

# 汽车电子控制系统中的传感器信号处理与故障检测

莫宗维 王涛 周梅

重庆电讯职业学院 重庆市江津区 402247

**摘要:** 随着汽车工业的快速发展,现代汽车中电子控制系统的应用日益广泛。电子控制系统通过各种传感器实时获取车辆运行状态信息,进行数据处理和控制决策,从而提升汽车的性能、安全性和舒适性。汽车电子控制系统中的传感器信号处理与故障检测也是确保汽车稳定运行的关键技术之一,本文旨在探索汽车电子控制系统中传感器信号处理与故障检测的先进方法,提升系统的可靠性和安全性。此研究不仅有助于提升汽车电子控制系统的性能与安全性,也为其他领域的传感器信号处理与故障检测提供参考。

**关键词:** 汽车电子控制系统;传感器信号处理;故障检测

## 引言

随着汽车工业的快速发展,现代汽车中电子控制系统的应用日益广泛。电子控制系统通过各种传感器实时获取车辆运行状态信息,进行数据处理和控制决策,从而提升汽车的性能、安全性和舒适性。然而传感器信号的准确性和可靠性直接影响着电子控制系统的整体性能,如何有效处理传感器信号并进行故障检测成为当前研究的热点和难点。本研究旨在探索汽车电子控制系统中传感器信号处理与故障检测的先进方法,同时也为其他领域的传感器信号处理与故障检测提供参考与借鉴。

### 1. 汽车电子控制系统概述

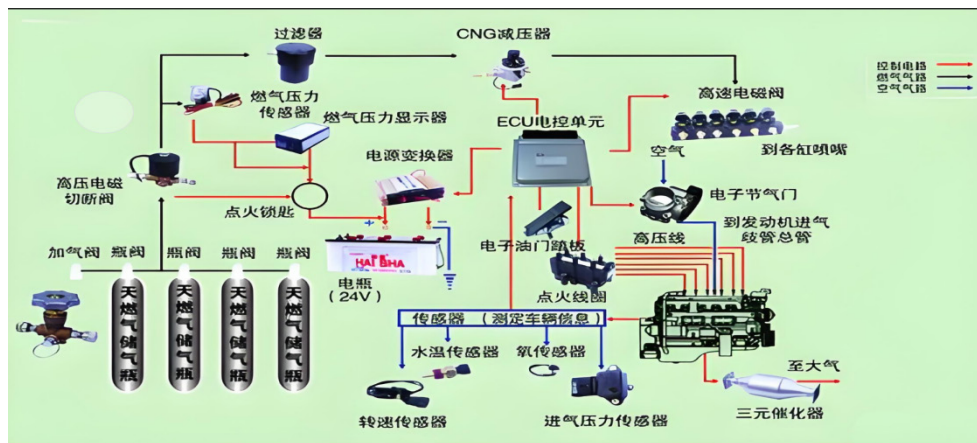
汽车电子控制系统由多个子系统构成,包括发动机控制系统、变速器控制系统、车身控制系统、制动控制系统以及车载信息娱乐系统等。每个子系统通过电子控制单元(ECU)

进行控制和管理,ECU通过传感器采集车辆速度、转速、温度、压力等运行状态参数,经过信号处理后进行分析,再通过执行器实现对车辆的控制。这种系统构成使得汽车在运行过程中能够实现更精确和高效地控制,提升了整车的性能和安全性。传感器在汽车电子控制系统中起着至关重要的作用,是系统获取外界信息的主要手段。通过传感器,系统可以实时监测车辆各个部件的工作状态、环境条件以及驾驶员的操作意图,从而作出相应的控制决策<sup>[1]</sup>。

### 2. 传感器信号处理技术

#### 2.1 信号采集与预处理

信号采集与预处理是传感器信号处理的基础,直接影响后续处理的准确性和效果。在信号采集中,各种传感器将温度、压力、速度等物理量转换为电信号,由于这些原始信号可能包含热噪声、电磁干扰以及机械振动等噪声,所以为



图一 汽车电子 ECU 控制单元

为了确保数据的准确性和可用性, 预处理步骤必不可少<sup>[2]</sup>。预处理的第一步通常是去噪。常用的去噪方法包括移动平均法、中值滤波和小波去噪等。移动平均法通过计算信号在一定窗口内的平均值来平滑噪声, 中值滤波则通过替换信号中的中值来去除尖锐的噪声点。小波去噪利用小波变换分离信号中的噪声成分。除了去噪, 还需要进行零漂校正, 以消除传感器的基线漂移现象。这通常通过设定基准值或使用高通滤波来实现。而后的归一化处理是预处理的最后一步, 通过将不同传感器的数据缩放到一个标准范围内, 确保各传感器数据在后续处理步骤中具有可比性, 这些步骤的综合应用, 使得信号在进入更复杂的处理和分析阶段前, 已经具备较高的质量和一致性。

## 2.2 信号滤波与降噪

信号滤波和降噪在传感器信号处理中至关重要, 因为它们直接影响信号的清晰度和准确性。滤波技术的主要目的是去除干扰和噪声, 同时保留有用的信息。根据不同的需求, 滤波方法可以分为低通滤波、高通滤波、带通滤波和带阻滤波等。低通滤波器用于去除电磁干扰和快速变化的干扰信号的高频噪声, 常见的低通滤波器则包括 RC 滤波器和 Butterworth 滤波器<sup>[4]</sup>。高通滤波器则用于去除传感器的漂移和低频机械振动类的低频噪声, 常见的应用方法包括差分滤波器和高阶高通滤波器。带通滤波器和带阻滤波器用于处理特定频段的信号, 而自适应滤波能够根据输入信号的变化动态调整滤波器参数, 实现更好的降噪效果, 卡尔曼滤波通过状态空间模型和最优估计, 对信号进行递归最小二乘估计, 有效滤除噪声并保留有用信号。这些高级滤波技术在多传感器系统中应用广泛, 大大提高了信号处理的准确性和可靠性。

## 2.3 信号特征提取与分析

信号特征提取与分析是将预处理后的信号转化为有意义的特征参数的过程, 是信号处理的重要环节。特征提取的目的是通过降低数据的维度, 保留信号中最具代表性的特征, 从而简化后续的分析和决策过程。特征参数通常分为时域特征、频域特征和时频域特征三类。时域特征包括均值、方差、峰值、偏度、峭度等, 这些特征描述了信号在时间轴上的变化规律。均值反映信号的平均水平, 方差表示信号的离散程度, 峰值、偏度和峭度则提供了信号的波动特性。频域特征通过傅里叶变换或功率谱密度分析等方法提取, 包

括主频率、带宽、频谱能量等, 反映信号的频率成分和能量分布。时频域特征结合了时域和频域信息, 通过短时傅里叶变换、小波变换等方法, 提供信号在时间和频率上的局部化特性。特征分析则通过统计分析、机器学习等方法, 对提取的特征进行进一步处理和分析。常用的方法包括主成分分析 (PCA)、线性判别分析 (LDA)、支持向量机 (SVM)、神经网络等。这些方法能够有效地发现信号中的模式和趋势, 支持故障检测、状态监控和系统诊断等应用。通过特征提取与分析, 复杂的信号处理问题可以被简化为对特征参数的分析, 从而提高处理效率和决策准确性。

## 3. 故障检测与诊断方法

### 3.1 故障检测的基本概念与分类

故障检测与诊断方法作为确保系统稳定运行的关键技术, 对于提升系统可靠性、减少停机时间具有重要意义。通过监测和分析系统运行数据, 识别并定位系统中的异常状态或故障的过程。它能够尽早发现系统潜在问题, 防止性能下降或系统损坏, 故障识别通过初步检测到异常, 确定故障具体发生的位置, 深入分析故障的性质和原因。根据检测方法的不同, 故障检测可分为传统方法和基于数据驱动的方法。传统方法通常依赖于系统的物理模型和信号处理技术, 具有较强的理论基础, 能够提供明确的物理意义。然而这些方法在处理复杂非线性系统和海量数据时, 往往面临适用性和准确性上的挑战, 所以基于数据驱动的方法利用现代机器学习和数据挖掘技术, 通过分析历史数据和实时数据, 建立故障检测模型, 更适合处理复杂系统的故障检测问题。

### 3.2 传统故障检测方法

传统故障检测方法包括模型驱动法和信号处理法。模型驱动法基于系统的数学模型, 通过对比实际测量值与模型预测值之间的差异 (即残差) 来检测故障。其关键在于构建准确的系统模型, 这些模型可以是解析模型、状态空间模型或基于物理规律的仿真模型。常见的模型驱动法包括参数估计法和状态观测器法。参数估计法通过估计系统模型参数的变化来检测故障, 递推最小二乘法和卡尔曼滤波能够实时更新系统参数, 当参数变化超出预设范围时, 系统判断为故障。状态观测器法利用状态观测器实时估计系统状态, 将估计值与实际测量值对比, 判断是否存在故障。残差生成法通过生成与系统故障相关的残差信号, 并设置阈值判断是否出现故障, 残差的统计特性可以用于故障检测。模型驱动法适用

于具有明确物理模型和较稳定运行状态的系统，但在处理复杂非线性 and 多变工况时，模型的准确性和适用性受到限制，需要高质量的模型和精确的参数估计，这对一些实际系统可能较难实现。

信号处理法通过分析传感器信号的特征来检测故障，常用的方法包括时域分析、频域分析和时频域分析等。时域分析法通过统计分析信号的时域特征来识别异常。时域分析方法直观且易于实现，但在处理复杂信号时，特征提取和设定阈值可能较为繁琐。频域分析法利用傅里叶变换将信号转换到频域，分析频谱特征来检测故障。功率谱密度分析可以揭示信号的频率成分变化，适用于周期性故障的检测。频域分析方法能够提供信号的频率特征，但对非平稳信号的处理能力有限。时频域分析法结合时域和频域信息，通过小波变换或短时傅里叶变换等方法，捕捉信号的时频特征。这些方法适用于非平稳信号的分析，能够提供信号在时间和频率上的局部化特性。时频域分析方法复杂度较高，但能够有效处理复杂信号。信号处理法直观且易于实现，适用于各种信号分析场景，但在处理复杂信号时，提取特征和设定阈值的过程可能较为繁琐，需要经验丰富的工程师进行调试和优化。

### 3.3 基于数据驱动的故障检测方法

基于数据驱动的故障检测方法利用机器学习和深度学习技术，通过分析历史数据建立检测模型，自动识别模式和异常。常见的机器学习方法包括监督学习、无监督学习和半监督学习，监督学习通过标记数据训练分类器，能够准确分类已知故障，但对未知故障的检测能力有限。无监督学习则通过聚类分析未标记数据，适用于探索未知故障模式，但解释性较差。半监督学习结合少量标记数据和大量未标记数据进行训练，提高了在标记数据不足情况下的检测性能。因此机器学习方法在处理大规模数据和复杂故障模式时具有明显优势，但也需要大量训练数据和计算资源，且模型训练和参数调优过程复杂。

深度学习算法通过多层神经网络自动提取特征和检测故障，常用方法有卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）和自动编码器。CNN 适用于处理时空数据和图像数据，RNN 则适用于处理时间序列数据，但其训练时间较长，

容易出现梯度消失问题。自动编码器通过自监督学习，从重构误差中检测故障，适用于无监督异常检测。尽管深度学习算法在处理高维和复杂数据时表现优异，但它们对数据量和计算能力要求高，模型训练复杂需要专业知识进行调试。

数据挖掘方法通过分析大数据发现潜在模式和关联，实现故障检测。常用方法包括关联规则挖掘、序列模式挖掘和异常检测算法。关联规则挖掘通过分析频繁模式识别异常，适用于大规模事务数据。序列模式挖掘通过分析时间序列中的频繁序列，适用于挖掘重复模式。异常检测算法则通过统计分析和聚类方法识别异常点，自动识别离群点。数据挖掘方法在处理大规模数据和复杂关系时表现优异，但需要结合具体应用场景进行算法选择和参数调整。

## 4. 结论与展望

随着信息技术的迅猛发展和工业自动化的深入推进，系统故障检测技术也在不断进步和创新。目前，我们已经看到了传统故障检测方法和基于数据驱动的故障检测方法各自的优缺点。在未来，随着大数据、云计算和人工智能技术的不断成熟，我们有理由相信故障检测将迎来更为广阔的发展前景。近年来基于数据驱动的机器学习和深度学习方法为传感器信号处理与故障检测提供了新的思路，但其在实际应用中的稳定性和实时性仍需进一步验证，笔者希望此文不仅有助于提升汽车电子控制系统的性能与安全性，也为其他领域的传感器信号处理与故障检测提供参考。

### 参考文献：

- [1] 智能传感器在汽车电子系统中的应用 [J]. 姜菲菲. 电子世界, 2020(21)
- [2] 传感器在汽车车身电子控制系统中的应用研究 [J]. 许凌; 王源绍; 迟英姿. 科学咨询 (教育科研), 2020(09)
- [3] 汽车电子控制系统中传感器的应用与研究 [J]. 姜云斐; 胡胜龙; 徐晓宇. 2019(20)
- [4] 探讨智能传感器在现代汽车电子系统中的应用 [J]. 熊思琴. 汽车与驾驶维修 (维修版), 2018(04)

### 作者简介：

莫宗维 (1991.01)，女，汉族，重庆合川人，本科，工程师，研究方向：汽车检测与维修。