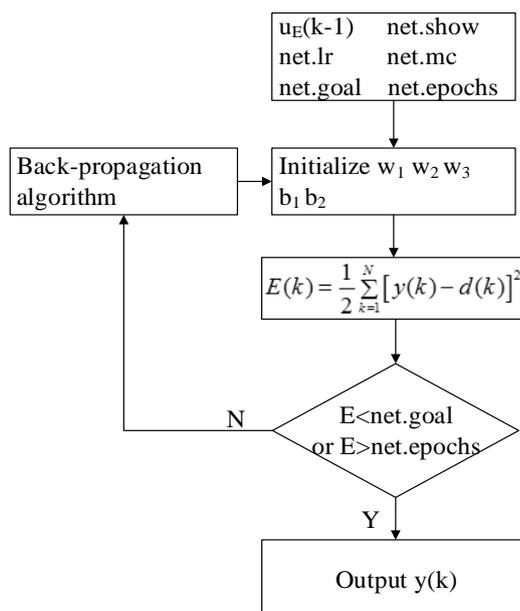


图 5.4 Elman 神经网络训练流程图

5.4.3 Elman 神经网络结果评价指标

为了评价 Elman 神经网络的性能指标，本文将引入两个适应度准则：

$$error_ratio = \frac{\sum_{k=1}^N |y(k) - d(k)|}{N} \quad (5.17)$$

$$res = norm\left(\sum_{k=1}^N |y(k) - d(k)|\right) \quad (5.18)$$

式中， N ——网络测试过程中输入的数据组数

$norm(\bullet)$ ——求矩阵范数函数。

准则 1: $error_ratio$ 表示网络输出值和目标值间的平均误差比率，可用以评定网络输出性能指标；准则 2: res 表示误差的范数，可用以评定输出值和目标值间的距离测度。因此，更大的适应度值意味着 Elman 神经网络的性能越差。

5.5 仿真研究

发动机失火故障诊断仿真实验过程中，发动机失火故障诊断的研究涉及以下三种工况：(i) 怠速工况，其发动机转速近似为 800rpm，表示稳态工况；(ii) 加速工况，发动机转速从 920rpm 变化至 1150rpm；(iii) 减速工况，发动机转速从 1015rpm

变化至 820rpm。实验过程的数据来源于前文所述的四缸 SI 汽油机，发动机的参数如表 5.2 所示。实验过程中共包含 324 组数据，其中每种工况涉及 108 组，每种工况各取 54 组数据分别用以训练和测试。不同工况下的数据分布情况如表 5.2 所示。

表 5.2 不同失火情形下的数据分布

训练组/测试组	怠速工况/加速工况/减速工况			
正常状态	各种工况分别 6 组			
单缸失火故障	1 缸失火(6 组)	2 缸失火(6 组)	3 缸失火(6 组)	4 缸失火(6 组)
双缸失火故障	1&3 缸失火(6 组)	4&2 缸失火(6 组)	1&4 缸失火(6 组)	3&2 缸失火(6 组)

5.5.1 失火故障情况下 ILSMO 估计结果

下面将给出正常情形和失火故障情形下 ILSMO 的估计结果。图 5.5~图 5.7 分别给出了稳态工况、加速工况和减速工况下的发动机瞬时角速度跟踪曲线图，图中显示了 ILSMO 具有良好的速度跟踪效果。

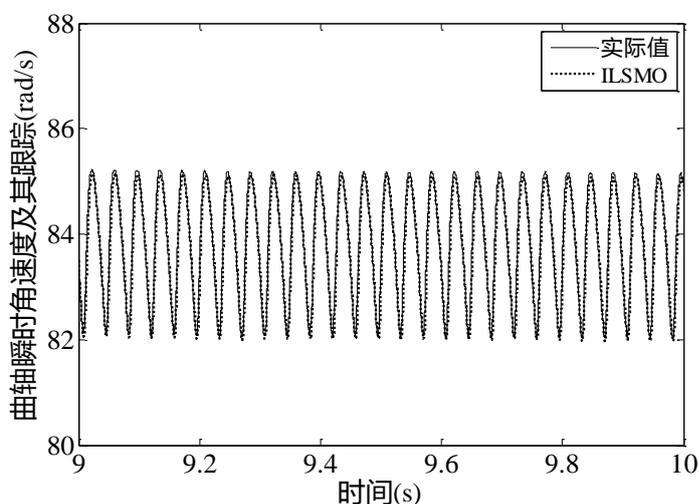


图 5.5 怠速工况下发动机曲轴角速度

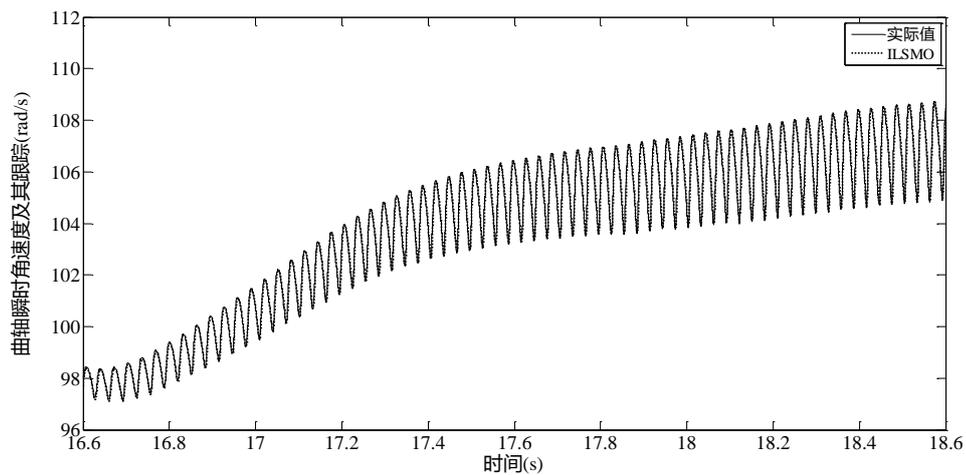


图 5.6 加速工况下发动机曲轴角速度

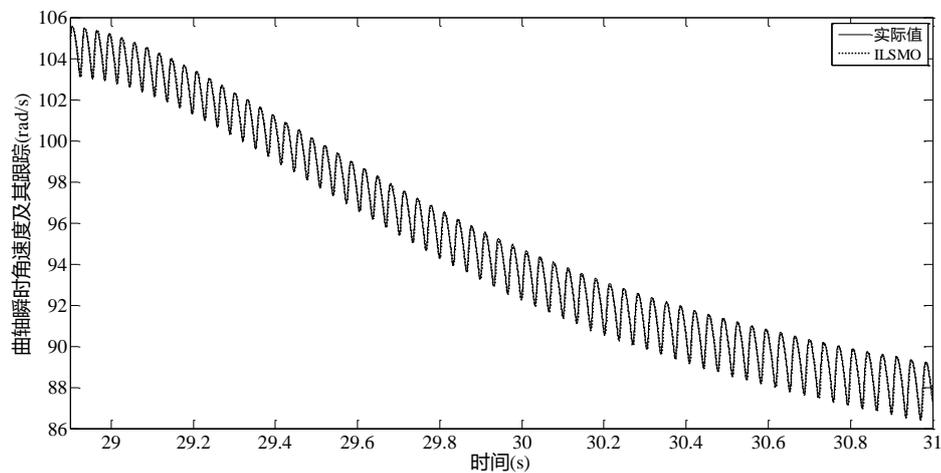


图 5.7 减速工况下发动机曲轴角速度

图 5.8~图 5.11 分别给出了三种不同工况下发动机部分气缸失火情况的示意图, 本章失火故障诊断过程中所用数据即从下列发动机燃烧扭矩估计结果中获得。图 5.8 表示正常状态下怠速工况时发动机燃烧扭矩的估计情况, 图 5.9 表示 2 缸失火时怠速工况下发动机燃烧扭矩的估计情况, 图 5.10 表示 4 缸和 1 缸同时失火(间隔双缸失火情况)时加速工况下发动机燃烧扭矩的估计情况, 图 5.11 表示 1 缸和 3 缸(连续双缸失火情况)同时失火时减速工况下发动机燃烧扭矩的估计情况。由图中的结果可知, **ILSMO** 能在各种失火情况下有效地估计发动机燃烧扭矩。

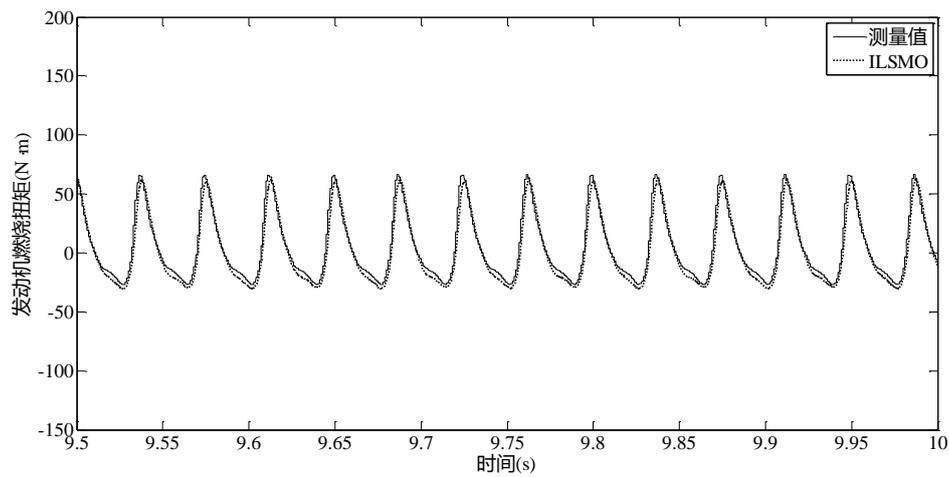


图 5.8 正常状态下 ILSMO 扭矩估计(怠速工况)

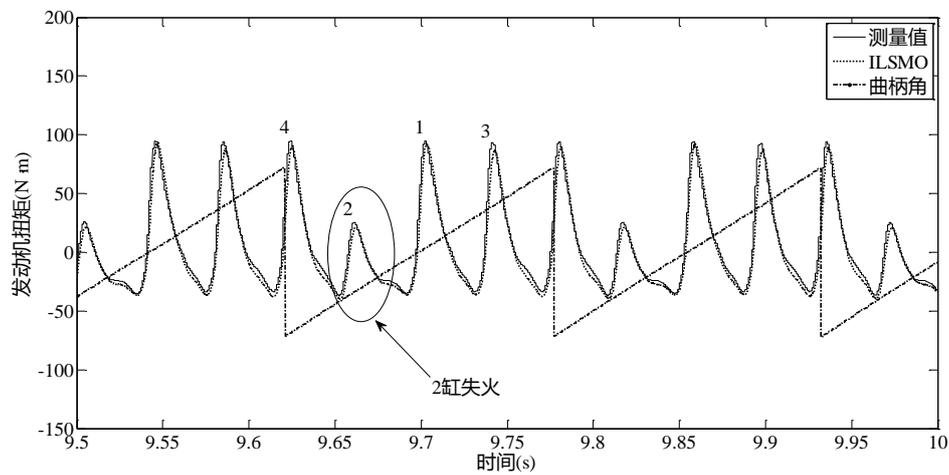


图 5.9 第 2 缸失火情形下 ILSMO 扭矩估计(怠速工况)

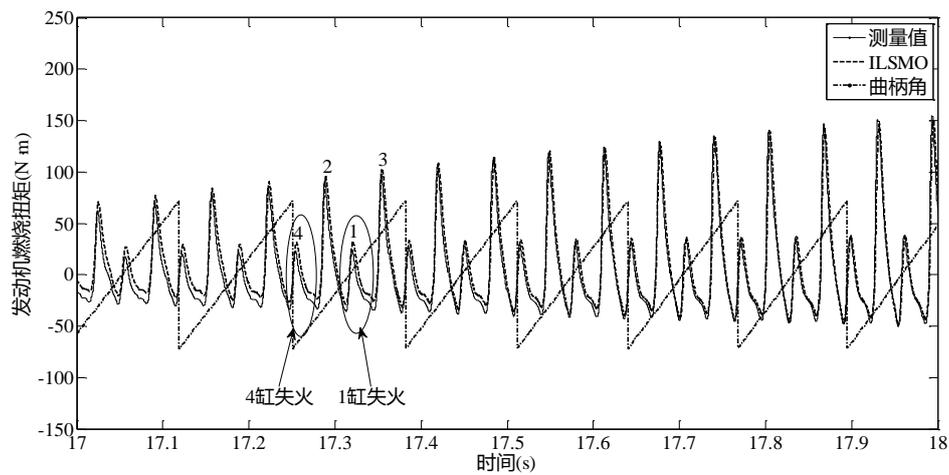


图 5.10 第 4&1 缸失火情形下 ILSMO 扭矩估计(加速工况)

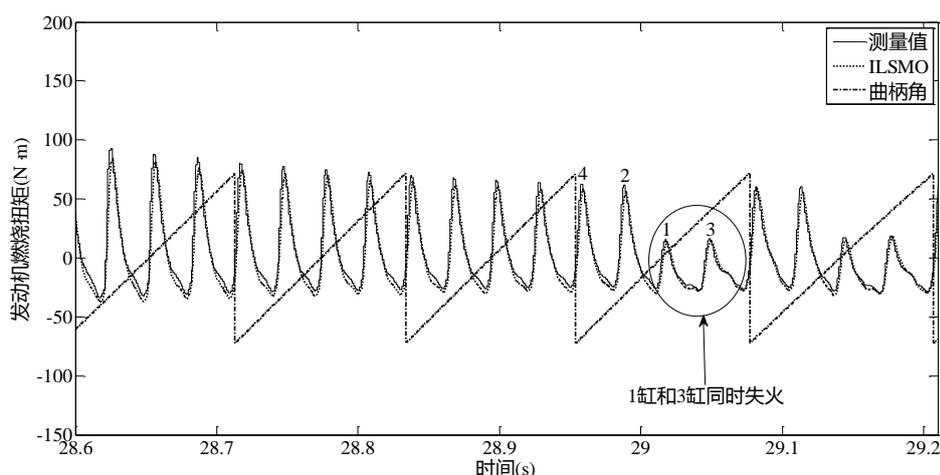


图 5.11 第 1&3 缸失火情形下 ILSMO 扭矩估计(减速工况)

5.5.2 失火故障诊断结果

本文主要应用 ENN 进行发动机失火故障诊断，为验证所设计的 ENN 具有较好失火故障诊断性能，因此在实验过程中，加入了 BPNN 和 SVM 进行发动机失火故障诊断。下面将分别给出它们对发动机失火故障的诊断结果。

针对 ENN 失火故障诊断结果的展示，本文给出了在加速工况下 ENN 的输出结果。由于测试过程共包含 54 个数据集，下面仅给出 ENN 的部分输出结果，如表 5.3 所示。其中，ENN 的实际输出结果转化为二进制码时，按照四舍五入规则进行，即结果向量中每个元素小于 0.5 时转化为 0，大于等于 0.5 则转化为 1。根据 ENN 的输出结果可知，ENN 能够准确地判别发动机实际工作状态。

表 5.3 Elman 神经网络输出结果

ENN 输出标识	ENN 实际输出结果	目标输出结果	发动机实际状态	判断结果
y(1)	[0.0474 0.0451 0.0866 0.9787]	[0 0 0 1]	正常状态	正确
y(7)	[0.0344 0.0003 0.9941 0.0001]	[0 0 1 0]	1 缸失火	正确
y(13)	[0.0300 0.0172 0.9800 0.9981]	[0 0 1 1]	2 缸失火	正确
y(19)	[0.0118 0.9972 0.0267 0.0057]	[0 1 0 0]	3 缸失火	正确
y(25)	[0.0290 0.9936 0.0098 0.9737]	[0 1 0 1]	4 缸失火	正确
y(31)	[0.0000 0.9497 0.9628 0.0014]	[0 1 1 0]	1 缸和 3 缸同时失火	正确

$y(37)$	[0.0064 0.9628 0.9772 0.9996]	[0 1 1 1]	2 缸和 4 缸同时失火	正确
$y(43)$	[0.9266 0.0050 0.0181 0.0052]	[1 0 0 0]	1 缸和 4 缸同时失火	正确
$y(49)$	[0.9693 0.0024 0.0193 0.9983]	[1 0 0 1]	2 缸和 3 缸同时失火	正确

在加速工况下,下面将进一步计算 ENN 输出结果的适应度,根据式(5.17)和式(5.18),可计算获得 ENN 的两个适应度分别为: $error_ratio = 0.0921$, $res = 0.3843$ 。适应度值都处于低值,说明 ENN 网络的诊断误差较小。

由于实验过程加入 BPNN 和 SVM 进行对比,下面给出了 BPNN 加速工况下失火故障诊断的部分结果,如表 5.4 所示。由表中数据可知, BPNN 测试数据集输出结果 $y(9)$ 判断错误,实际输出结果转化二进制码为[1 0 1 0],诊断结果异常。

表 5.4 BP 神经网络输出结果

BPNN 输出标识	BPNN 实际输出结果	目标输出结果	发动机实际状态	判断结果
$y(1)$	[0.0318 0.0280 0.0422 0.9913]	[0 0 0 1]	正常状态	正确
$y(9)$	[0.5953 0.0194 0.8923 0.0083]	[0 0 1 0]	1 缸失火	错误
$y(13)$	[0.0171 0.0246 0.9983 1.0000]	[0 0 1 1]	2 缸失火	正确
$y(19)$	[0.0109 0.9949 0.0450 0.0039]	[0 1 0 0]	3 缸失火	正确
$y(25)$	[0.1177 0.9947 0.0000 0.8774]	[0 1 0 1]	4 缸失火	正确
$y(31)$	[0.0042 0.9776 0.9930 0.0003]	[0 1 1 0]	1 缸和 3 缸同时失火	正确
$y(37)$	[0.0001 0.9633 0.9781 1.0000]	[0 1 1 1]	2 缸和 4 缸同时失火	正确
$y(43)$	[0.9976 0.0260 0.0039 0.0836]	[1 0 0 0]	1 缸和 4 缸同时失火	正确
$y(49)$	[0.9957 0.0026 0.0267 0.9957]	[1 0 0 1]	2 缸和 3 缸同时失火	正确

进一步地,计算出加速工况下 BPNN 输出结果的适应度为: $error_ratio = 0.1380$, $res = 0.9410$ 。相对 ENN 适应度, BPNN 适应度值较大一些,加速工况下 BPNN 失火故障诊断误差相对更大,但仍具有较好的失火故障诊断精度。

图 5.12 展示了减速工况下 SVM 的失火故障诊断结果,由图可知:测试过程共输入了 54 组数据,其中分类标签的第 7 类数据(即 2 缸和 4 缸同时失火)被误诊断为第 4 类数据(即 3 缸失火)。

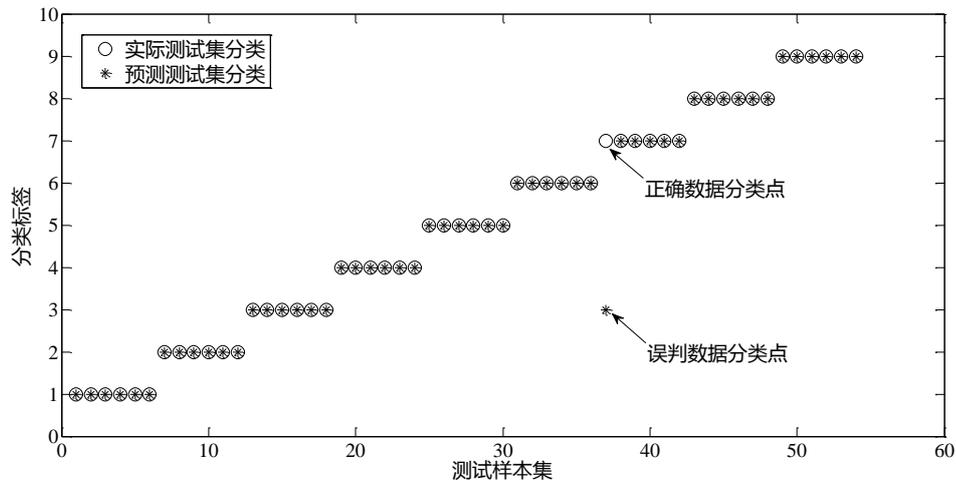


图 5.12 SVM 失火故障测试结果(减速工况)

5.5.3 不同算法性能对比

不同工况下的汽车发动机失火故障诊断结果如表 5.5 所示，表中给出了不同算法针对失火故障诊断的性能对比。

表 5.5 失火故障诊断方法性能对比

发动机工况	性能指标	BPNN	ENN	SVM	MLP ^[76]
怠速工况	<i>error_ratio</i>	0.1041	0.1318	—	0.4941
	<i>res</i>	1.2054	1.4049	—	—
	运行时间	0.6510s	0.6172s	0.2601s	—
	诊断精度	52/54	52/54	52/54	36/36(单缸)
加速工况	<i>error_ratio</i>	0.1380	0.0921	—	—
	<i>res</i>	0.9410	0.3843	—	—
	运行时间	0.6214s	0.5600s	0.3022s	—
	诊断精度	53/54	54/54	53/54	—
减速工况	<i>error_ratio</i>	0.0473	0.0873	—	—
	<i>res</i>	0.2388	0.6665	—	—
	运行时间	0.6042s	0.4938s	0.2730s	—
	诊断精度	54/54	54/54	53/54	—

首先,从失火故障诊断精度的角度进行分析,相较于 BPNN 和 SVM, ENN 具有更好的失火故障诊断精度,仅在怠速工况下失火故障诊断结果出现偏差,而 BPNN 和 SVM 在各种工况下的失火故障诊断结果都不同程度地出现错误。需要指出的是,利用发动机曲轴扭矩振动信号作为输入, Jian Chen^[76]提出了一种基于多层感知器网络(Multi-Layer Perceptron networks, MLPs)的发动机失火故障诊断方法,在稳态工况下,尽管 ENN 的失火诊断精度比 MLP 低,但该方法只针对了单缸失火故障诊断。

其次,从运行时间的角度进行分析, SVM 耗时最短,仅需大约 0.3 秒即可完成失火故障诊断,而 ENN 和 BPNN 大约需要 0.6 秒完成失火故障诊断,且 ENN 比 BPNN 的耗时相对更短。尽管 SVM 的失火故障诊断时间最短,但瞬态工况下的失火故障诊断精度低于 ENN 和 BPNN。因此,相较于 BPNN 和 SVM, ENN 在失火故障诊断过程中更具优势。

最后,从失火故障诊断适应度准则的角度进行分析,在稳态工况下, BPNN 和 ENN 的适应度比 MLP 更低,说明 BPNN 和 ENN 具有更好失火故障诊断性能。同时,从表中可知,在加速工况下, BPNN 的适应度比 ENN 更大,说明 ENN 具有更好的失火故障诊断性能,且失火故障诊断精度更高。

此外,根据表 5.5 的数据分析可知,尽管在怠速工况和减速工况下, BPNN 的适应度比 ENN 更小,说明 ENN 失火故障识别误差要大一些,但从 BPNN 和 ENN 的诊断结果显示,它们都具有较好诊断精度,这并不影响 ENN 的实际应用。进一步地,图 5.13 和图 5.14 分别给出了 BPNN 和 ENN 训练过程的误差收敛曲线,结果显示,由于 ENN 引入了反馈, ENN 训练过程的误差曲线比 BPNN 更加光滑,说明作为反馈型神经网络的 ENN 具有更好的稳定性。因此, ENN 用于失火故障诊断更具实践价值,它能较好地避免训练过程中可能出现的局部最优情形。综上所述, ENN 用于发动机失火故障诊断具有更好的性能。

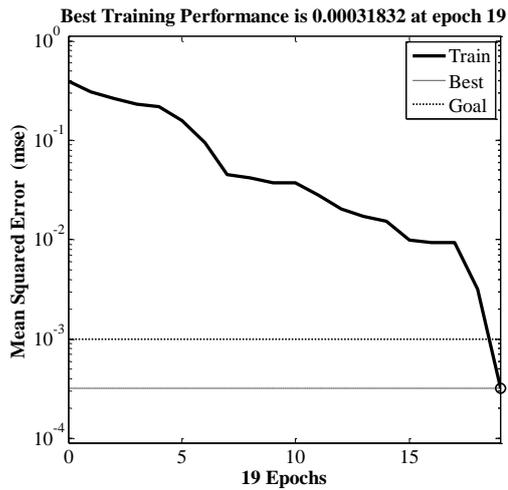


图 5.13 BPNN 训练过程

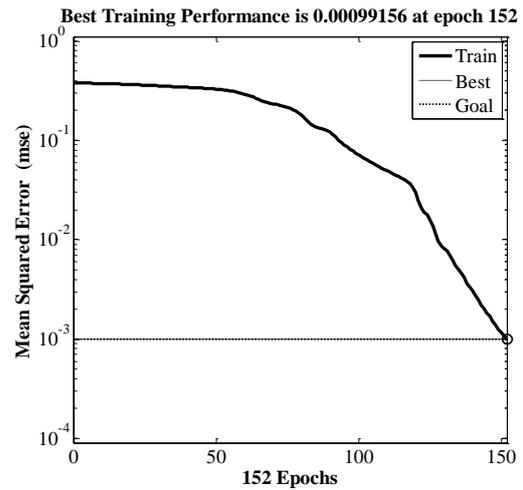


图 5.14 ENN 训练过程

5.6 本章小结

本章首先利用改进的 Luenberger 滑模观测器估计出的发动机燃烧扭矩作为失火判断的依据；然后，简要介绍了汽车发动机失火故障诊断的策略；其次，将估计的发动机燃烧扭矩进行分段处理；接着，引入 Elman 神经网络，介绍了 Elman 神经网络训练过程的参数，以及具体的训练和测试过程；最后，进行了实验仿真，并对结果进行了对比分析。实验证明，Elman 神经网络应用于失火故障诊断具有较高的诊断精度。

第6章 总结与展望

6.1 全文工作总结

随着人们环保意识的增强以及汽车排放标准法律法规的日益严格，汽车 OBD 系统的配备显得尤为重要。其中，汽车发动机失火故障实时诊断是 OBD 系统的重要组成部分，同时，如果失火故障发生将直接导致发动机动力性能降低，损坏汽车部件，并存在尾气排放急剧增加等问题。然而，目前失火故障诊断内容大多存在精度不够、实时性较差等问题。因此，全文围绕汽车发动机失火故障诊断方法展开研究。

首先，以汽车发动机失火故障诊断为研究背景，从国内外研究进展情况进行分析，并结合目前已有的设备及技术水平，选择出了合适的发动机燃烧扭矩作为失火判断依据，为后文研究汽车发动机失火故障诊断方法奠定了基础；然后，针对发动机燃烧扭矩的获取途径，考虑采用间接估计的方法获取，并建立了数学化的发动机曲轴动力学模型；其次，考虑到滑模观测器具有强鲁棒性和估计精度高的特点，建立了发动机燃烧扭矩估计的观测器模型，并进行了仿真实验；接着，由于设计的滑模观测器不能快速跟踪瞬态工况下的发动机曲轴瞬时角速度，导致瞬态工况下发动机燃烧扭矩估计失效，因此，提出了基于 Luenberger 滑模观测器的发动机燃烧扭矩估计方法，并针对系统存在的抖振问题，对 Luenberger 滑模观测器进行了改进，进一步地提高了观测器的鲁棒性；最后，基于估计获取的发动机燃烧扭矩，本文提出基于 Elman 神经网络的汽车发动机失火故障诊断方法，并引入 BP 神经网络、支持向量机和多层感知器网络进行对比，实验结果证明，Elman 神经网络具有更好的综合性能。

本文的研究成果如下：

(1) 总结了汽车发动机失火故障诊断的判断依据

基于国内外对汽车发动机失火故障诊断方法的研究，本文将汽车发动机失火故障诊断的判断依据分为两大类：气缸外部因素和气缸内部因素，并结合目前实际存在的设备及科研水平，本文选用气缸外部因素中的发动机燃烧扭矩作为失火故障诊断的判断依据，并提出使用间接估计的方法获取发动机燃烧扭矩。

(2) 提出了基于滑模观测器的汽车发动机燃烧扭矩估计方法

考虑到滑模观测器具有的强鲁棒性和估计精度高的特点, 本文建立了包含目标发动机燃烧扭矩的曲轴动力学模型, 并完成了滑模观测器的设计, 实验证明了稳态工况下滑模观测器对发动机燃烧扭矩估计的有效性。然而, 瞬态工况下, 滑模观测器缺乏良好的动态性能, 并不能估计出实时的发动机燃烧扭矩。

(3) 研究了改进 Luenberger 滑模观测器的汽车发动机燃烧扭矩估计方法

针对瞬态工况下发动机燃烧扭矩估计失效的问题, 本文引入 Luenberger 观测器, 它具有加快观测器收敛速度的优点。因此, 提出采用 Luenberger 滑模观测器进行发动机燃烧扭矩估计。进一步地, 针对滑模变结构控制存在的抖振问题, 本文针对滑模观测器引入的符号函数 $sign(s)$ 进行改进, 提出引入饱和函数 $sat(s/\varepsilon)$ 项, 实验证明, 提出的改进 Luenberger 滑模观测器对发动机燃烧扭矩估计具有更好的估计精度, 并较好地降低了系统存在的抖振。

(4) 提出了基于 Elman 神经网络的汽车发动机失火故障诊断方法

目前, 神经网络已被广泛地应用于故障领域, 考虑到 Elman 神经网络作为反馈型网络具有更为稳定的性能以及更好地收敛于全局最优值的特点, 基于前文估计所得的发动机燃烧扭矩, 本文提出采用 Elman 神经网络进行汽车发动机失火故障诊断, 并在实验中引入 BP 神经网络、支持向量机和多层感知器网络进行对比研究, 实验证明 Elman 神经网络具有更好的综合性能, 能有效地诊断出不同工况下的发动机多缸失火故障。

6.2 工作展望

本文针对目前存在的失火故障判断依据, 提出了基于发动机燃烧扭矩和 Elman 神经网络的汽车发动机失火故障诊断方法, 分别设计了滑模观测器、Luenberger 滑模观测器以及改进的 Luenberger 滑模观测器实现了汽车发动机燃烧扭矩的估计, 并在此基础上应用 Elman 神经网络进行了汽车发动机失火故障诊断, 取得了一定的研究成果。然而, 本文研究内容仍存在相关问题尚未解决, 下一步的工作将从以下几个方面进行考虑:

(1) 提出的发动机燃烧扭矩估计方法仍存在估计精度不高的缺点,尤其在瞬态工况,这也许会对后期的失火故障诊断造成误判,故应考虑探索更好的方法获取发动机燃烧扭矩,或者采用其它判别依据用于失火故障诊断。

(2) 本文仅在仿真环境进行了研究实验,尽管提出的方法具有较好的失火故障诊断精度,然而,实际汽车运行工况中,路况复杂,外界干扰增多,且模型不确定性因素较多,这将极大地影响汽车发动机的失火故障诊断精度。因此,下一步应该在实际的发动机中进行实验验证与模型优化。

(3) 汽车发动机失火故障诊断的内容较多,瞬态工况下的多缸失火故障诊断难度较大,且本文仅研究了怠速工况、加速工况和减速工况的单缸失火、连续双缸失火、间隔双缸失火的问题,下一步可以考虑研究汽车发动机单缸或者多缸间歇性失火的情形,并考虑在其它实际工况的情形下进行研究。

(4) 汽车发动机失火故障诊断只是失火故障诊断内容的第一步,故障原因分析和故障估计(失火故障的严重程度)仍是目前研究内容的薄弱环节,故应加大对此问题的研究与发展,丰富 OBD 系统的内容。

参考文献

- [1] 郭俊才, 蒋炎坤, 罗健夫. 汽车发动机的现状及发展趋势[J]. 武汉汽车工业大学学报, 1998, 20(4): 17-20.
- [2] G L B. Research and development of fuel-saving technology of automobile gasoline engine[J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 273: 81-85.
- [3] Mohammadpour J, Franchek M, Grigoriadis K. A survey on diagnostics methods for automotive engines[C]// In Proceedings of American Control Conference, San Francisco, CA: IEEE Press, 2011: 985-990.
- [4] Nimmo I. Adequately address abnormal situation operations[J]. Chemical Engineering Progress, 1995, 91(9): 36-45.
- [5] Smith K S, Ran L, Penman J. Real-time detection of intermittent misfiring in a voltage-fed PWM inverter induction-motor drive[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1997, 44(4): 468-476
- [6] Merkisz, Boguś P, Grzeszczyk R. Overview of engine misfire detection methods used in on board diagnostics[J]. Journal of KONES, 2001, 8(1): 326-341.
- [7] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis: Part I: Quantitative model-based methods[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(3): 293-311.
- [8] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis: Part II: Qualitative models and search strategies[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(3): 313-326.
- [9] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, et al. A review of process fault detection and diagnosis: Part III: Process history based methods[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(3): 327-346.
- [10] Ding S X. Model-based fault diagnosis techniques[M]. Berlin: Springer-Heidelberg, 2008: 1-11.
- [11] Janakiraman V M, Nguyen X, Stemiak J, et al. Identification of the dynamic operating envelope of HCCI engines using class imbalance learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks And Learning Systems, 2015, 26(1): 98-112.
- [12] Mayhew C G, Knierim K L, Chaturvedi N A, et al. Reduced-order modeling for studying and controlling misfire in four-stroke HCCI engines[C]// In Proceedings of

- IEEE Conference on Decision and Control, Shanghai, China: IEEE Press, 2009: 5194-5199.
- [13] Knierim K L, Park S, Ahmed J, et al. Simulation of misfire and strategies for misfire recovery of gasoline HCCI[C]// In Proceedings of American Control Conference, Seattle, WA: IEEE Press, 2008: 3947-3952.
- [14] Bahri B, Aziz A A, Said M F M, et al. Understanding and detecting misfire in an HCCI engine fuelled with ethanol[J]. Applied Energy, 2013, 108(8): 24-33.
- [15] Ali A, Magnor O, Schultalbers M. Misfire detection using a neural network based pattern recognition technique[C]// In Proceedings of International Conference on Electrical Engineering, Lahore: IEEE Press, 2007: 1-6.
- [16] Liu L T, Liao H Y, Chen X L, et al. Diesel misfire fault diagnosis using vibration signal over cylinder head[J]. Communication Systems and Information Technology, 2011, 100: 761-768.
- [17] Chang J, Yoon M, Sunwoo M, et al. Detection of misfire and knock in spark ignition engines by wavelet transform of engine block vibration signals[J]. Measurement Science and Technology, 2002, 13(7): 1108-1114.
- [18] Lee M, Yoon M, Sunwoo M, et al. Development of a new misfire detection system using neural network[J]. International Journal of Automotive Technology, 2006, 7(5): 637-644.
- [19] Zhu Z Q, Yang J, Zhang X M, et al. Misfire diagnosis of diesel engine based on short-time vibration characters[J]. Applied Mechanics and Materials, 2010, 34-35: 301-305.
- [20] Alkhateeb A, DaimlerChrysler C, Auburn H M, et al. A model based data normalization technique for improving performance of engine misfire detection algorithms[C]// In Proceedings of IEEE Electro/Information Technology Conference, Milwaukee, WI: IEEE Press, 2004: 115-124
- [21] Bohn C, Magnor O, Schultalbers M. State observer based analysis of crankshaft speed measurements with application to misfire detection[C]// In Proceedings of International Conference on Control and Automation: IEEE Press, 2005: 239-244.
- [22] Molinar-Monterrubio J, Castro-Linares R. Sliding mode observer for internal combustion engine misfire detection[C]// In Proceedings of Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, Morelos: IEEE Press, 2007: 620-624.
- [23] 康葳, 乔新勇, 安钢. 基于统计模拟的柴油机失火故障的诊断方法[J]. 内燃机

- 工程, 2004,(5): 66-68.
- [24] Rizvi M A, Bhatti A I. Hybrid model for early detection of misfire fault in SI engines[C]// In Proceedings of IEEE International Multitopic Conference, Islamabad: IEEE Press, 2009: 1-6.
- [25] Rizvi M A, Bhatti A I, Butt Q R. Fault detection in a class of hybrid system[C]// In Proceedings of International Conference on Emerging Technologies, Islamabad: IEEE Press, 2009: 130-135.
- [26] Moro D, Azzoni P, Minelli G. Misfire pattern recognition in high performance SI 12-cylinder engine[J]. SAE Technical Paper, 1998.
- [27] Mohammadpour J, Franchek M, Grigoriadis K. A survey on diagnostic methods for automotive engines[J]. International Journal of Engine Research, 2012, 13(1): 41-64.
- [28] Gevecia M, Osburna A W, Franchek M A. An investigation of crankshaft oscillations for cylinder health diagnostics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(5): 1107--1134.
- [29] Liu L, Yang H, Plee S, et al. Windowed selected moving autocorrelation (WSMA), tri-correlation (TriC), and misfire detection[J]. SAE Technical Paper, 2005.
- [30] Khac B L, Jiri T. Approach to gasoline engine faults diagnosis based on crankshaft instantaneous angular acceleration[C]// In Proceedings of the 13th International Carpathian Control Conference, High Tatras: IEEE, 2012: 35-39.
- [31] 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[J]. 汽车工程, 2010,(4): 339-342.
- [32] Nishibe Y, Nonomura Y, Tsukada K, et al. Determination of engine misfiring using magnetoelastic torque sensor[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2002, 47(3): 760-765.
- [33] Sood A K, Fahs A A, Henein N A. Engine fault analysis: Part II-Parameter estimation approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1985, 32(4): 301-307.
- [34] Haskara I, Mianzo L. Real-time cylinder pressure and indicated torque estimation via second order sliding modes[C]// In Proceedings of American Control Conference, Arlington, VA: IEEE Press, 2001: 3324-3328.
- [35] Helm S, Kozek M, Jakubek S. Combustion torque estimation and misfire detection for calibration of combustion engines by parametric kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4326-4337.
- [36] Jung D, Eriksson L, Frisk E, et al. Development of misfire detection algorithm using

- quantitative FDI performance analysis[J]. *Control Engineering Practice*, 2015, 34(34): 49-60.
- [37] Molinar-Monterrubio J, Castro-Linares R. Internal combustion engine parametric identification scheme for misfire fault detection: experimental results[C]// In Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology, Gippsland, VIC: IEEE Press, 2009: 1-6.
- [38] Tinaut F V, Melgar A, Laget H, et al. Misfire and compression fault detection through the energy model[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(3): 1521-1535.
- [39] Liu J, Shi Y, Zhang X, et al. Fuel injection system fault diagnosis based on cylinder head vibration signal[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 16: 218-223.
- [40] 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[J]. *内燃机工程*, 2009,(1): 74-79.
- [41] Devasenapati S B, Sugumaran V, Ramachandran K I. Misfire identification in a four-stroke four-cylinder petrol engine using decision tree[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(3): 2150-2160.
- [42] Chen J, Randall R, Peeters B, et al. Artificial neural network based fault diagnosis of IC engines[J]. *Key Engineering Materials*, 2012, 518: 47-56.
- [43] 范晓梅, 许勇, 李炎. 基于 EMD 算法的发动机故障监测研究[J]. *内燃机学报*, 2009,(3): 282-287.
- [44] Kim S, Choi M, Sim K. The Misfire Detection by the Exhaust Pressure Ascent Rate[J]. *Transactions of the Korean Society of Automotive Engineers*, 2003, 11(2): 1-7.
- [45] 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[J]. *农业机械学报*, 2005,(8): 118-121.
- [46] Rodriguez C, Rementeria S, Martin J I, et al. A modular neural network approach to fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996, 7(2): 326-340.
- [47] 毕晓君, 柳长源, 卢迪. 基于 PSO-RVM 算法的发动机故障诊断[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2014,(2): 245-249.
- [48] Tamura M, Saito H, Murata Y, et al. Misfire detection on internal combustion engines using exhaust gas temperature with low sampling rate[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2011, 31(17-18): 4125-4131.

- [49] 孙宜权, 张英堂, 李志宁. 运用 Vold-Kalman 阶比跟踪的发动机失火故障在线诊断[J]. 振动.测试与诊断, 2013,(6): 1014-1018.
- [50] 樊新海, 姚焯伟, 曾兴祥. 基于排气噪声局域均值分解的失火故障诊断[J]. 内燃机工程, 2013,(4): 38-41.
- [51] Boguś P, Merkisz J. Misfire detection of locomotive diesel engine by non-linear analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(4): 881-899.
- [52] Adaileh W M. Engine fault diagnosis using acoustic signals[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 295-298: 2013-2020.
- [53] 王赟松. 利用氧传感器诊断电控发动机故障[J]. 交通运输工程学报, 2002,(2): 48-51.
- [54] Wang H, Sun W, Liu Y. Study on misfire diagnostic strategy of on-board diagnostics system on LPG passenger car[C]// In Proceedings of Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, Wuhan, China: IEEE Press, 2011: 1-4.
- [55] Naik S. Advanced misfire detection using adaptive signal processing[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2004, 18(2): 181-198.
- [56] 王银辉, 黄开胜, 林志华. 发动机多缸随机失火诊断算法研究[J]. 内燃机工程, 2012,(1): 18-21.
- [57] Cavina N, Cipolla G, Marcigliano F, et al. A methodology for increasing the signal to noise ratio for the misfire detection at high speed in a high performance engine[J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(3): 243-250.
- [58] Dumele H, Horn M. Misfire detection by evaluating the small signal of a glow plug[C]// In Proceedings of IEEE Sensors, Lecce: IEEE, 2008: 784-786.
- [59] 张志永, 李从跃, 曹银波. 基于离子电流反馈的失火循环内补火控制试验[J]. 内燃机学报, 2012,(1): 56-61.
- [60] Fan Q, Bian J, Lu H, et al. Misfire detection and re-ignition control by ion current signal feedback during cold start in two-stage direct-injection engines[J]. International Journal of Engine Research, 2012, 15(1): 37-47.
- [61] 高忠权, 李春艳, 刘兵. 采用离子电流法的发动机非正常燃烧诊断[J]. 西安交通大学学报, 2015,(5): 1-6.
- [62] 高青, 刘成材, 金英爱. 发动机起动动态过程富氧燃烧排放及其失火特性研究

- [J]. 内燃机工程, 2010,(3): 7-10.
- [63] Assanis D N, Poola R B, Sekar R, et al. Study of using oxygen-enriched combustion air for a diesel engines[J]. ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power JANUARY, 2001, 123: 157-166.
- [64] Rizvi M A, Zaidi S S H, Akram M A, et al. Misfire fault detection in SI engine using sliding mode observer[C]// In Proceedings of 38th Annual Conference on Ieee Industrial Electronics Society, Montreal, QC IEEE, 2012: 5114-5119.
- [65] 张培林, 王怀光, 张磊. 非负矩阵分解在发动机故障特征提取中的应用[J]. 振动工程学报, 2013,(6): 944-950.
- [66] Cavina N, Corti E, Minelli G, et al. Misfire detection based on engine speed time-frequency analysis[J]. SAE Technical Paper, 2002: 1-9.
- [67] Ponti F. Instantaneous engine speed time-frequency analysis for onboard misfire detection and cylinder isolation in a V12 high-performance engine[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008, 130(1): 547-556.
- [68] [68] Ma X, Xia Z, Wu H, et al. Combined frequency domain analysis and fuzzy logic for engine misfire diagnosis[C]// In Proceedings of World Congress and Exhibition Detroit: SAE Press, 2015: 1-7.
- [69] 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[J]. 农业工程学报, 2006,(4): 131-134.
- [70] 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[J]. 内燃机学报, 2006,(4): 379-383.
- [71] Liu J, Li X, Zhang X, et al. Misfire diagnosis of diesel engine based on rough set and neural network[J]. Procedia Engineering, 2011, 16(16): 224-229.
- [72] 梁锋, 冯静, 肖文雍. BP 神经网络在高压共轨式电控柴油机故障诊断中的应用[J]. 内燃机工程, 2004,(2): 46-49.
- [73] 陆怀民, 郭秀荣, 牡丹丰. RBF 网络在电喷发动机故障诊断中的应用[J]. 农业机械学报, 2005,(12): 35-38.
- [74] 宋崇智, 吴玉国, 王璐. 基于改进 Elman 网络的发动机点火系统故障诊断[J]. 农业机械学报, 2008,(3): 203-206.
- [75] Murphey Y L, Chen Z H, Feldkamp L A. An incremental neural learning framework and its application to vehicle diagnostics[J]. Applied Intelligence, 2007, 28(1): 29-

- 49.
- [76] Chen J, Bond Randall R. Improved automated diagnosis of misfire in internal combustion engines based on simulation models[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64-65: 58-83.
- [77] Ilkivová M, Ilkiv B, Neuschl T. Comparison of a linear and nonlinear approach to engine misfires detection[J]. *Control Engineering Practice*, 2002, 10(10): 1141-1146.
- [78] Yuan R. Fault diagnosis for engine by support vector machine and improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Information and Computational Science*, 2014, 11(13): 4827-4835.
- [79] 徐玉秀, 杨文平, 吕轩. 基于支持向量机的汽车发动机故障诊断研究[J]. *振动与冲击*, 2013,(8): 143-146.
- [80] Janakiraman V M, Nguyen X, Sterniak J, et al. Identification of the dynamic operating envelope of HCCI engines using class imbalance learning[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks And Learning Systems*, 2015, 26(1): 98--112.
- [81] Peng X, Chai Y, Chai Y, et al. Research on fault diagnosis of marine diesel engine based on grey relational analysis and kernel fuzzy c-means clustering[C]// In *Proceedings of International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*, Zhangjiajie, Hunan: IEEE Press, 2012: 283-286.
- [82] Azzoni P, Moro D, Porceddu-Cilione C, et al. Misfire detection in a high-performance engine by the principal component analysis approach[J]. *SAE Technical Paper*, 1996: 49-57.
- [83] Hu C, Li A, Zhao X. Multivariate statistical analysis strategy for multiple misfire detection in internal combustion engines[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(2): 694-703.
- [84] 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[J]. *汽车工程*, 2011,(2): 101-105.
- [85] 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[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2014, 136(3): 1-11.
- [86] Sood A K, Fahs A A, Henein N A. Engine fault analysis: Part II-parameter estimation approach[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 1985 IE-32(4): 301-307.

- [87] Shamekhi A-M, Shamekhi A H. A new approach in improvement of mean value models for spark ignition engines using neural networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(12): 5192-5218.
- [88] Rizvi M A, Bhatti A I, Butt Q R. Hybrid model of the gasoline engine for misfire detection[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(8): 3680-3692.
- [89] Surenahalli H S, Parker G G, Johnson J H, et al. A kalman filter estimator for a diesel oxidation catalyst during active regeneration of a CPF[C]// In *Proceedings of American Control Conference*, Montreal, QC: IEEE Press, 2012: 4969-4974.
- [90] Osburn A W, Kostek T M, Franchek M A. Residual generation and statistical pattern recognition for engine misfire diagnostics[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(8): 2232-2258.
- [91] Aono T, Fukuchi E. Misfire detection method robust against road noise and vehicle body jolting[C]// In *Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology*, Mumbai IEEE Press, 2006: 2444-2449.
- [92] Nohra C, Younes R. Complete-model diesel-engine diagnosis using gain schedule-mu analysis and non-linear estimator[C]// In *Proceedings of IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, Singapore: IEEE Press, 2012 912-918
- [93] Shiao Y, Moskwa J J. Cylinder pressure and combustion heat release estimation for si engine diagnostics using nonlinear sliding observers[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 1995, 3(1): 70-78.
- [94] Wang Y, Chu F. Real-time misfire detection via sliding mode observer[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(4): 900-912.
- [95] 王赞松, 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[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2005,(2): 182-185.
- [96] 郑太雄, 寇晓培, 李永福. 基于 Luenberger 滑模观测器的气缸压力估计[J]. *内燃机工程*, 2015: 1-9.
- [97] 李洪芳. 汽油机气缸压力估计方法的研究[D]. 中国: 重庆邮电大学, 2013.
- [98] 寇晓培. 基于观测器的发动机气缸压力估计[D]. 中国: 重庆邮电大学, 2014.
- [99] 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[J]. *仪器仪表学报*, 2014,(2): 434-440.
- [100] Dinca L, Aldemir T, Rizzoni G. A model-based probabilistic approach for fault detection and identification with application to the diagnosis of automotive engines[J].

- IEEE Transactions on Automatic Control, 1999, 44(11): 2200-2205
- [101] Ponti F. Development of a Torsional Behavior Powertrain Model for Multiple Misfire Detection[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008, 130(2): 237-251.
- [102] Rizvi M A, Zaidi S S H, Akram M A, et al. Misfire fault detection in SI engine using sliding mode observer[C]// In Proceedings of Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, Montreal, QC: IEEE Press, 2012: 5114-5119.
- [103] 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[J]. 内燃机工程, 2014, 37(3): 88-93.
- [104] Chen J, Randall R B, Peeters B, et al. Automated misfire diagnosis in engines using torsional vibration and block rotation[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2012, 364(1): 12020-12030.
- [105] Liu B, Zhao C, Zhang F, et al. Misfire detection of a turbocharged diesel engine by using artificial neural networks[J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 55(1-2): 26-32.
- [106] Akram M A, Rizvi M A, Bhatti A I, et al. Mode identification for hybrid model of SI engine to detect misfire fault[J]. Control Engineering And Applied Informatics, 2014, 16(3): 65-74.
- [107] Boudaghi M, Shahbakhti M, Jazayeri S A. Misfire detection of spark ignition engines using a new technique based on mean output power[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2015, 137(9): 1-9.
- [108] 胡杰, 颜伏悟. 基于 OBD 系统故障模拟装置的开发与研究[J]. 内燃机工程, 2010, 31(2): 6-10.
- [109] Eriksson D, Eriksson L, Frisk E, et al. Flywheel angular velocity model for misfire and driveline disturbance simulation[J]. Advances in Automotive Control, 2013, 7(1): 570-575.
- [110] 胡川, 杭勇, 冯源. 柴油机失火故障在线诊断策略的开发[J]. 汽车工程, 2012, 34(1): 76-79.
- [111] 梁锋, 杨林, 赫强. 电控柴油机的在线失火诊断策略研究[J]. 内燃机学报, 2004, 22(4): 332-336.
- [112] Hwang J, Park Y, Bae C, et al. Fuel temperature influence on spray and combustion characteristics in a constant volume combustion chamber (CVCC) under simulated

- engine operating conditions[J]. *Fuel*, 2015, 160: 424-433.
- [113] Ye J. Application of extension theory in misfire fault diagnosis of gasoline engines[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 1217-1221.
- [114] 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[D]. 中国: 太原理工大学, 2015.
- [115] 刘升刚. 基于神经网络的电喷发动机故障诊断技术研究[D]. 中国: 重庆理工大学, 2012.
- [116] 徐晓齐. *OBDO 车载诊断系统与维修案例解析*[M]. 北京: 化学工业出版社, 2014: 13-16.
- [117] Cesario N, Tagliatella F, Lavorgna M. Methodology for misfire and partial burning diagnosis in SI engines[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2006, 4(1): 1024-1028.
- [118] 尉庆国, 苏铁熊, 董小瑞. *汽车发动机构造及原理*[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012: 11-21.
- [119] 付永领, 祁晓野. *AMESim 系统建模和仿真——从入门到精通*[M]. 北京: 北京航空航天大学, 2006: 1-67.
- [120] Heywood J B. *Internal combustion engine fundamentals*[M]. US: ISBN, 1988: 722-723.
- [121] Vahidi A, Druzhinina M, Stefanopoulou A, et al. Simultaneous mass and time-varying grade estimation for heavy-duty vehicles[C]// In Proceedings of Proceedings of American Control Conference: IEEE Press, 2003: 4591-4956.
- [122] Druzhinina M, Stefanopoulo A G, Moklegaard L. Speed gradient approach to longitudinal control of heavy-duty vehicles equipped with variable compression brake[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2002, 10(2): 209-220.
- [123] Moklegaard L, Druzhinina M, Stefanopoulou A. Brake valve timing and fuel injection: a unified engine torque actuator for heavy-duty vehicles[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2010, 36(36): 179-201.
- [124] The MathWorks. *Using simulink and stateflow in automotive application*[Z]. USA: The MathWorks Inc, 1998: 8-10.
- [125] 于金永. 基于滑模观测器的故障重构方法研究[D]. 中国: 哈尔滨工业大学, 2010.
- [126] 刘金琨. *滑模变结构控制 MATLAB 仿真*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 3-

66.

- [127] 鞠旋. 自适应滑模观测器的研究与应用[D]. 中国: 江南大学, 2011.
- [128] 杨斌. 面向车联网的汽车发动机电子节气门滑模控制研究[D]. 中国: 重庆邮电大学, 2015.
- [129] 任平, 王波. 基于 NEDC 工况的发动机能量利用率分析方法[J]. 设计研究, 2014: 18-23.
- [130] 李捷辉, 唐敏. NEDC 循环工况法轻型汽车排放特性模拟计算[J]. 小型内燃机与摩托车, 2010, 39(4): 49-52.
- [131] Dextreit C, Kolmanovsky I V. Game theory controller for hybrid electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(2): 652-663.
- [132] 朱义胜, 董辉, 李作洲. 非线性系统[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 380-383.
- [133] Brewick P T, Masri S F. An evaluation of data-driven identification strategies for complex nonlinear dynamic systems[J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 85(2): 1297-1318.

致谢

三年的时光，一晃而过，忆往昔峥嵘岁月，酸甜苦辣，皆在苦乐交杂的生活中渐行渐远。从入学时的迷茫、艰难，到获得成绩时的高兴与满足，到现在即将毕业的留恋不舍，一路走来，充实而幸福。回顾匆匆的研究生生涯，似乎一切都仅仅只是开始，都那么踏实，三年的经历，有和蔼可亲的老师，有亦师亦友的同门，有形影不离的室友，有鼓励与进步的朋友，他们都极大地丰富了我的人生。

自踏入研究生之路起始，导师郑太雄教授便一直默默地帮助我，无微不至的关心我，无论在学术上和生活中都教会了我很多道理，这些都是我将永远放在心底的宝贵财富，能让我未来的人生道路走得更加理智与稳健。同时，我要向郑老师严谨的作风、求实的态度、一丝不苟的工作精神学习，这是我心中最敬佩的榜样力量。借此机会，我更要向郑老师表达出我最崇高的敬意与最真挚的感谢，向您真诚的道一声：郑老师，您辛苦了。

感谢李永福教授，非常感谢您对我学业上的指导，您那深厚的学术情怀对我产生了极大的触动，在您的一次次教导中，我收获了极大的进步。您对生活的热情，对工作的孜孜不倦，都是我学习中极大的动力与榜样，并让我明白：唯有努力，才不会辜负人生，才会迎来幸运。

感谢李银国教授，是您给我创造如此良好的学习环境，为我们提供了诸多科研实践的机会，让我在研究生生涯获得了极大的锻炼与发展，让我能在以后的工作中更快的适应新环境。

感谢我无私付出的父母，是你们为我创造出了无忧无虑的生活学习条件，是你们给了我这一次次不断改变自己的机会，是你们让我懂得了感恩与学习进取，你们对我的支持是我人生中永远也不会遗忘的篇章，谢谢你们。

感谢我亲切的团队，感谢我的小伙伴们，是你们陪我一起度过了充实的实验室生活，也要特别的感谢杨斌师兄，是你们一次次的为我解疑答惑，熬过那迷惑的岁月，顺利取得了突破。

最后，由衷的感谢在百忙之中评阅论文与参与答辩的各位专家、教授！

张瑜

二零一七年四月于重庆

攻读硕士学位期间从事的科研工作及取得的成果

➤ 参与科研项目:

- [1] 重庆市自然科学基金(Grant No. CSTC2014JCYJA60003), 市级, 2014.09~2017.06
- [2] 重庆市第七届“科慧杯”研究生创新创业大赛(渝教研[2015]13号), 市级, 2015.12~2016.11
- [3] 重庆市研究生科研创新项目(Grant No. CYS16168), 市级, 2016.01~2017.04

➤ 发表及完成论文:

- [1] 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[J]. 自动化学报, 2017, 43(4): 497-515. (已见刊待检索)
- [2] Yu Zhang, Rui Tan, Taixiong Zheng, et al. Real-time crankshaft angular speed tracking and indicated torque estimation via optimized Luenberger sliding mode observer[C]//In Proceedings of the International Conference on Advances in Energy Resources and Environment, *Engineering*, Guangzhou, China, 2017. (EI 检索, 检索号: 20171803614289)
- [3] Yu Zhang, Tonglin Zhou, Taixiong Zheng, et al. Misfire detection based on switched state observer of hybrid system in internal combustion engine[C]//In Proceedings of International Conference on Advanced Manufacturing Technology and Materials Engineering, Guangzhou, China, 2017, 1829, 020043. (已见刊待检索)
- [4] Taixiong Zheng, Yu Zhang, Yongfu Li, Lichen Shi. Real-time combustion torque estimation and dynamic misfire fault diagnosis in gasoline engine[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2017. (SCI 在审: NODY-D-17-01008)
- [5] Rui Tan, Yu Zhang, Taixiong Zheng, et al. Valve clearance fault diagnosis of internal combustion engine based on wavelet packet and k-nearest neighbors[C]//In Proceedings of International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering, Guangzhou, China, 2017, 865-869. (已见刊待检索)

➤ 专利:

- [1] 郑太雄, 张瑜, 周铜林, 等. 一种云平台下的驾驶员危险操作行为监测系统及

方法, 申请号: 201610142903.2. (已受理)

➤ **获奖:**

- [1] 2015 年于重庆邮电大学获“中关村青联杯”第十二届全国研究生数学建模竞赛全国一等奖
- [2] 2016 年于重庆邮电大学获研究生国家奖学金
- [3] 2016 年于重庆邮电大学获重庆市第七届“科慧杯”研究生创新创业大赛三等奖
- [4] 2017 年于重庆邮电大学获“重庆市优秀毕业研究生”称号
- [5] 2015 年于重庆邮电大学获研究生一等奖学金
- [6] 2016 年于重庆邮电大学获“优秀毕业研究生”称号
- [7] 2015 年于重庆邮电大学获“优秀研究生”称号
- [8] 2016 年于重庆邮电大学获“自立自强先进个人”称号
- [9] 2015 年于重庆邮电大学获“青年志愿者先进个人”称号
- [10] 2014 年于重庆邮电大学获研究生三等奖学金
- [11] 2015 年于重庆邮电大学获自动化学院“同心杯”篮球赛亚军

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得重庆邮电大学或其他单位的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的人员对本文研究做出的贡献均已在论文中作了明确的说明并致以谢意。

作者签名：张瑜

日期：2017年6月21日

学位论文版权使用授权书

本人完全了解重庆邮电大学有权保留、使用学位论文纸质版和电子版的规定，即学校有权向国家有关部门或机构送交论文，允许论文被查阅和借阅等。本人授权重庆邮电大学可以公布本学位论文的全部或部分内容，可编入有关数据库或信息系统进行检索、分析或评价，可以采用影印、缩印、扫描或拷贝等复制手段保存、汇编本学位论文。

（注：保密的学位论文在解密后适用本授权书。）

作者签名：张瑜

日期：2017年6月21日

导师签名：郑太雄

日期：2017年6月21日